POLITECNICO DI TORINO
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Civile

Tesi di Laurea Magistrale

Algoritmi per l'identificazione del danno attraverso il monitoraggio strutturale con accelerometri

Relatore
Prof. Gabriele Bertagnoli
Correlatore
Prof. Alfredo Cigada

Candidato
Mario Ferrara

Anno Accademico 2020-2021

Ai miei genitori,

a chi ha sempre creduto in me.

ABSTRACT

The issue of Structural Health Monitoring (SHM) has gained prominence in many branches of engineering in the past decades, particularly in the automotive, aerospace, and civil sectors. To date, several SHM techniques have been implemented, allowing variations in the dynamic behaviour of the monitored structural system to be investigated through their application. All methods based on Operational Modal Analysis (OMA) have attracted considerable interest, especially in the field of civil engineering. In fact, unlike Experimental Modal Analysis (EMA) techniques, based on the knowledge of the forcing of the structural system and the reading of its response, OMA methods allow to obtain reliable results based on the monitoring of only the structural response of the system, subject to arbitrary environmental excitation. For this last point, OMA methods are of particular interest in monitoring civil engineering structures which, due to their large scale, are difficult to be excited by a controlled force.

While OMA methods provide reliable and accurate monitoring of the structural system under investigation, they also present a considerable complexity and high computational effort, which is not sustainable for a real-time monitoring system. For this reason, simpler SHM methods with a lower computational effort have attracted interest in recent years. Undoubtedly, the application of artificial neural networks (ANN) directly to raw structural response data represents one of the most interesting and studied perspectives in recent years for real-time monitoring.

In the following thesis work, data from a laboratory test on two aluminium tension rods are analysed. The rods are subjected exclusively to environmental excitation. Different damage levels are simulated on one of the two tension rods. Three different OMA methods of increasing complexity are applied to evaluate the effects of simulated damage on the dynamic behaviour of the system. The change in dynamic behaviour is evaluated as a percentage of the change in the frequencies of the vibration modes of the system with respect to the nominal conditions. The environmental conditions have a considerable influence on the dynamic behaviour of the structure, have been considered with particular care to correctly evaluate the results provided by the OMA methods. The three most used OMA methods were applied. As mentioned above, the complexity of the applied methods is gradually increasing to assess the difference between the results provided by the applied methods. This first phase aims to validate the sampled data and to reliably assess the effects of the simulated damage.

In a second step, after accurately assessing the effects of simulated damage using OMA methods, tools for SHM are applied, which on the one hand require less computational effort, present less complexity and are of particular interest for real-time monitoring applications; on the other hand, guarantee a more limited level of accuracy than OMA methods. Interesting results were obtained by applying an autoencoder neural network directly to the raw data provided by the sensors.

INDICE

ABSTRACT .... **V**

CAPITOLO 1 .... **11**

1.1. INTRODUZIONE 11
1.2. BASI DEL MONITORAGGIO DELLO STATO DI SALUTE DELLE STRUTTURE 12
1.3. DESCRIZIONE DELLA PROVA DI LABORATORIO 13
1.3.1. Caratteristiche geometriche delle travi 13
1.3.2. Strumenti di misura posizionati sulle travi 14
1.3.3. Acquisizione e salvataggio dei dati 15

CAPITOLO 2 .... **17**

MONITORAGGIO DINAMICO **17**

2.1. MONITORAGGIO DINAMICO DI UNA STRUTTURA 17
2.1.1. Analisi modale sperimentale 17
2.1.2. Analisi modale operativa 17
2.2. ANALISI DEI SEGNALI 18
2.2.1. Frequenza di campionamento 18
2.2.2. Aliasing 18
2.3. STRUMENTI MATEMATICI PER L'ANALISI DEI DATI 19
2.3.1. Funzioni di correlazione 19
2.3.2. Funzioni di densità spettrale 21
2.4. MODELLI DINAMICI 23
2.4.1. Modello spaziale 23
2.4.2. Modello modale 24
2.4.3. Modello nello spazio delle fasi 25
2.5. METODI DI IDENTIFICAZIONE BASATI SULL'ANALISI MODALE OPERATIVA 26
2.5.1. Metodo Peak-Picking 27
2.5.2. Covariance-driven Stochastic Subspace Identification (Cov-SSI) 27
2.5.3. Poly-Reference Least Squares Complex Frequency Method (PolyMAX) 30
2.6. CALCOLO DELLE FREQUENZE TORICHE PROPRIE DELLA TRAVE 34
2.6.1. Fune tesa 34
2.6.2. Trave semplicemente appoggiata non soggetta a forza assiale 34
2.6.3. Trave semplicemente appoggiata soggetta a sforzo assiale 35
2.6.4. Trave doppiamente incastrata non soggetta a sforzo assiale 35
2.6.5. Trave doppiamente incastrata soggetta a sforzo assiale 35

CAPITOLO 3 .... **39**

ANALISI DEI DATI **39**

3.1. ANALISI DEI DATI GREZZI 40
3.1.1. Data-set di 72 ore: travi in condizioni nominali 40
3.1.2. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva dell'1% in mezzeria 48
3.1.3. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva del 3% in mezzeria. Prova con disturbo 52
3.1.4. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva del 3% in mezzeria. Prova senza disturbo 56
3.1.5. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva del 5% ad L/10 60
3.2. CORREZIONE DEL DATO DI FORZA ASSIALE 64
3.3. PARAMETRI MODALI DELLE TRAVI 71
3.3.1. Peak-Picking 71
3.3.1.1. Identificazione frequenze picco 1. Discretizzazione del data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto. Data-set di 72 h 76
3.3.1.2. Identificazione frequenze picco 1. Discretizzazione del data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi. Data-set di 72 h 77
3.3.1.3. Identificazione frequenze picco 1. Discretizzazione del data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi. Data-set di 72 h 78
3.3.1.4. Considerazioni sulle frequenze identificate per il picco 1. Data-set di 72 h 79
3.3.1.5. Identificazione frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Data-set di 72 h 82
3.3.1.6. Identificazione frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Data-set di 72 h 83
3.3.1.7. Considerazioni sulle frequenze identificate per i picchi successivi al primo. Data-set di 72 h 84

3.3.1.8. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva dell'1% in mezzeria della trave 1 88
3.3.1.9. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva del 3% a in mezzeria della trave 1 90
3.3.1.10. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva del 3% b in mezzeria della trave 1 92
3.3.1.11. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva del 5% ad L/10 sulla trave 1 .. 94
3.3.1.12. Correlazioni tra frequenze identificate e temperatura e tra frequenze identificate e forza assiale 96
3.3.1.13. Correzione delle frequenze identificate 119
3.3.1.14. Considerazioni finali sul metodo Peak-Picking 134
3.3.2. Cov-SSI e metodo PolyMAX 135
3.3.2.1. Frequenze identificate trave 1, discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti 140
3.3.2.2. Frequenze identificate trave 1, discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti 143
3.3.2.3. Frequenze identificate trave 2, discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 147
3.3.2.4. Frequenze identificate trave 2, discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 151
3.3.2.5. Considerazioni sulle frequenze identificate 155
3.3.2.6. Correlazioni tra frequenze identificate e temperatura e tra frequenze identificate e forza assiale 155
3.3.2.7. Correzione delle frequenze identificate 167
3.3.2.8. Confronto tra le frequenze corrette 182
3.3.2.9. Considerazioni finali su metodo PolyMAX e algoritmo cov-SSI 212

CAPITOLO 4 213

TRASFORMATA DI HILBERT-HUANG 213

4.1. HHT 213
4.1.1. Intrinsic Mode Function (IMF) 213
4.1.2. Empirical Mode Decomposition (EMD) 214
4.1.3. Trasformata di Hilbert 217
4.2. RISULTATI OTTENUTI DALL'APPLICAZIONE DELLA TRASFORMATA DI HILBERT-HUANG 219
4.2.1. Analisi dell'intero data-set 227
4.3. CONSIDERAZIONI FINALI SUI RISULTATI OTTENUTI DALL'APPLICAZIONE DEL METODO HHT 237

CAPITOLO 5 239

MACHINE LEARNING. APPLICAZIONI AL MONITORAGGIO STRUTTURALE 239

5.1. RETI NEURALI ARTIFICIALI (ANN) 239
5.2. ANALISI DELLE TIME-HISTORIES DEL DATO DI FORZA ASSIALE ATTRAVERSO UNA RETE NEURALE DI TIPO AUTOENCODER 245
5.3. ANALISI DEGLI ACCELEROGRAMMI ATTRAVERSO UNA RETE NEURALE DI TIPO AUTOENCODER 250
5.3.1. Analisi degli accelerogrammi per la trave 1 250
5.3.2. Analisi degli accelerogrammi per la trave 2 257
5.4. CONSIDERAZIONI FINALI SULL'APPLICAZIONE DELLE RETI NEURALI AUTOENCODER 265

CONCLUSIONI 267

INDICE DELLE FIGURE 269

INDICE DELLE TABELLE 291

BIBLIOGRAFIA 297

RINGRAZIAMENTI 299

Capitolo 1

1.1. Introduzione

Le strutture civili, tra cui l'esempio più rilevante è rappresentato dai ponti, hanno da sempre ricoperto un ruolo fondamentale nello sviluppo economico e nel benessere sociale di un paese. I sistemi strutturali presentano numerose vulnerabilità, la principale è rappresentata dal degrado strutturale nel corso degli anni. L'impatto socioeconomico del degrado delle strutture civili ha un notevole peso, per questo è necessaria un'adeguata manutenzione dei sistemi strutturali che risultano essere carenti.

Negli ultimi anni a causa di sfortunati avvenimenti, culminati con il crollo del viadotto sul Polcevera nell'agosto del 2018 a seguito del quale si sono contate quarantatré vittime, il tema del monitoraggio strutturale è diventato sempre più sentito e sempre più centrale nell'ambito dell'ingegneria civile. A tal fine numerose metodologie di indagine e di ispezione sono state implementate nel corso degli anni, in modo da far fronte al problema del monitoraggio strutturale precedentemente citato.

Le indagini più utilizzate, per valutare lo stato di salute di un sistema strutturale, sono nella maggioranza dei casi indagini di tipo visivo. Se da un lato questa tipologia di indagine è immediata e non richiede particolari complessità, tuttavia presenta numerosi limiti. La loro efficacia è fortemente correlata all'esperienza di chi esegue l'ispezione. Il livello di precisione che si riesce a garantire è molto limitato, considerando che solo i danni che sono effettivamente visibili possono essere valutati. Il danneggiamento di elementi non accessibili per l'ispezione potrebbe portare ad una valutazione dello stato di salute della struttura non affidabile [10].

Il monitoraggio dello stato di salute di una struttura (Structural Health Monitoring, SHM), indica il processo in grado di valutare le sue condizioni di salute rilevando le variazioni dei parametri strutturali di interesse [9]. A seguito di un danneggiamento strutturale, infatti, i parametri scelti come parametri caratteristici della struttura (frequenze fondamentali della struttura, smorzamento ecc.) subiranno una variazione rispetto alle condizioni di normale esercizio. Il compito principale di un sistema di monitoraggio dello stato di salute di una struttura è, quindi, fornire su base continua e in tempo reale informazioni sullo stato della struttura e di segnalare, eventualmente, condizioni di non sicurezza.

I sistemi di monitoraggio dello stato di salute delle strutture hanno guadagnato un forte interesse nell'ambito dell'ingegneria civile negli ultimi decenni. In modo particolare, per il grande vantaggio di poter valutare il comportamento strutturale e lo stato di salute della struttura in tempo reale, elaborando i dati raccolti da una rete di sensori che monitorano la risposta strutturale sotto carichi di esercizio. Per quanto detto in quest'ultimo punto, la scelta dei sensori ricopre un ruolo fondamentale nella valutazione dello stato di salute di una struttura [5]. Una progettazione accurata del posizionamento della rete di sensori sulla struttura è il primo step per una campagna di monitoraggio adeguata. I sensori sono installati sulla struttura al fine di raccogliere i dati più significativi in grado di descrivere la sua risposta sotto sforzo, è inoltre indispensabile l'utilizzo di sensori complementari utili a raccogliere informazioni secondarie fondamentali per l'analisi, ad esempio relativi alle condizioni ambientali.

Nel corso degli anni numerose metodologie per l'analisi dello stato di salute strutturale sono state proposte. Dalle più complesse e con alto onere computazionale, alle più semplici e di immediata applicazione. In generale, è prassi l'utilizzo di tecniche di monitoraggio più semplici e con onere computazionale ridotto per le analisi in continuo dei dati. Quando i risultati forniti da questi metodi indicano una deviazione rispetto al comportamento standard della struttura si interviene con metodi più avanzati e molto più accurati, al fine di valutare se effettivamente ci sia la presenza di una condizione anomala o sia solo una deviazione del metodo più semplice [9].

1.2. Basi del monitoraggio dello stato di salute delle strutture

Il monitoraggio dello stato di salute delle strutture (SHM) è un processo di controllo della condizione di una struttura attraverso un sistema di monitoraggio automatizzato. Le tecniche di SHM nascono nei campi automotive e aerospaziale, ma grazie alla loro natura multidisciplinare e alle loro potenzialità, negli ultimi decenni sono stati ampiamente utilizzati e adattati ai campi dell'ingegneria civile [1].

Il processo di SHM richiede l'osservazione e la valutazione dello stato di salute di una struttura nel corso del tempo. Il processo di osservazione, dunque, di campionamento dei dati necessari a svolgere le analisi ritenute più opportune al fine di valutare lo stato di salute, può essere fatto periodicamente, oppure, come sempre più di consuetudine negli ultimi anni, può essere svolto in continuo. Ovviamente nel secondo caso la mole di dati campionati non è trascurabile, opportuni accorgimenti per l'archiviazione dei dati devono essere seguiti [1], [5]. Ovviamente i vantaggi del monitoraggio con tecniche basate sullo SHM sono considerevoli e pongono rimedio al limite, che ancora oggi nel monitoraggio delle strutture civili è presente, ovvero basare il monitoraggio su ispezioni di tipo visivo della struttura, portandosi dietro una serie di approssimazioni non trascurabili [1], [10].

Gli obiettivi delle strategie di SHM possono essere suddivisi nei seguenti cinque livelli [1], [9].

- Livello 1: Rilevamento del danno, fornendo un'indicazione qualitativa sulla possibile presenza di un danneggiamento nella struttura;
- Livello 2: Localizzazione del danno, dando un'informazione sulla probabile posizione del danno nella struttura;
- Livello 3: Classificazione del danno, dando un'informazione sulla possibile tipologia di danno;
- Livello 4: Valutazione del danno, dando una stima della probabile estensione del danneggiamento;
- Livello 5: Prognosi del danno, dando informazioni sulla sicurezza strutturale, ad esempio stimando la vita utile della struttura a seguito del danneggiamento.

I livelli, nell'ordine in cui sono stati esposti precedentemente, rappresentano una crescente conoscenza del danneggiamento strutturale. Un livello di ordine alto generalmente richiede le informazioni necessarie alla determinazione dell'ordine più basso. I primi due livelli possono essere generalmente ottenuti usando il monitoraggio della risposta dinamica della struttura, saranno i livelli che di seguito verranno utilizzati per il sistema di monitoraggio esaminato.

Lo sviluppo di un metodo basato sul SHM generalmente dipende da due fattori chiave: la tecnologia dei sensori utilizzati per il monitoraggio e l'algoritmo utilizzato per l'interpretazione dei segnali campionati [1]. Un sistema di monitoraggio strutturale generalmente è costituito da una serie di componenti fondamentali: sensori, acquisizione dei dati, trasmissione dei dati, processamento dei dati, archiviazione dei dati e valutazione dello stato di salute della struttura. Ognuna di queste fasi ricopre un ruolo fondamentale.

Le strategie di monitoraggio dello stato di salute di una struttura possono essere catalogate in due gruppi principali: monitoraggio globale e monitoraggio locale [1], [9]. In generale, le due differenti tipologie di monitoraggio forniscono differenti tipologie di informazioni.

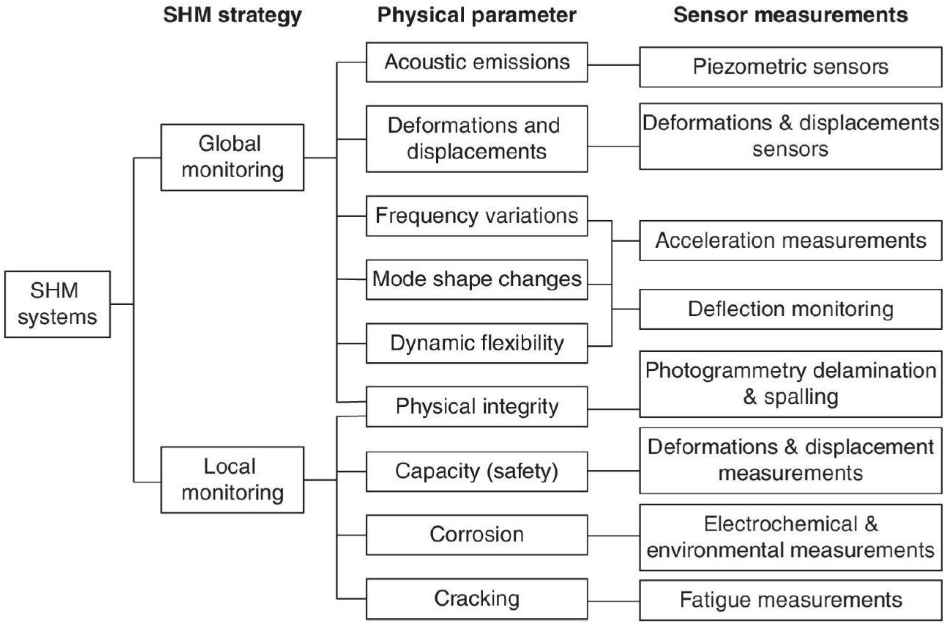

Figura 1.2.1: Strategie SHM per strutture civili. [1].

La figura sopra riportata mostra le due differenti tipologie di monitoraggio dello stato di salute delle strutture, il tipo di informazioni e il tipo di misura associata.

La scelta della tipologia di monitoraggio più appropriata dipende dalla morfologia della struttura. Ad esempio, un approccio globale deve essere scelto quando l'accesso a determinate parti della struttura è impedito. Per un sistema di monitoraggio globale, gli accelerometri rappresentano la tipologia di sensore che meglio si presta al SHM [1], basando l'analisi dello stato di salute della struttura sulla variazione dei parametri modali di interesse. Questo è l'approccio che nel seguente lavoro di tesi verrà utilizzato.

Anche se la tecnologia dei metodi SHM ha avuto una considerevole evoluzione nel corso degli anni, sono ancora presenti delle difficoltà significative nell'implementazione di sistemi SHM, soprattutto per quanto riguarda i metodi basati sull'analisi globale. Un elenco dettagliato delle difficoltà più comuni è fornito in [1] e [9].

1.3. Descrizione della prova di laboratorio

Viene eseguito il monitoraggio in continuo di due travi tese in alluminio, nominalmente con le medesime caratteristiche geometriche, sottoposte unicamente a vibrazioni ambientali.

1.3.1. Caratteristiche geometriche delle travi

La geometria delle travi è di seguito riportata in Figura 1.3.1.

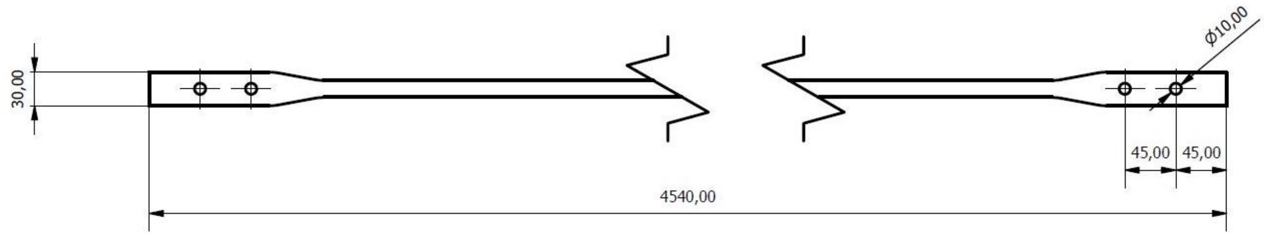

Figura 1.3.1: Caratteristiche geometriche della trave.

Di seguito viene riportata una breve sintesi sulle caratteristiche geometriche.

- Materiale: Alluminio serie 6000;
- Geometria: sezione rettangolare di base b=15 mm e altezza h=25 mm;
- Luce netta tra gli appoggi: L=4000 mm

1.3.2. Strumenti di misura posizionati sulle travi

Ognuna delle due travi è equipaggiata con i seguenti strumenti:

- 4 accelerometri monoassiali di tipo piezoelettrico, modello 603C01, mostrato in Figura 1.3.2

Figura 1.3.2: Accelerometro M603C01.

Gli accelerometri utilizzati per la prova hanno le seguenti caratteristiche:

Sensibilità 0.1 V/g, range di misura $\pm$50 g, range di frequenza 0.5$\div$10000 Hz.

- 1 estensimetro, preliminarmente tarato contro la cella di carico, per la misura della forza assiale sulla trave. Gli estensimetri per la trave 1 e per la trave 2 hanno le seguenti caratteristiche:

Sensibilità estensimetro sulla trave 1 -2.5E-5 V/kN;

sensibilità estensimetro sulla trave 2 -3.5E-5 V/kN.

- 1 termometro con sensibilità di 0.2 V/°C. Il termometro misura la temperatura del laboratorio. Quindi, la misura di temperatura sarà unica per le due travi.

Tutti i dati sono campionati ad una frequenza di 512 Hz.

In Figura 1.3.3 viene mostrato il set-up sperimentale precedentemente descritto.

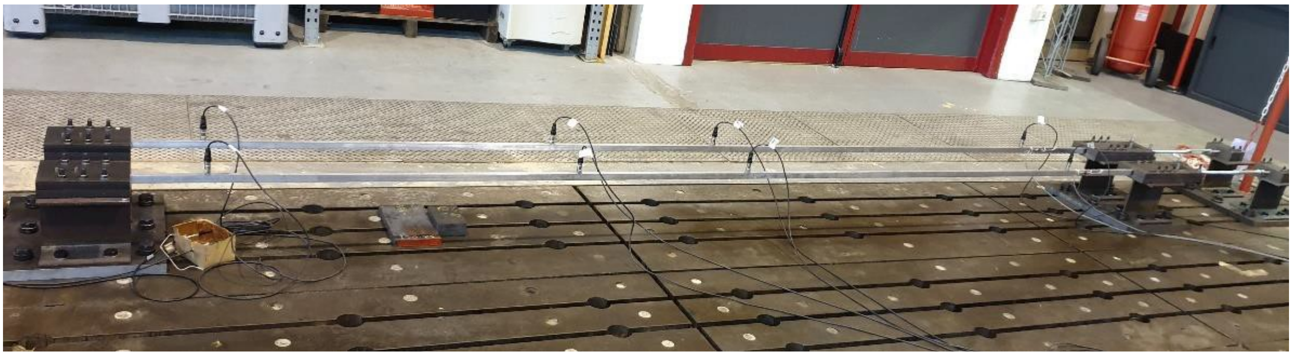

Figura 1.3.3: Set-up sperimentale.

1.3.3. Acquisizione e salvataggio dei dati

Fissato un intervallo temporale di acquisizione ($T_{acquisizione}$), al termine dell'intervallo temporale viene generato un file *.mat* contenente i dati campionati nell'intervallo. Il file generato contiene al suo interno una matrice di dimensioni $N_{acquisizioni}$ x N_{canali}. Dove il numero di dati campionato, indicato con $N_{acquisizioni}$, è ricavabile semplicemente come:

$$N_{acquisizioni} = T_{acquisizione} f_s$$

Nel caso in esame è stato fissato un intervallo di acquisizione di 600 secondi, ovvero 10 minuti. Dunque, la matrice dei dati campionati al termine dell'intervallo di acquisizione avrà dimensione 307200 x 11. Dove: 307200 è il numero di dati campionati da ogni sensore nel periodo di acquisizione, 11 è il numero dei sensori (8 accelerometri, 4 per ogni trave. 2 estensimetri, uno per ogni trave. Un termometro). Il file *.mat* generato alla fine di ogni intervallo di acquisizione avrà dimensioni di circa 26 Mb.

All'interno della matrice i dati sono disposti nel seguente modo:

- Dalla colonna 1 alla colonna 4: dati campionati dai quattro accelerometri sulla trave 1;
- Dalla colonna 5 alla colonna 8: dati campionati dai quattro accelerometri sulla trave 2;
- Colonna 9: dati campionati dall'estensimetro sulla trave 1;
- Colonna 10: dati campionati dall'estensimetro sulla trave 2;
- Colonna 11: dati campionati dal termometro.

Tutti i dati riportati all'interno della matrice sono espressi in volt [V], per ricavare le grandezze fisiche i dati riportati all'interno della matrice devono essere opportunamente divisi per la sensibilità dello strumento da cui sono stati campionati.

In Figura 1.3.4 viene mostrata la posizione degli accelerometri sulla trave, gli accelerometri sono denominati con la lettera C seguita da un numero, che indica la colonna della matrice nella quale i dati relativi a quell'accelerometro vengono raccolti.

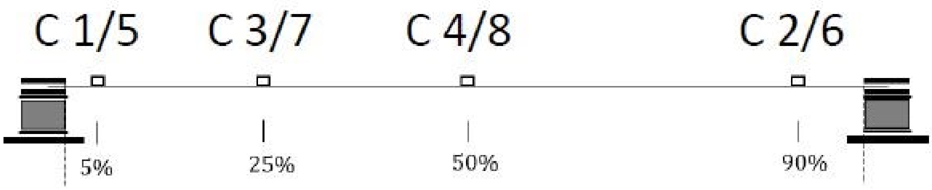

Figura 1.3.4: Posizione degli accelerometri sulle travi.

Capitolo 2

Monitoraggio dinamico

Nel seguente capitolo verranno mostrate le diverse metodologie di monitoraggio dinamico delle strutture, focalizzandosi maggiormente sui metodi basati sull'analisi modale operativa, che verrà applicata al fine di ricavare i parametri modali delle due travi in esame. Verranno inoltre esposte le basi matematiche fondamentali per l'applicazione dei metodi proposti.

2.1. Monitoraggio dinamico di una struttura

Il monitoraggio dinamico di una struttura è il processo che porta alla valutazione delle caratteristiche strutturali attraverso lo studio delle vibrazioni indotte [5]. Le vibrazioni indotte possono essere applicate mediante apposita forzante esterna, oppure, più semplicemente, possono essere misurate le vibrazioni indotte dall'eccitazione ambientale a cui il sistema è sottoposto. Nel primo caso la forzante che produce le vibrazioni strutturali è una forzante nota, nel secondo caso la forzante è incognita. Da questi due differenti casi si sviluppano due differenti tipologie di analisi modale: l'analisi modale sperimentale nelle condizioni di forzante nota, l'analisi modale operativa nelle condizioni di forzante incognita.

Il monitoraggio dinamico, si basa sulla consapevolezza che una variazione delle caratteristiche meccaniche della struttura a causa di un danneggiamento, provoca una variazione più o meno apprezzabile nel comportamento dinamico della struttura stessa [5]. Quindi, il concetto di base che viene utilizzato è il seguente: i parametri modali del sistema, quali frequenze, forme modali e smorzamento, sono fortemente dipendenti dalle caratteristiche meccaniche del sistema. Come conseguenza, qualsiasi variazione nelle caratteristiche meccaniche della struttura, produrrà una variazione nei parametri modali del sistema.

2.1.1. Analisi modale sperimentale

L'analisi modale sperimentale (Experimental Modal Analysis, EMA) permette l'identificazione dei parametri modali di un sistema attraverso la misura delle vibrazioni di una struttura soggetta ad una forzante eccitante nota. I metodi EMA sono stati largamente utilizzati negli anni, soprattutto negli ambiti automotive e aerospaziale. Però, l'applicazione dei metodi basati sull'analisi modale sperimentale diventa difficoltosa nell'ambito dell'ingegneria civile, poiché le dimensioni delle strutture da testare possono essere molto estese e il range di frequenze di risonanza è limitato [5]. Per questi motivi l'applicazione di una forzante che possa essere controllata e misurabile in una struttura civile è estremamente complicato ed economicamente dispendioso.

2.1.2. Analisi modale operativa

Le difficoltà nell'applicazione dell'analisi modale sperimentale viste in precedenza, possono essere superate dall'applicazione di metodi basati sull'analisi modale operativa (Operational Modal Analysis, OMA). L'analisi modale operativa permette la determinazione dei parametri modali di un sistema attraverso la sola misura delle vibrazioni strutturali [5]. In altre parole, si basa sulla conoscenza dei soli parametri di output della struttura, utilizzando come input, ovvero forzante della struttura, tutte le forzanti da cui essa è eccitata, ovvero, i carichi di normale esercizio della struttura stessa. Uno dei vantaggi più importanti nell'applicazione dell'analisi modale operativa è quello di poter applicare metodologie di monitoraggio dello stato di salute di una struttura. Nella pratica, basta installare una serie di accelerometri sulla struttura e sviluppare un algoritmo che permetta di estrarre i parametri strutturali in tempo continuo, in modo da poter valutare la loro evoluzione nel tempo [5]. Bisogna prestare molta attenzione alla qualità del segnale che gli accelerometri campionano e all'influenza dei parametri ambientali sulla misura strumentale, per evitare di valutare in modo errato i parametri dinamici.

2.2. Analisi dei segnali

L'analisi dei segnali gioca un ruolo fondamentale nell'estrazione di informazioni corrette dai dati campionati. L'elaborazione del segnale è particolarmente complicata quando si passa dal dominio tempo al dominio delle frequenze. Infatti, i segnali sono definiti come funzioni matematiche del tempo [5]. Tuttavia, essi sono comunemente studiati attraverso modelli matematici in cui la frequenza è considerata la variabile di riferimento. La conversione dal dominio del tempo al dominio delle frequenze porta ad una serie di approssimazioni inevitabili, che devono essere prese in considerazione per ottenere risultati in cui l'errore causato dal cambio di dominio sia limitato. Di seguito verranno mostrate le procedure più utilizzate per evitare, o per lo meno ridurre il più possibile, gli errori nel processamento dei dati campionati.

2.2.1. Frequenza di campionamento

Il segnale reale è ovviamente un segnale continuo nel tempo, il campionamento trasforma un segnale continuo nel tempo in un segnale discreto [5]. Quindi il segnale reale continuo, è trasformato in un segnale a tempo discreto misurando la funzione del segnale continuo ogni t_s secondi, dove t_s è il periodo di campionamento. Quindi, semplicemente la frequenza di campionamento sarà data da:

$$f_s = \frac{1}{t_s} \tag{2.1}$$

La scelta del valore di frequenza di campionamento, dunque, gioca un ruolo fondamentale nel monitoraggio dinamico. Generalmente è un compromesso tra l'esigenza di avere la riproduzione di un segnale a tempo discreto sufficientemente accurato, e l'esigenza di limitare il più possibile la quantità di dati campionati [5].

È di fondamentale importanza conoscere il range di frequenze di interesse da investigare in modo tale da settare la frequenza di campionamento adeguata in accordo col criterio di Nyquist: $f_N = f_s/2$. Ovvero la massima frequenza che può essere analizzata è pari alla metà della frequenza di campionamento.

2.2.2. Aliasing

L'aliasing è l'effetto di una frequenza di campionamento inadeguata affinché il segnale a tempo discreto riesca a ricostruire in modo accurato il segnale a tempo continuo e quindi reale. Gli effetti dell'aliasing sono mostrati in figura Figura 2.2.1. Per evitare la comparsa di errori dovuti all'aliasing è necessario rispettare il criterio di Nyquist [5].

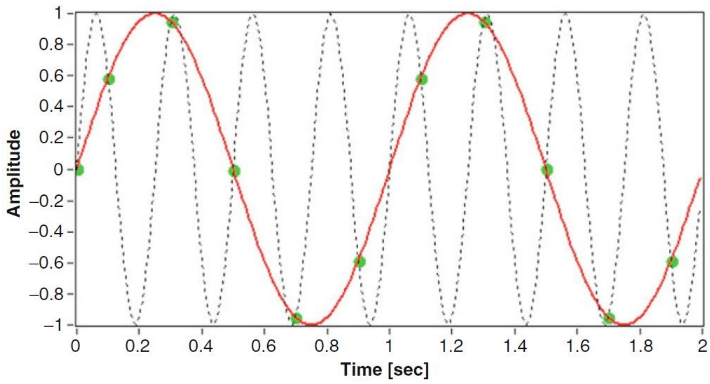

Figura 2.2.1: Aliasing. Segnale reale linea tratteggiata, segnale con aliasing linea rossa. Figura estratta dal libro "Operational Modal Analysis of Civil Engineering Structure".

2.3. Strumenti matematici per l'analisi dei dati

Di seguito verranno riportati alcuni richiami sugli strumenti matematici alla base dell'analisi dei dati campionati e alla base dei metodi di analisi modale operativa che verranno applicati in seguito.

2.3.1. Funzioni di correlazione

Le funzioni di correlazione giocano un ruolo fondamentale nell'analisi di sistemi basati solo sulla risposta di output. Infatti, sotto l'ipotesi di risposta stazionaria e casuale della struttura, le statistiche del secondo ordine contengono tutte le informazioni fisiche, come proposto da Ranieri e Fabbrocino in [5].

Date due funzioni campionate $x_k(t)$ e $y_k(t)$ di due processi stazionari e casuali, il valore medio delle due funzioni, indipendentemente dal tempo t, è dato da:

$$\mu_x = E[x_k(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} xp(x)dx \tag{2.2}$$

$$\mu_y = E[y_k(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} yp(x)dx \tag{2.3}$$

L'assunzione di processo stazionario e casuale fornisce funzioni di covarianza che sono anche esse indipendenti dal tempo.

$$C_{xx}(\tau) = E[(x_k(t) - \mu_x)(x_k(t+\tau) - \mu_x)] \tag{2.4}$$

$$C_{yy}(\tau) = E\big[(y_k(t) - \mu_y)(y_k(t+\tau) - \mu_y)\big] \tag{2.5}$$

$$C_{xy}(\tau) = E\big[(x_k(t) - \mu_y)(y_k(t+\tau) - \mu_y)\big] \tag{2.6}$$

Se i valori della media sono entrambi uguali a zero, allora la funzione di covarianza coincide con la funzione di correlazione.

$$R_{xx}(\tau) = E[x_k(t)x_k(t+\tau)] \tag{2.7}$$

$$R_{yy}(\tau) = E[y_k(t)y_k(t+\tau)] \tag{2.8}$$

$$R_{xy}(\tau) = E[x_k(t)y_k(t+\tau)] \tag{2.9}$$

R_{xx} e R_{yy} sono definite funzioni di auto-correlazione di $x_k(t)$ e $y_k(t)$, rispettivamente; R_{xy} è definita funzione di cross-correlazione tra $x_k(t)$ e $y_k(t)$.

Quando il valore medio è diverso da zero, le funzioni di covarianza e le funzioni di correlazione sono correlate dalle seguenti equazioni:

$$C_{xx}(\tau) = R_{xx}(\tau) - \mu_x^2 \tag{2.10}$$

$$C_{yy}(\tau) = R_{yy}(\tau) - \mu_y^2 \tag{2.11}$$

$$C_{xy}(\tau) = R_{xy}(\tau) - \mu_x\mu_y \tag{2.12}$$

Tenendo in considerazione che due processi stazionari e casuali non sono correlati se $C_{xy}(\tau)=0$ per ogni τ e che questo implica che $R_{xy}(\tau)=\mu_x\ \mu_y$ per ogni i τ, se μ_x o μ_y è uguale a zero, i due processi non sono correlati quando $R_{xy}(\tau)=0$ per ogni τ.

Considerando che le funzioni di cross-correlazione e cross-covarianza sono delimitate dalla seguente disuguaglianza:

$$\left|C_{xy}(\tau)\right|^2 \leq C_{xx}(0)C_{yy}(0) \tag{2.13}$$

$$\left|R_{xy}(\tau)\right|^2 \leq R_{xx}(0)R_{yy}(0) \tag{2.14}$$

E notando che:

$$|C_{xx}(\tau)| \leq C_{xx}(0) \tag{2.15}$$

$$|R_{xx}(\tau)| \leq R_{xx}(0) \tag{2.16}$$

Il valore massimo delle funzioni di auto-correlazione e auto-covarianza è per $\tau=0$; che corrisponde alla media del quadrato dei dati.

$$R_{xx}(0) = E[x_k^2(t)] \quad C_{xx}(0) = \sigma_x^2 \tag{2.17}$$

Nella pratica, i dati campionati possono essere trattati come stazionari se le proprietà valutate su piccoli intervalli di tempo non variano significativamente da un intervallo all'altro. La stima diretta della correlazione è data da:

$$\hat{R}_{xx}(r\Delta t) = \frac{1}{N-r}\sum_{n=1}^{N-r} x_n x_{n+r} \qquad r = 0,1,2 \dots, m \tag{2.18}$$

Vale per un processo stazionario a media zero campionato con un periodo di campionamento Δt. Fornisce la stima dell'auto-correlazione ad un ritardo $r\Delta t$.

2.3.2. Funzioni di densità spettrale

Dati due segnali campionati $x_i(t)$ e $y_i(t)$ di durata finita T, la trasformata di Fourier dei segnali, che esiste come conseguenza della loro durata finita [5], è data da.

$$X_i(f,T) = \int_0^T x_i(t)e^{-i2\pi ft}dt \tag{2.19}$$

$$Y_i(f,T) = \int_0^T y_i(t)e^{-i2\pi ft}dt \tag{2.20}$$

L' auto- e cross-spectral density functions (PSD) è definita come segue:

$$G_{xx}(f) = 2\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}E[|X_i(f,T)|^2] \qquad 0 < f < +\infty \tag{2.21}$$

$$G_{yy}(f) = 2\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}E[|Y_i(f,T)|^2] \qquad 0 < f < +\infty \tag{2.22}$$

$$G_{xy}(f) = 2\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}E[X_i^*(f,T)Y_i(f,T)] \quad 0 < f < +\infty \tag{2.23}$$

Dove * denota il valore complesso coniugato, dato che la trasformata di Fourier del segnale restituisce valori in campo complesso.

Nelle applicazioni pratiche la PSD si può ottenere in accordo con la cosiddetta procedura di Welch, basata sulla diretta trasformazione del segnale dal dominio del tempo al dominio delle frequenze tramite FFT (Fast Fourier Transform), e in seguito valutando la PSD con le formulazioni viste in precedenza.

La PSD può essere stimata dividendo il segnale in n segmenti continui, ognuno di periodo $T = Nt_s$.

Dove:

- t_s è il periodo di campionamento;
- N è il numero di campioni all'interno di ogni intervallo n.

Quindi:

$$\hat{G}_{xx}(f) = \frac{2}{nNt_s}\sum_{i=1}^{n}|X_i(f)|^2 \tag{2.24}$$

Il numero di dati campionati N all'interno di ogni intervallo determina la risoluzione in frequenza della stima della densità spettrale. Il numero di intervalli scelto per la stima, invece, influenza l'errore nella stima della densità spettrale.

La computazione diretta della trasformata di Fourier del segnale è molto vantaggiosa da un punto di vista computazionale, strategie specifiche però, sono richieste per eliminare l'errore originato dal fatto che la stima è basata su segnali di lunghezza finita. Un segnale campionato x(t) può essere visto come un segnale illimitato v(t) moltiplicato da una finestra rettangolare nel tempo u(t):

$$x(t) = u(t)v(t) \qquad u(t) = \begin{cases} 1 & 0 \le t \le T \\ 0 & altrove \end{cases} \tag{2.25}$$

Quindi, la trasformata di Fourier di x(t) sarà data dalla convoluzione della trasformata di u(t) e v(t). la trasformata di Fourier di una finestra rettangolare è una funzione seno cardinale mostrata in Figura 2.3.1, con lobi laterali caratterizzati da un'ampiezza abbastanza grande rispetto al lobo principale.

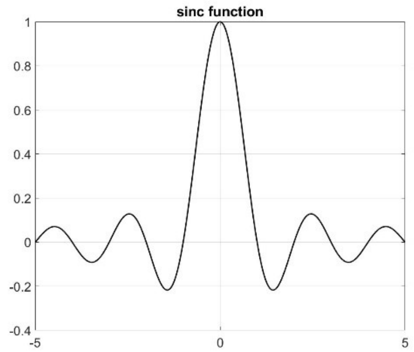

Figura 2.3.1: Funzione seno cardinale.

La grande ampiezza dei lobi laterali permette all'energia di una certa frequenza di diffondersi alle frequenze vicine, causando un grande errore nella stima dell'energia spettrale. Questo fenomeno è noto come *leakage* e porta ad errori anche molto significativi nella stima della densità spettrale di energia [5].

Al fine di eliminare gli errori prodotti dal leakage, i segnali campionati sono resi periodici attraverso l'applicazione di finestre appropriate nel dominio del tempo, che rastremano i dati al bordo dell'intervallo di tempo considerato. Esistono differenti tipologie di finestre, quella utilizzata maggiormente e che in seguito verrà adottata anche nell'analisi dei dati in questo elaborato è la finestra di Hanning mostrata in Figura 2.3.2, ottenuta nel seguente modo:

$$u_{Hanning}(t) = \begin{cases} 1 - \cos^2\left(\frac{\pi t}{T}\right) & 0 \le t \le T \\ 0 & altrove \end{cases} \tag{2.26}$$

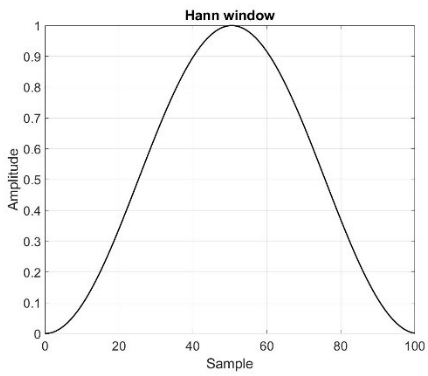

Figura 2.3.2: Hanning window.

Le auto- e cross-PSD stimate possono essere assemblate all'interno di una matrice 3D mostrata in Figura 2.3.3. Una dimensione della matrice rappresenta le frequenze in cui le densità spettrali sono stimate. Quindi, per un dato valore di frequenza, la sottomatrice risultante di dimensione N x N, dove N indica il numero di canali da cui i dati vengono raccolti, ha valori reali sulla diagonale principale e fuori dalla diagonale principale valori complessi coniugati.

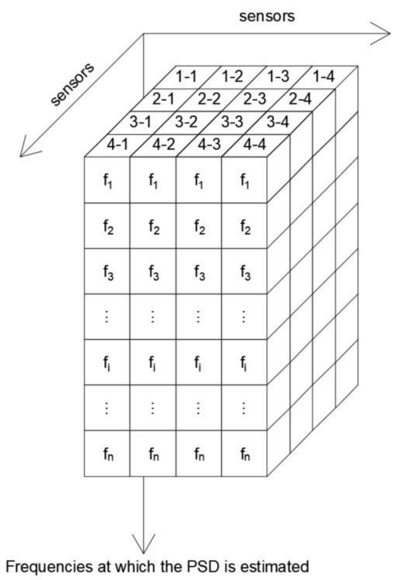

Figura 2.3.3: 3D PSD matrix.

2.4. Modelli dinamici

Di seguito verranno descritti alcuni dei modelli matematici più utilizzati per descrivere il comportamento dinamico di una struttura. Il modello, ovviamente, descrive un fenomeno fisico molto complesso in modo semplificato. Ogni modello di seguito proposto avrà delle limitazioni sulla sua applicabilità e delle approssimazioni. Il comportamento dinamico può essere descritto attraverso una serie di equazioni differenziali nel dominio del tempo (Modello Spaziale) oppure attraverso una serie di equazioni algebriche nel dominio delle frequenze (Modello Modale) [5]. Inoltre, attraverso delle manipolazioni matematiche il modello spaziale può essere trasformato in un modello nello spazio delle fasi. Di seguito verranno mostrate brevemente le caratteristiche di questi tre differenti modelli.

2.4.1. Modello spaziale

Per un sistema dinamico a più gradi di libertà (MDOF), tradizionalmente il suo comportamento dinamico è espresso attraverso un sistema di equazioni differenziali lineari del secondo grado, che in forma matriciale è espresso nel seguente modo:

$$[M]\{\ddot{y}(t)\} + [C]\{\dot{y}(t)\} + [K]\{y(t)\} = \{f(t)\} \tag{2.27}$$

Dove: $\{\ddot{y}(t)\}$, $\{\dot{y}(t)\}$ e $\{y(t)\}$ sono i vettori delle accelerazioni, velocità e spostamenti, rispettivamente; $[M]$, $[C]$, e $[K]$ sono le matrici di massa, smorzamento e rigidezza; $\{f(t)\}$ è il vettore della forzante. L'equazione (2.27) vale per un sistema lineare, invariante ($[M]$, $[C]$ e $[K]$ sono costanti), osservabile e con smorzamento viscoso. E descrive il comportamento dinamico di un sistema ad N gradi di libertà. L'equazione del moto, che in questa formulazione risulta essere accoppiata, può essere disaccoppiata sotto l'assunzione di smorzamento viscoso e sfruttando il principio di ortogonalità tra i modi di vibrare, attraverso la risoluzione di un problema agli autovalori. In questo modo si passa ad una serie di equazioni algebriche e si ottiene il modello modale mostrato nel prossimo paragrafo.

2.4.2. Modello modale

Come detto in precedenza, attraverso la risoluzione di un problema agli autovalori si riesce a disaccoppiare l'equazione (2.27) trasformandola in un set di equazioni algebriche, dove ogni equazione rappresenta un sistema ad un singolo grado di libertà. Questo indica che un sistema a più gradi di libertà, può essere analizzato come combinazione di più sistemi ad un grado di libertà.

La trasformazione sopra descritta può essere imposta attraverso:

$$\{y(t)\} = [\Phi]\{q(t)\} \quad \{\dot{y}(t)\} = [\Phi]\{\dot{q}(t)\} \quad \{\ddot{y}(t)\} = [\Phi]\{\ddot{q}(t)\} \tag{2.28}$$

Dove il vettore degli spostamenti $\{y(t)\}$ è stato convertito in un nuovo vettore $\{q(t)\}$ le cui componenti sono riferite alle coordinate modali. $[\Phi]$ è la matrice modale di dimensione N x N, contenente sulle colonne gli N modi del sistema. Tenendo in considerazione la (2.28) l'equazione (2.27) può essere riscritta come:

$$[M][\Phi]\{\ddot{q}(t)\} + [C][\Phi]\{\dot{q}(t)\} + [K][\Phi]\{q(t)\} = \{f(t)\} \tag{2.29}$$

Moltiplicando tutto per $[\Phi]^T$ si ottiene:

$$[\Phi]^T[M][\Phi]\{\ddot{q}(t)\} + [\Phi]^T[C][\Phi]\{\dot{q}(t)\} + [\Phi]^T[K][\Phi]\{q(t)\} = [\Phi]^T\{f(t)\} \tag{2.30}$$

Dove la matrice di massa modale, smorzamento e rigidezza sono diagonali per le proprietà di ortogonalità dei modi.

$$[\bar{M}] = [\Phi]^T[M][\Phi] \tag{2.31}$$

$$[\bar{C}] = [\Phi]^T[C][\Phi] \tag{2.32}$$

$$[\bar{K}] = [\Phi]^T[K][\Phi] \tag{2.33}$$

Forniscono l'equazione:

$$[\bar{M}]\{\ddot{q}(t)\} + [\bar{C}]\{\dot{y}(t)\} + [\bar{K}]\{y(t)\} = \{\bar{F}(t)\} \tag{2.34}$$

Dividendo l'equazione (2.34) per la massa modale, si ottiene:

$$\ddot{q}_i(t) + 2\xi_i\omega_i\dot{q}_i(t) + \omega_i q_i(t) = \frac{\bar{F}_i(t)}{\bar{M}_i} \quad i = 1,2,\dots,n \tag{2.35}$$

$$\omega_i^2 = \frac{\bar{K}_i}{\bar{M}_i} \quad \xi_i = \frac{\bar{C}_i}{2\bar{M}_i\omega_i} \tag{2.36}$$

Dove ω_i rappresenta la pulsazione dell'i-esimo modo di vibrare e ξ_i rappresenta lo smorzamento dell'i-esimo modo.

In questo modo, come già detto precedentemente si sono disaccoppiate le equazioni differenziali in coordinate geometriche espresse nella (2.27) trasformandole in n equazioni algebriche in coordinate modali, dove ogni equazione rappresenta un sistema ad un grado di libertà.

2.4.3. Modello nello spazio delle fasi

Il modello nello spazio delle fasi è usato per convertire il problema del secondo ordine, governato dalle equazioni differenziali del moto espresse nella (2.27), in due problemi del primo ordine. I due problemi del primo ordine sono governati dall'equazione di stato e dall'equazione di osservabilità, che verranno mostrate nel seguito.

L'equazione di stato può essere ottenuta dalla (2.27) attraverso alcune manipolazioni matematiche. Quando il vettore della forzante $\{f(t)\}$ è fattorizzato nella matrice $[\bar{B}]$ che definisce la posizione degli input, e il vettore $\{u(t)\}$ che descrive la variazione temporale. Quindi, la (2.27) può essere riscritta come:

$$[M]\{\ddot{y}(t)\} + [C]\{\dot{y}(t)\} + [K]\{y(t)\} = [\bar{B}]\{u(t)\} \tag{2.37}$$

O equivalentemente:

$$\{\ddot{y}(t)\} + [M]^{-1}[C]\{\dot{y}(t)\} + [M]^{-1}[K]\{y(t)\} = [M]^{-1}[\bar{B}]\{u(t)\} \tag{2.38}$$

Si può definire il vettore di stato come:

$$\{s(t)\} = \begin{Bmatrix} \{\dot{y}(t)\} \\ \{y(t)\} \end{Bmatrix} \tag{2.39}$$

Sostituendo la (2.39) nella (2.38) e nella seguente identità:

$$[M]\{\dot{y}(t)\} = [M]\{\dot{y}(t)\} \tag{2.40}$$

Fornisce:

$$\{\dot{s}(t)\} = \begin{bmatrix} -[M]^{-1}[C] & -[M]^{-1}[K] \\ [I] & [0] \end{bmatrix}\{s(t)\} + \begin{bmatrix} [M]^{-1}[\bar{B}] \\ [0] \end{bmatrix}\{u(t)\} \tag{2.41}$$

Dalla (2.41) la matrice di stato $[A_c]$ e la matrice degli input $[B_c]$ possono essere definite come:

$$[A_c] = \begin{bmatrix} -[M]^{-1}[C] & -[M]^{-1}[K] \\ [I] & [0] \end{bmatrix} \tag{2.42}$$

$$[B_c] = \begin{bmatrix} [M]^{-1}[\bar{B}] \\ [0] \end{bmatrix} \tag{2.43}$$

E l'equazione di stato può essere scritta come:

$$\{\dot{s}(t)\} = [A_c]\{s(t)\} + [B_c]\{u(t)\} \tag{2.44}$$

Dove il pedice c, indica l'analisi a tempo continuo.

Nel caso più generale, l'equazione di osservabilità può essere scritta come:

$$\{y_l(t)\} = [C_a]\{\ddot{y}(t)\} + [C_v]\{\dot{y}(t)\} + [C_d]\{y(t)\} \tag{2.45}$$

$\{y_l(t)\}$ è il vettore degli output misurati, $[C_a]$, $[C_v]$ e $[C_d]$ sono le matrici di output per accelerazioni, velocità e spostamenti. Sostituendo l'espressione di $\{\ddot{y}(t)\}$ ottenuta nella (2.38) nella (2.45) si ottiene la seguente equazione:

$$\{y_l(t)\} = ([C_v] - [C_a][M]^{-1}[C])\{\dot{y}(t)\} + ([C_d] - [C_a][M]^{-1}[K])\{y(t)\} + ([C_a][M]^{-1}[\bar{B}])\{u(t)\} \tag{2.46}$$

L'equazione di osservabilità diventa quindi:

$$\{y(t)\} = [C_c]\{s(t)\} + [D_c]\{u(t)\} \tag{2.47}$$

$$[C_c] = \left[[C_v] - [C_a][M]^{-1}[C][C_d] - [C_a][M]^{-1}[K]\right] \tag{2.48}$$

$$[D_c] = [C_a][M]^{-1}[\bar{B}] \tag{2.49}$$

$[C_c]$ è la matrice degli output, $[D_c]$ è la matrice di trasmissione diretta. Quest'ultima matrice scompare se non sono usati accelerometri per la misura degli output.

L'equazione di stato (2.44) e l'equazione di osservabilità (2.47) definiscono il modello a tempo continuo nello spazio di stato.

Tenendo conto che le misure reali sono effettuate a tempo discreto, il modello a tempo continuo sopra riportato deve essere convertito in un modello a tempo discreto. Le relazioni tra matrici a tempo continuo e a tempo discreto sono di seguito riportate:

$$[A] = e^{[A_c]\Delta t} \tag{2.50}$$

$$[B] = ([A] - [I])[A_c]^{-1}[B_c] \tag{2.51}$$

$$[C] = [C_c] \tag{2.52}$$

$$[D] = [D_c] \tag{2.53}$$

2.5. Metodi di identificazione basati sull'analisi modale operativa

La maggior parte dei metodi di identificazione basati sull'analisi modale operativa (OMA) sono derivati dalla procedura tradizionale di identificazione attraverso le analisi input-output (EMA), ma con l'applicazione di diversi modelli matematici [5].

Differenti criteri possono essere adottati per la classificazione dei metodi OMA. Sarà l'utente a stabilire quale sia il criterio più appropriato, a seconda dei vantaggi e dei limiti legati a specifici metodi di analisi.

Di seguito viene riportata la classificazione dei diversi metodi di analisi modali operativa, con riferimento a [5]. Una prima distinzione può essere fatta tra metodi parametrici e non parametrici. I metodi parametrici generalmente richiedono un onere computazionale più elevato rispetto ai metodi non parametrici, inoltre, i metodi non parametrici sono più semplici da utilizzare. I metodi non parametrici sono molto utili durante i test preliminari per avere una rapida visione sulla robustezza dei dati campionati e sui risultati dell'identificazione dinamica.

Un’altra distinzione può essere fatta tra metodi SDOF e metodi MDOF, che dipende dal numero di modi propri della struttura all’interno del range di frequenze che si esamina. Se all’interno del range di frequenze in esame, solo un modo proprio della struttura è dominante, è possibile assumere che la risposta strutturale nel range di frequenze in esame dipenda solo da quel modo. I metodi SDOF sono generalmente molto veloci e con basso onere computazionale, ma possono essere adottati solo quando i modi propri della struttura sono ben separati. In presenza di modi propri molto vicini tra di loro devono essere adottati modelli MDOF.

La distinzione più classica tra i metodi OMA dipende dal dominio in cui l’analisi viene svolta. Quindi, si avranno metodi nel dominio del tempo, tra cui vi è il cov-SSI che verrà usato nell’identificazione dei parametri modali delle due travi testate in laboratorio. Se i metodi OMA si basano sulle funzioni di densità spettrale, si è nel campo dei metodi OMA nel dominio delle frequenze, tra cui vi è il metodo Peak-Picking utilizzato nel seguito per l’identificazione dei parametri modali delle due travi testate.

In seguito, verranno applicati tre differenti metodi OMA per l’identificazione dei parametri modali delle due travi testate. I metodi che verranno applicati sono: il metodo Peak-Picking nel dominio delle frequenze, il metodo PolyMAX nel dominio delle frequenze e il metodo cov-SSI nel dominio del tempo. Nei paragrafi successivi verranno analizzati in modo più dettagliato questi tre metodi.

2.5.1. Metodo Peak-Picking

Rappresenta il metodo non parametrico nel dominio delle frequenze che richiede il minor onere computazionale e più semplice da utilizzare. È basato sulla valutazione della densità spettrale di potenza come mostrato precedentemente nel paragrafo 2.3.2. Il nome del metodo deriva dal fatto che i modi propri della struttura vengono identificati dalla ricerca dei picchi nel grafico della densità spettrale di potenza [5].

Questo metodo si basa sull’assunzione che in prossimità del picco, ovvero in prossimità della risonanza della struttura, il sistema si comporta come un sistema ad un solo grado di libertà, considerando che solo un modo è dominante e il contributo degli altri modi possa essere trascurato.

Questo metodo ha il vantaggio di fornire un’approssimazione accettabile dei parametri modali del sistema in modo semplice e veloce, se i modi sono ben separati. È molto utile per un primo controllo sui dati campionati e per una prima stima dei parametri modali del sistema. Ovviamente presenta anche notevoli svantaggi, principalmente dovuti alla sua bassa precisione e all’impossibilità di identificare modi molto vicini tra di loro.

2.5.2. Covariance-driven Stochastic Subspace Identification (Cov-SSI)

Il cov-SSI è uno dei metodi più efficaci nel dominio del tempo. Affronta il problema della realizzazione stocastica, cioè il problema di identificare un modello stocastico a partire da dati di solo output. Di seguito verrà illustrato il metodo cov-SSI basandosi su quanto riportato in [5].

Fondamentale per l’applicazione di questo metodo è che il sistema in esame sia osservabile e controllabile. Affinché il sistema (di ordine N) sia osservabile e controllabile le matrici di osservabilità e controllabilità del sistema devono avere rango N. Nella pratica, l’ordine del sistema è incognito e una sua determinazione accurata è molto complessa a causa dell'incertezza e del rumore che accompagna il campionamento. Per questo motivo un approccio conservativo per stimare l'ordine del sistema consiste nel sovrastimare l'ordine del sistema. Questo causerà la comparsa di modi non fisici, dunque si dovranno separare i modi non fisici da quelli fisici con specifici accorgimenti.

L'applicazione del metodo Cov-SSI parte dalla determinazione della correlazione tra gli output, con riferimento al paragrafo 2.3.1.

$$[\hat{R}_i] = \frac{1}{N-i}[Y_{(1:N-i)}][Y_{(i:N)}]^T \tag{2.54}$$

Dove:

$[Y]$: è la matrice dei dati campionati, di dimensione l (Numero di sensori) x N (Numero di dati raccolti);

$[Y_{(1:N-i)}]$: Matrice ottenuta dalla matrice dei dati raccolti eliminando gli ultimi i dati campionati;

$[Y_{(i:N)}]$: Matrice ottenuta dalla matrice dei dati raccolti eliminando i primi i dati campionati;

$[\hat{R}_i]$: Rappresenta la stima della matrice di correlazione allo sfasamento temporale i basata su un numero di dati finito.

Le differenti matrici di correlazione a diversi sfasamenti temporali sono disposte all'interno di una matrice a blocchi di tipo Toeplitz, in modo tale da ottenere la seguente matrice:

$$[T_{1|i}] = \begin{bmatrix} [\hat{R}_i] & [\hat{R}_{i-1}] & \cdots & [\hat{R}_1] \\ [\hat{R}_{i+1}] & [\hat{R}_i] & \ddots & [\hat{R}_2] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ [\hat{R}_{2i-1}] & [\hat{R}_{2i-2}] & \cdots & [\hat{R}_i] \end{bmatrix} \tag{2.55}$$

Ogni matrice di correlazione ha dimensione l x l, dunque, la matrice a blocchi ha dimensione li x li.

Per l'identificazione corretta di un sistema di ordine N, deve valere la seguente condizione:

$$li \geq N \tag{2.56}$$

Nella pratica l'ordine N del sistema è, ovviamente, incognito. Quindi, una stima del numero di modi nel range di frequenze sotto osservazione può essere ottenuta in vari modi. Quello più immediato è la valutazione dei picchi presenti nella PSD del segnale campionato, che dovrebbero dare una stima dell'ordine del sistema in esame.

La matrice a blocchi può essere scomposta attraverso una decomposizione ai valori singolari (SVD), ottenendo:

$$[T_{1|i}] = [U][\Sigma][V]^T = [[U_1] \quad [U_2]]\begin{bmatrix} [\Sigma_1] & [0] \\ [0] & [0] \end{bmatrix}\begin{bmatrix} [V_1]^T \\ [V_2]^T \end{bmatrix} \tag{2.57}$$

Dove si omettono i valori singolari uguali a zero. Considerando che i dati di output sono campionati a tempo discreto, dunque il problema in esame è un problema a tempo discreto e non a tempo continuo, non si troveranno valori singolari uguali a zero, ma si otterrà un numero di valori singolari pari alla dimensione della matrice $[T_{1|i}]$, dunque, si otterranno li valori singolari.

$$[T_{1|i}] = [O_i][\Gamma_i] = [U_1][\Sigma_1][V_1]^T \tag{2.58}$$

Dove:

$[O_i]$: Matrice di osservabilità di dimensione li x *N*;

$[\Gamma_i]$: Matrice di controllabilità di dimensione *N* x li;

$[U_1]$: Di dimensione li x N;

$[V_1]^T$: Di dimensioni *N* x li;

$[\Sigma_1]$: matrice diagonale di dimensione *N* x *N*, contenente nella diagonale principale i valori singolari disposti in ordine decrescente.

È quindi possibile ottenere le matrici di osservabilità e controllabilità separando la SVD in due parti, come segue:

$$[O_i] = [U_1][\Sigma_1]^{1/2}[T] \tag{2.59}$$

$$[\Gamma_i] = [T]^{-1}[\Sigma_1][V_1]^T \tag{2.60}$$

Dove:

$[T]$: Matrice non singolare che gioca il ruolo di similitudine. Quindi la matrice può essere scelta semplicemente uguale ad una matrice identità.

La matrice degli output $[C]$ (dall'analisi nello spazio delle fasi) si può semplicemente ottenere dalle prime *l* righe della matrice di osservazione $[O_i]$.

La matrice di stato $[A]$ può essere ottenuta seguendo diversi approcci. Uno di questi è basato sulla decomposizione di una matrice a blocchi sfasata di un time lag rispetto alla matrice a blocchi presentata precedentemente, questa matrice sarà indicata con $[T_{2|i+1}]$.

Si può quindi ottenere la matrice di stato come segue.

$$[A] = [O_i]^+[T_{2|i+1}][\Gamma_i]^+ \tag{2.61}$$

Ottenute le matrici $[A]$ e $[C]$ si possono quindi ricavare i parametri modali del sistema. In particolare, dalla decomposizione agli autovalori della matrice $[A]$. Le coppie (complesse coniugate) a tempo discreto di poli si trovano sulla diagonale della matrice degli autovalori $[M]$. Gli autovalori devono essere convertiti da tempo discreto a tempo continuo come segue:

$$\lambda_r = \frac{\ln (z_r)}{t_s} \tag{2.62}$$

z_r rappresenta l'autovalore ricavato dalla decomposizione agli autovalori della matrice di stato a tempo discreto, λ_r è la sua trasformazione a tempo continuo.

È ora possibile ricavare i parametri modali del sistema.

- Frequenza naturale

$$f_r = \frac{|\lambda_r|}{2\pi} \tag{2.63}$$

- Frequenza smorzata

$$f_{r,d} = \frac{Im(\lambda_r)}{2\pi} \tag{2.64}$$

- Smorzamento

$$\zeta_r = -\frac{Re(\lambda_r)}{|\lambda_r|} \tag{2.65}$$

Gli autovettori ottenuti dalla decomposizione agli autovalori della matrice di stato restituiscono le forme modali per i differenti modi identificati.

I modi identificati con questa procedura non sono tutti modi fisici, bisogna quindi separare i modi fisici da quelli spuri. Solo i poli che presentano stabilità tra i diversi ordini del modello rappresentano modi fisici. I criteri di stabilità più utilizzati, secondo quanto riportato in [5], generalmente sono i seguenti:

$$\frac{|f(n) - f(n+1)|}{f(n)} < 0.01 \tag{2.66}$$

$$\frac{|\zeta(n) - \zeta(n+1)|}{\zeta(n)} < 0.05 \tag{2.67}$$

Plottando i poli identificati per i diversi ordini modali scelti in un diagramma di stabilizzazione, si potrà notare che i poli stabili, coincidenti alle frequenze proprie del sistema in esame, si allineeranno su un unico valore di frequenza.

2.5.3. Poly-Reference Least Squares Complex Frequency Method (PolyMAX)

Il metodo PolyMAX è un modello parametrico nel dominio delle frequenze di analisi modale operativa. Insieme al metodo cov-SSI rappresenta uno dei metodi di analisi modale operativa più in uso nell'ambito dell'ingegneria civile. Viene di seguito illustrato con riferimento a [5], [7] e [8]. Essendo un metodo parametrico, come detto in precedenza nella descrizione dei metodi OMA, presenta una complessità superiore rispetto al metodo cov-SSI e un onere computazionale maggiore. Si basa sulla frazione destra della matrice FRF (Funzione di Risposta in Frequeza).

$$[H(\omega)] = [B_R(\omega)][A_R(\omega)]^{-1} \tag{2.68}$$

La matrice FRF è la matrice che lega gli input che sollecitano il sistema alla risposta del sistema. Nel caso di analisi modale operativa, gli input del sistema sono incogniti, dunque si usa l'analogia tra matrice PSD e FRF.

Il modello a denominatore comune (noto anche come modello di frazione a matrice scalare) della FRF, rappresenta un caso particolare della frazione destra di una matrice, in cui il numeratore è un polinomio a matrice mentre il denominatore è un polinomio caratterizzato da coefficienti scalari.

$$[H(\omega)] = \frac{[B(\omega)]}{[A(\omega)]} = \frac{\sum_{j=0}^{n}[\beta_j(\omega)]\Omega^j(\omega)}{\sum_{j=0}^{n}\alpha_j\Omega^j(\omega)} \tag{2.69}$$

Sul modello a denominatore comune mostrato in (2.69) si basa il metodo Least Squares Complex Frequency (LSCF). Il metodo PolyMAX è un'estensione del metodo LSCF motivata da alcune limitazioni derivanti dall'applicazione del modello a denominatore comune nel metodo LSCF.

Il metodo PolyMAX è di seguito mostrato facendo riferimento allo spettro di risposta. Dunque, l'input del modello è la matrice PSD mostrata in Figura 2.3.3.

Nel metodo PolyMAX la matrice PSD ad ogni frequenza f discreta (di dimensioni $N_{Sensori}$ x $N_{Sensori}$) a cui viene stimata (f=1, …, N_f) è modellata attraverso la frazione destra della matrice.

$$[G_{YY}(\omega_f)] = [B(\Omega_f,[\theta])][A(\Omega_f,[\theta])]^{-1} \tag{2.70}$$

Dove $[\theta]$ è la matrice dei parametri non noti. Per ogni canale di output o (o=1, …, l).

$$\langle B_o(\Omega_f,[\theta])\rangle = \sum_{j=1}^{n}\langle B_{o,j}\rangle\Omega_f^j \tag{2.71}$$

La (2.71) rappresenta il polinomio della matrice del numeratore.

Dove $\langle\cdot\rangle$ indica un vettore riga.

$$[A(\Omega_f,[\theta])] = \sum_{j=0}^{n}[A_j]\Omega_f^j \tag{2,72}$$

La (2.72) rappresenta il polinomio della matrice del denominatore.

La matrice *1 x l* $\langle B_{o,j}\rangle$ e la matrice *l x l* $[A_j]$ sono i parametri incogniti che devono essere stimati. I coefficienti polinomiali possono essere raccolti in un'unica matrice a valori complessi come segue:

$$[\theta] = \begin{bmatrix}[\beta_1]\\ \vdots \\ [\beta_l] \\ [\alpha]\end{bmatrix} \tag{2.73}$$

Dove:

$$[\beta_o] = \begin{bmatrix}\langle B_{o,0}\rangle\\ \vdots \\ \langle B_{o,n}\rangle\end{bmatrix} \tag{2.74}$$

$$[\alpha] = \begin{bmatrix}[A_0]\\ \vdots \\ [A_n]\end{bmatrix} \tag{2.75}$$

E n è l'ordine del modello.

La base del polinomio può essere espressa nel dominio continuo di Laplace ($\Omega_f = i\omega_f$) o nel dominio discreto z $z_f = e^{i\omega_f t_s}$. La formulazione nel dominio z è raccomandata per migliorare il condizionamento numerico.

La seguente formulazione per l'errore:

$$\langle E_o(\omega_f, [\theta]) \rangle = \langle B_o(\Omega_f, [\theta]) \rangle - \langle \hat{G}_o(\omega_f) \rangle [A(\Omega_f, [\theta])] \tag{2.76}$$

È adottata al fine di ottenere un problema ai minimi quadrati lineari. È definito minimizzando la seguente funzione di costo:

$$\ell([\theta]) = \sum_{o=1}^{l} \sum_{f=1}^{N_f} tr\left(\langle E_o(\omega_f, [\theta]) \rangle^H \langle E_o(\omega_f, [\theta]) \rangle \right) \tag{2.77}$$

La minimizzazione della funzione di costo espressa nella (2.77) corrisponde alla soluzione della seguente equazione matriciale:

$$[J][\theta] = [0] \tag{2.78}$$

Dove la matrice Jacobiana $[J]$ è data da:

$$[J] = \begin{bmatrix} [\Gamma_1] & [0] & \dots & [0] & [\Upsilon_1] \\ [0] & [\Gamma_2] & \dots & [0] & [\Upsilon_2] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ [0] & [0] & \cdots & [\Gamma_l] & [\Upsilon_l] \end{bmatrix} \tag{2.79}$$

Con:

$$[\Gamma_o] = \begin{bmatrix} \langle 1 & z_1 & \dots & z_1^n \rangle \\ \langle 1 & z_2 & \dots & z_2^n \rangle \\ & & \vdots & \\ \langle 1 & z_{N_f} & \dots & z_{N_f}^n \rangle \end{bmatrix} \tag{2.80}$$

$$[\Upsilon_o] = \begin{bmatrix} -\langle 1 & z_1 & \dots & z_1^n \rangle \otimes \langle \hat{G}_o(\omega_1) \rangle \\ -\langle 1 & z_2 & \dots & z_2^n \rangle \otimes \langle \hat{G}_o(\omega_2) \rangle \\ & & \vdots & \\ -\langle 1 & z_{N_f} & \dots & z_{N_f}^n \rangle \otimes \langle \hat{G}_o\left(\omega_{N_f}\right) \rangle \end{bmatrix} \tag{2.81}$$

Dove $\otimes$ indica il prodotto di Kronecker. Le matrici $[\Gamma_o]$ e $[\Upsilon_o]$ hanno dimensioni $N_f x\ (n+1)$ e $N_f x\ (n+1)l$, rispettivamente.

È possibile mostrare che:

$$\ell([\theta]) = \sum_{o=1}^{l} \sum_{f=1}^{N_f} tr\left(\langle E_o(\omega_f, [\theta]) \rangle^H \langle E_o(\omega_f, [\theta]) \rangle \right) = tr([\theta]^H [J]^H [J][\theta]) \tag{2.82}$$

è possibile, inoltre, ridurre la dimensione dell'equazione matriciale attraverso la definizione delle equazioni normali:

$$[J]^H[J][\theta] = \begin{bmatrix} [R_1] & \cdots & [0] & [S_1] \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ [0] & \cdots & [R_l] & [S_l] \\ [S_1]^H & \cdots & [S_l]^H & \sum_{o=1}^{l}[T_o] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\beta_1] \\ \vdots \\ [\beta_l] \\ [\alpha] \end{bmatrix} = [0] \tag{2.83}$$

Con:

$$[R_o] = Re([\Gamma_o]^H[\Gamma_o]) \tag{2.84}$$

$$[S_o] = Re([\Gamma_o]^H[\Upsilon_o]) \tag{2.85}$$

$$[T_o] = Re([\Gamma_o]^H[\Gamma_o]) \tag{2.86}$$

$[R_o]$, $[S_o]$ e $[T_o]$ hanno dimensioni *(n+1) x (n+1)*, *(n+1) x (n+1)l* e *(n+1)l x (n+1)l*; rispettivamente.

I coefficienti $[\beta_o]$ possono essere eliminati dalla (2.83) tenendo conto che:

$$[\beta_o] = -[R_o]^{-1}[S_o][\alpha] \tag{2.87}$$

Come risultato finale le equazioni ridotte normalizzate sono ottenute come:

$$2\sum_{o=1}^{l}([T_o] - [S_o]^H[R_o]^{-1}[S_o])[\alpha] = [M][\alpha] = [0] \tag{2.88}$$

Dove [M] è una matrice quadrata di dimensioni *(n+1)l x (n+1)l.*

La ridondanza dei parametri può essere rimossa imponendo che una matrice dei coefficienti del denominatore sia uguale alla matrice identità.

$$[A_n] = [I_l] \tag{2.89}$$

Dove $[I_l]$ ha dimensione *l x l.*

La soluzione ai minimi quadrati è data da:

$$[\alpha] = \begin{bmatrix} -\left[M_{(1:nl,1:nl)}\right]^{-1}\left[M_{(1:nl,(nl+1):(n+1)l)}\right] \\ [I_l] \end{bmatrix} \tag{2.90}$$

La matrice $\left[M_{(1:nl,1:nl)}\right]$ è la sottomatrice di [M] ottenuta dalle prime nl righe e dalle prime nl colonne; la matrice $\left[M_{(1:nl,(nl+1):(n+1)l)}\right]$ è la sottomatrice di [M] ottenuta dalle prime nl righe e le ultime nl colonne. ottenuti i coefficienti $[\alpha]$ i coefficienti $[\beta_o]$ possono essere ottenuti dalla (2.87).

Le radici del polinomio del denominatore $\left[A\left(\Omega_f,[\theta]\right)\right]$ sono gli autovalori della seguente matrice:

$$[A] = \begin{bmatrix} [0] & [I] & \cdots & [0] & [0] \\ [0] & [0] & \cdots & [0] & [0] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ -[A_0]^T & -[A_1]^T & \cdots & -[A_{n-2}]^T & -[A_{n-1}]^T \end{bmatrix} \tag{2.91}$$

La matrice [A] è una matrice quadrata di dimensione nl x nl e modella un sistema dinamico con (nl)/2 modi. I suoi autovalori z_r devono essere convertiti nei poli espressi nel dominio di Laplace nel seguente modo:

$$z_r = e^{\lambda_r \mathrm{t_s}} \Rightarrow \lambda_r = \frac{ln(z_r)}{t_s} \tag{2.92}$$

Dove t_s indica il periodo di campionamento.

È quindi possibile ricavare le frequenze, le frequenze smorzate e lo smorzamento come mostrato rispettivamente nella (2.63), (2.64) e (2.65).

Ricavando i parametri modali per diversi ordini del modello è possibile costruire il diagramma di stabilizzazione. Come per l'algoritmo cov-SSI, l'allineamento dei poli indica i parametri modali del sistema in esame. L'imposizione della matrice dei coefficienti del denominatore per l'ordine massimo uguale ad alla matrice identità forza i poli non fisici, ma puramente matematici, ad avere smorzamento negativo e quindi parte reale positiva. Quindi, questi poli possono essere da subito scartati.

2.6. Calcolo delle frequenze toriche proprie della trave

Di seguito vengono stimate le frequenze per i primi cinque modi di vibrare della trave in esame. Verranno esaminati diversi modelli strutturali per osservare l'influenza dei singoli parametri sulla risposta strutturale. Ricordando che la trave su cui viene eseguita la prova di laboratorio è una trave tesa di cui non si conoscono esattamente le condizioni reali di vincolo. I seguenti modelli teorici sono analizzati: fune tesa, trave semplicemente appoggiata non soggetta a forza assiale, trave doppiamente incastrata non soggetta a forza assiale, trave semplicemente appoggiata con forza assiale e trave doppiamente incastrata soggetta a forza assiale.

2.6.1. Fune tesa

Con una prima approssimazione, la trave può essere considerata come una fune tesa trascurando la sua inerzia flessionale considerata la grande snellezza del profilo. Le frequenze sono quindi ricavabili nel seguente modo:

$$f_n = n\frac{1}{2L}\sqrt{\frac{T}{m}} \tag{2.93}$$

Dove T rappresenta il tiro nella trave, come si vedrà in seguito di 8000 N. i risultati delle frequenze per i primi 5 modi di vibrare per il modello di fune tesa sono mostrati nel seguito in Tabella 2.6.2.

2.6.2. Trave semplicemente appoggiata non soggetta a forza assiale

Se si modella la trave come una trave in semplice appoggio trascurando il contributo della forza assiale, le frequenze proprie della trave possono essere calcolate nel seguente modo:

$$T_n = \frac{2\pi}{\omega_n} = \frac{2L^2}{\pi n^2}\sqrt{\frac{m}{EI}} \tag{2.94}$$

Dove:

- T_n rappresenta il periodo del modo n-esimo della trave;
- L rappresenta la lunghezza della trave, 4 m;
- n è il modo in esame, n=1, 2, 3, …;
- m è la densità lineare di massa. Considerando una densità per l'alluminio di 2700 kg/m^3 e che la trave ha una sezione rettangolare di 15 mm x 25 mm, la densità lineare della trave sarà:
$$m = \gamma A = 27000 \left[\frac{N}{m^3}\right] \cdot 0.015[m] \cdot 0.025[m] = 1.0125\,\frac{kg}{m}$$
- E rappresenta il modulo elastico del materiale, per l'alluminio vale 69 GPa equivalente a 6.9E10 N/m^2;
- I è il momento di inerzia della sezione, valutato come:
$$I = \frac{bh^3}{12} = \frac{0.015 \cdot 0.025^3}{12} = 1.953 \cdot 10^{-8}\, m^4$$

I risultati vengono riportati in Tabella 2.6.2. Si può osservare che le frequenze della trave e della fune sono dello stesso ordine di grandezza, ma i loro valori sono molto diversi.

2.6.3. Trave semplicemente appoggiata soggetta a sforzo assiale

Nelle condizioni reali le frequenze proprie della trave saranno maggiori rispetto a quelle riportate per la fune a causa del contributo della rigidezza flessionale. La formulazione che permette di calcolare la frequenza di una trave in semplice appoggio soggetta a forza assiale, secondo quanto riportato in [2], è la seguente:

$$f_n = \frac{n^2\pi}{2L^2}\sqrt{1 + \frac{TL^2}{EIn^2\pi^2}}\sqrt{\frac{EI}{m}} \tag{2.95}$$

I parametri che rientrano nella formulazione sono stati già visti in precedenza nel paragrafo 2.6.3. I risultati ottenuti sono mostrati in Tabella 2.6.2.

2.6.4. Trave doppiamente incastrata non soggetta a sforzo assiale

In modo analogo si ricavano le frequenze per una trave con condizioni di vincolo di tipo incastro-incastro. L'equazione delle frequenze per una trave doppiamente incastrata è la seguente:

$$\cos(\alpha_n L)\cosh(\alpha_n L) = 1 \tag{2.96}$$

Che ammette come prime cinque radici $\alpha_1 L = 4.730, \alpha_2 L = 7.853, \alpha_3 L = 10.996, \alpha_4 L = 14.137, \alpha_5 L = 17.279$.

Ricordando che $\alpha = \sqrt[4]{\frac{m\omega^2}{EI}}$ si possono ricavare le frequenze per la trave doppiamente incastrata soggetta esclusivamente al peso proprio. I risultati ottenuti sono mostrati in Tabella 2.6.2.

2.6.5. Trave doppiamente incastrata soggetta a sforzo assiale

Nel caso di trave doppiamente incastrata soggetta a forza assiale, le frequenze possono essere ricavate dalla seguente formulazione, secondo quanto riportato in [3] e [4].

$$f_{n,T\neq 0} = f_{n,T=0}\left(1 + \gamma\frac{T}{P_{cr}} + \frac{1}{\frac{1}{\alpha\gamma}\frac{P_{cr}}{T} + \frac{1}{\beta}}\right)^{0.5} \tag{2.97}$$

Dove:

- $\boldsymbol{P_{cr}}$ è il carico critico assiale. Il carico critico per trave doppiamente incastrata vale:

$$P_{cr} = \frac{4\pi^2 EI}{L^2} \tag{2.98}$$

Dove è stata considerata l'inerzia forte della trave

- $\boldsymbol{\alpha, \beta}$ ***e*** $\boldsymbol{\gamma}$ Sono dei parametri tabellati che dipendono dalle condizioni di vincolo e dal modo in esame.

I parametri α, β *e* γ utilizzati sono riportati in Tabella 2.6.1.

I risultati ottenuti sono mostrati in Tabella 2.6.2.

Tabella 2.6.1:Parametri per la determinazione delle frequenze. Trave incastro-incastro.

Modo	**α**	**β**	**γ**
1	0.195	1.211	0.816
2	0.148	1.151	0.857
3	0.088	0.996	0.979
4	0.068	0.828	0.991
5	0.055	0.739	0.996

Di seguito viene riportata una tabella di confronto tra i risultati ottenuti nelle diverse ipotesi di comportamento strutturale.

Tabella 2.6.2:Confronto tra le frequenze teoriche con diverse condizioni vincolari.

Modo	**Frequenze [Hz]**				
	Fune tesa	**Trave cer.-cer. T=0**	**Trave cer.-cer. T≠0**	**Trave inc.-inc. T=0**	**Trave inc.-inc. T≠0**
1	11.11	3.58	11.67	8.12	14.65
2	22.22	14.33	26.44	22.38	40.69
3	33.33	32.24	46.37	43.88	82.40
4	44.44	57.31	72.52	75.53	141.69
5	55.56	89.54	105.38	108.35	202.93

Dalla tabella sopra riportata è possibile notare come per i modi di ordine basso (Modo 1 e Modo 2) a prevalere sia un comportamento simile a quello di una fune, all'aumentare dell'ordine modale considerato, l'inerzia flessionale avrà sempre di più un ruolo dominante con il consecutivo incremento delle frequenze rispetto alla condizione di fune tesa.

Viene inoltre riportata di seguito la rappresentazione delle deformate modali per i primi 5 modi di vibrare per le due condizioni di vincolo considerate, ovvero di trave semplicemente appoggiata e di trave doppiamente incastrata.

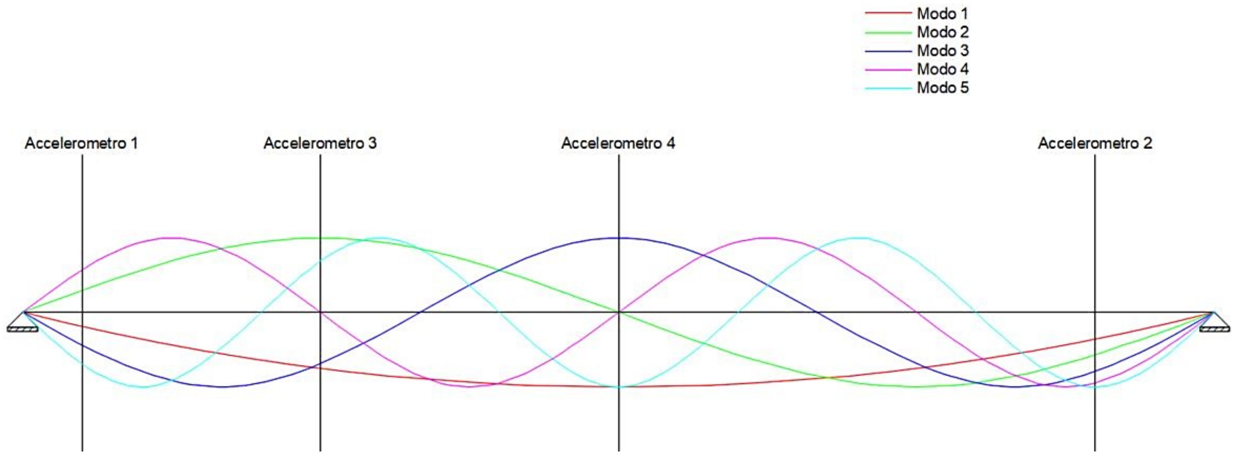

Figura 2.6.1:Deformate modali per i primi 5 modi di vibrare per trave Appoggio-Appoggio.

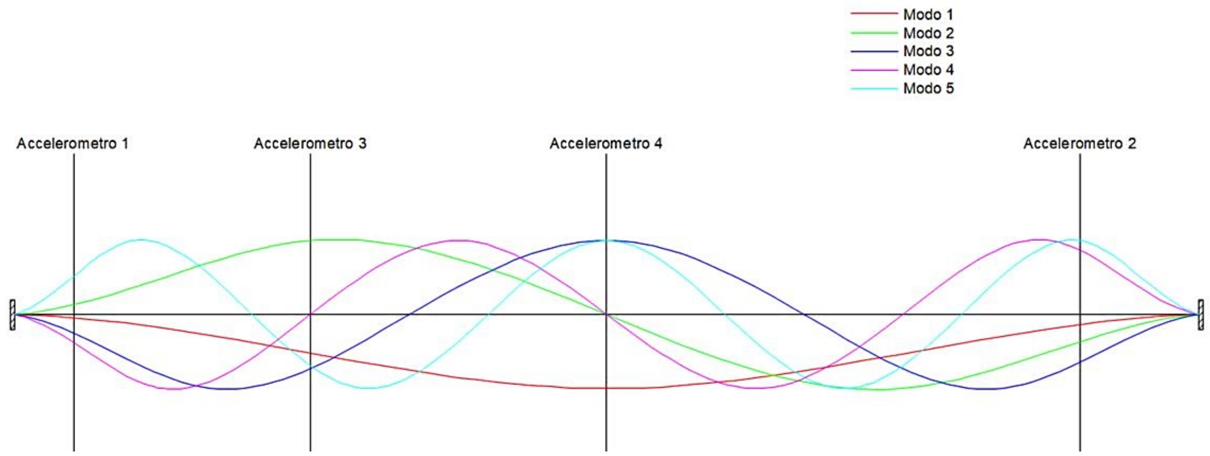

Figura 2.6.2:Deformate modali per i primi 5 modi di vibrare per trave Incastro-Incastro.

Capitolo 3

Analisi dei dati

Nel seguente capitolo verranno analizzati i dati ricavati dalla prova di laboratorio. Verranno analizzati i seguenti data-sets:

- Data-set di 72 ore: travi in condizioni nominali. Il data-set è stato campionato dalle 00:00 del 23/04/2020 alle 24:00 del 25/04/2020. Sia per la trave 1, che per la trave 2, questo data-set verrà denominato: “Condizioni nominali”.
- Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva in mezzeria pari all’1% della sua massa nominale e trave 2 in condizioni nominali. Il data-set è stato campionato il 30/03/2020 dalle 00:00 alle 12:00. Per la trave 1 questo data-set verrà denominato: “Massa 1%”. Per la trave 2 verrà denominato: “Set 1”;
- Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva in mezzeria pari al 3% della massa nominale della trave e trave 2 in condizioni nominali. Il data-set è stato campionato il 27/02/2020 dalle 00:00 alle 12:00. In questo data-set è presente un disturbo derivante da una prova a fatica svolta in contemporanea. Per la trave 1 questo data-set verrà denominato: “Massa 3% a”. Per la trave 2 verrà denominato: “Set 3 a”;
- Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva in mezzeria pari al 3% della massa nominale della trave e trave 2 in condizioni nominali. Il data-set è stato campionato dalle 23:00 del 29/02/2020 alle 11:00 del 01/03/2020. Per la trave 1 questo data-set verrà denominato: “Massa 3% b”. Per la trave 2 verrà denominato: “Set 3 b”;
- Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva ad L/10 pari al 5% della massa nominale della trave e trave 2 in condizioni nominali. Il data-set è stato campionato dalle 23:00 del 28/01/2020 alle 11:00 del 29/01/2020. Per la trave 1 questo data-set verrà denominato: “Massa 5%”. Per la trave 2 verrà denominato: “Set 5”.

Nei data-sets di dodici ore, sulla trave 1 è sempre presente una massa aggiuntiva. L’introduzione di una massa aggiuntiva ha lo scopo di simulare un danneggiamento sulla trave. L’entità del danneggiamento è tanto più grave quanto maggiore è l’entità della massa introdotta, inoltre può essere simulato in diverse posizioni della trave.

Nell’analisi dei dati in un primo momento verranno semplicemente ispezionati i dati grezzi campionati al fine di verificare visivamente la loro qualità e l’eventuale presenza di problemi nel campionamento. In un secondo momento si applicheranno le tre diverse metodologie di analisi modale operativa, viste rispettivamente nei paragrafi 2.5.1, 2.5.2 e 2.5.3 al fine di valutare i parametri modali del sistema e la loro variazione in funzione del danneggiamento.

3.1. Analisi dei dati grezzi

Di seguito verranno riportati i dati grezzi forniti dal campionamento. Per ogni data-set verranno riportate la temperatura ambientale durante la prova, gli accelerogrammi per ogni singolo accelerometro sulle travi e la forza assiale su ogni trave.

3.1.1. Data-set di 72 ore: travi in condizioni nominali

Di seguito in Figura 3.1.1 è mostrato l'andamento della temperatura ambientale ed in Figura 3.1.2 la sua media mobile su dieci secondi in modo da regolarizzare il dato grezzo.

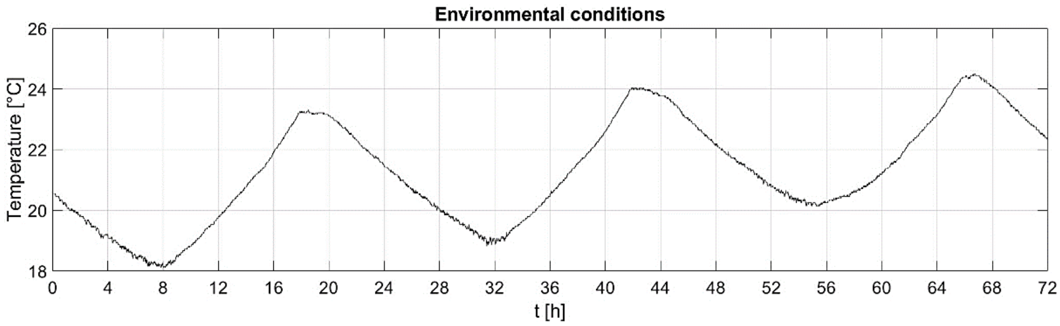

Figura 3.1.1: Temperatura ambientale. Data-set di 72 h. Travi in condizioni nominali.

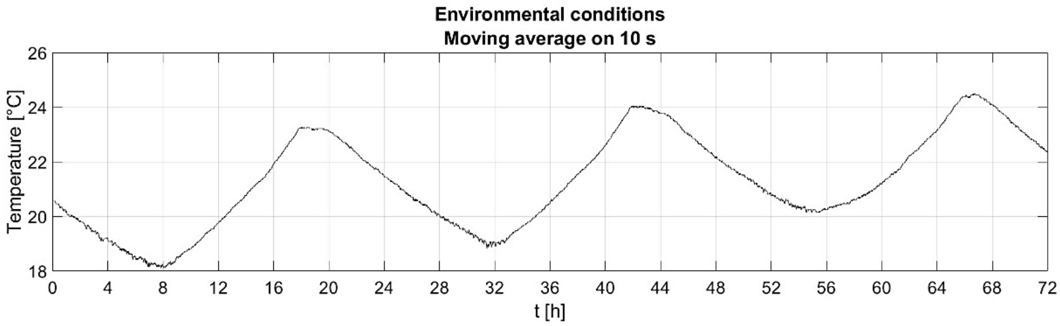

Figura 3.1.2: Temperatura ambientale, media mobile su 10 secondi. Data-set di 72 h. Travi in condizioni nominali.

Come è possibile notare dal confronto tra Figura 3.1.1 e Figura 3.1.2, la media mobile su dieci secondi regolarizza poco il dato grezzo di temperatura, poiché nel dato grezzo delle temperature sono presenti dei plateaux a temperatura costante di durata superiore ai dieci secondi su cui viene applicata la media mobile.

Di seguito verranno riportati gli accelerogrammi ottenuti dagli accelerometri sulla trave 1.

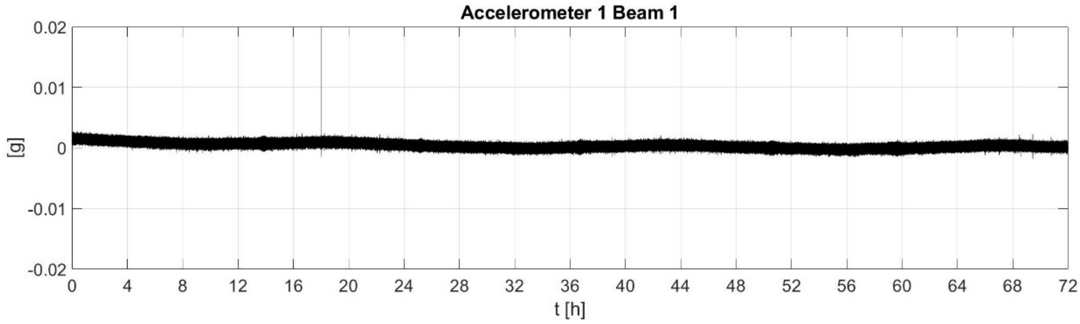

Figura 3.1.3: Accelerometro 1 Trave 1. Condizioni nominali.

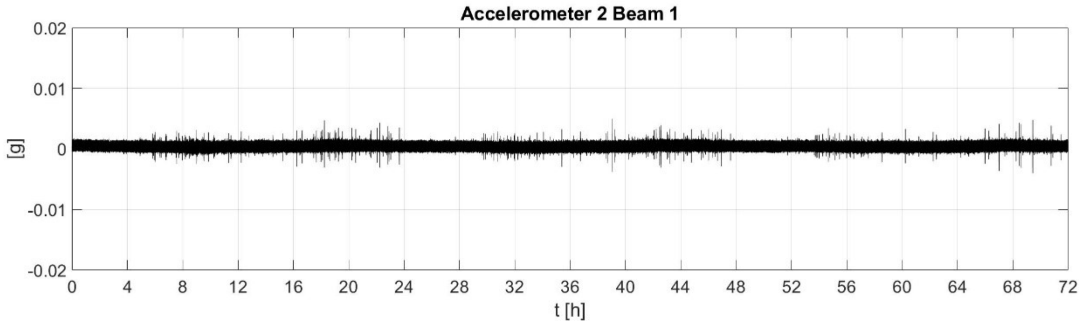

Figura 3.1.4: Accelerometro 2 Trave 1. Condizioni nominali.

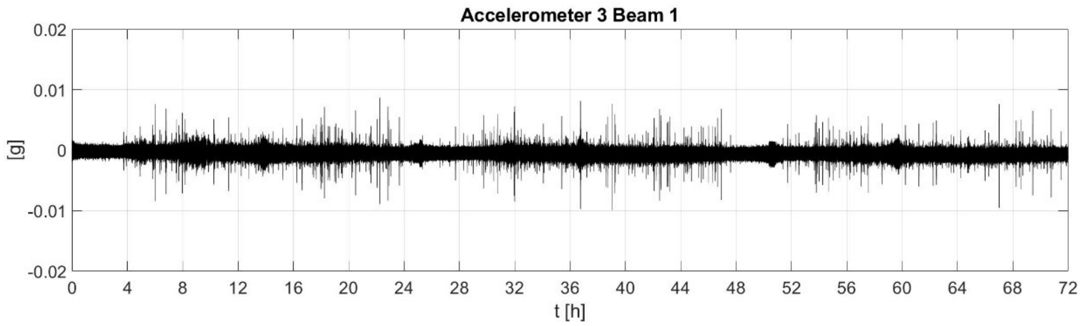

Figura 3.1.5: Accelerometro 3 Trave 1. Condizioni nominali.

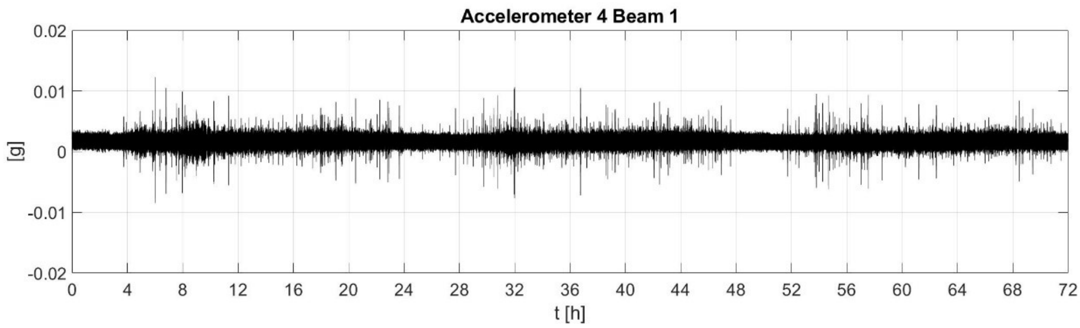

Figura 3.1.6: Accelerometro 4 Trave 1. Condizioni nominali.

Di seguito sono riportati gli accelerogrammi ottenuti dagli accelerometri sulla trave 2.

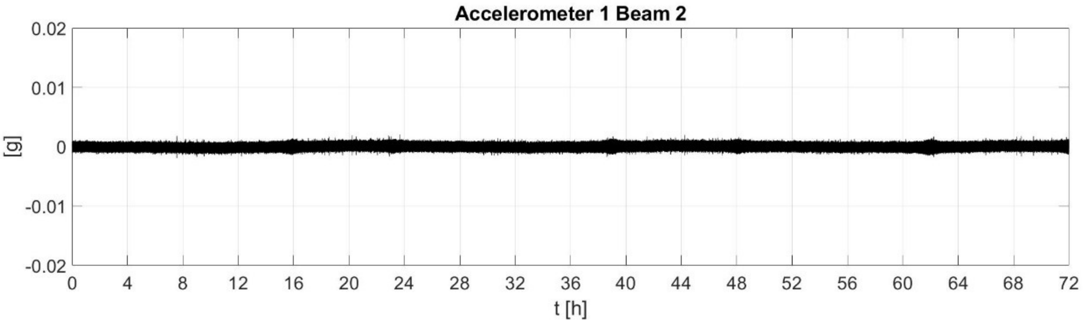

Figura 3.1.7: Accelerometro 1 Trave 2. Condizioni nominali.

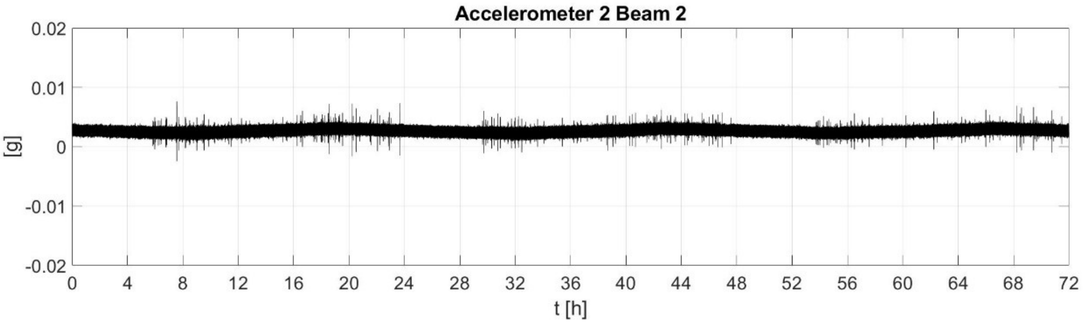

Figura 3.1.8: Accelerometro 2 Trave 2. Condizioni nominali.

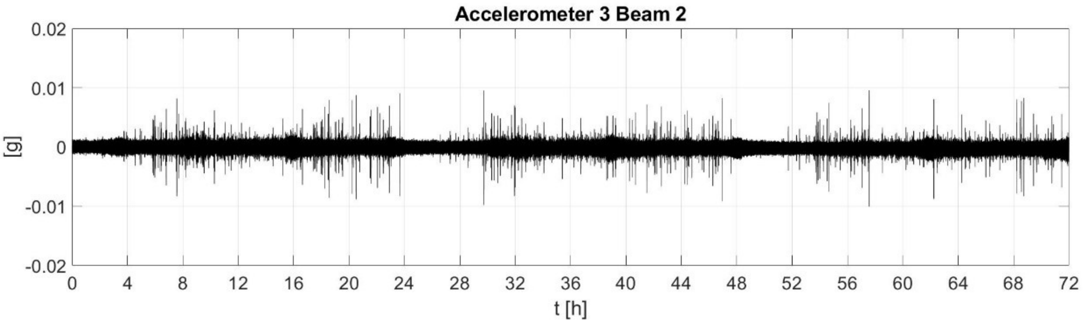

Figura 3.1.9: Accelerometro 3 Trave 2. Condizioni nominali.

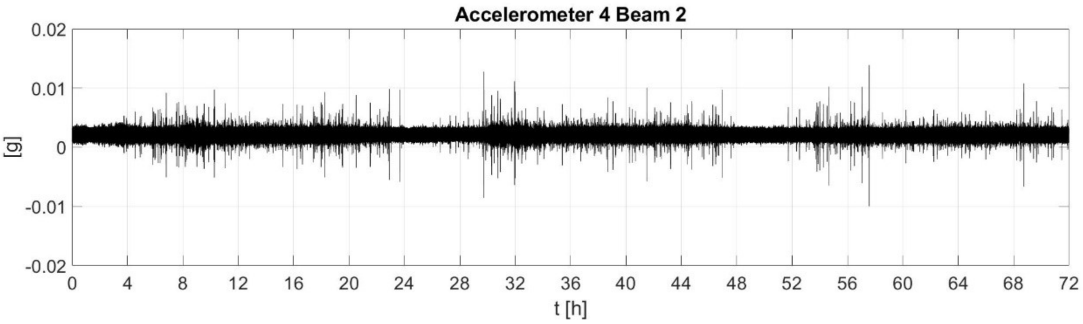

Figura 3.1.10: Accelerometro 4 Trave 2. Condizioni nominali.

Dalle time-histories sopra riportate si possono trarre le prime considerazioni:

- Gli accelerogrammi non sono centrati sul valore di *0 g,* ma presentano un offset da questo valore. Questo fenomeno è imputabile a disturbi di tipo elettrico/elettronico dovuti al sensore di tipo piezoelettrico.
- Gli accelerometri 1 e 2 presentano una tendenza sinusoidale più marcata rispetto agli accelerometri 3 e 4. Questo fenomeno è una probabile conseguenza della loro posizione sulla trave, infatti sono prossimi agli appoggi, quindi, in una zona dove le vibrazioni della trave hanno ampiezza ridotta e il rapporto segnale/rumore è basso.

Di seguito vengono riportate le time-histories della forza assiale sulla trave 1 e sulla trave 2 e le loro medie mobili su dieci secondi per regolarizzare il dato.

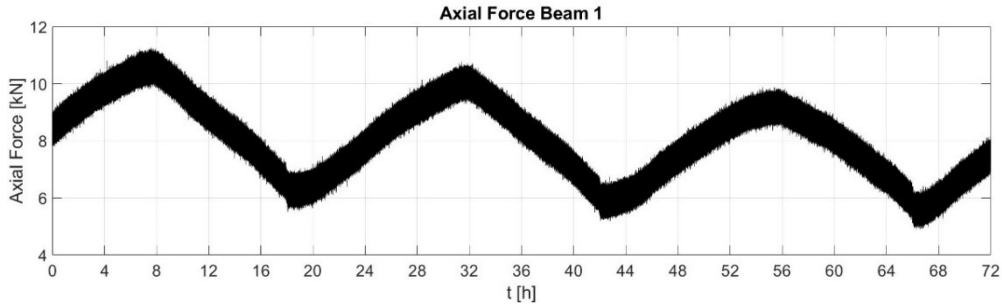

Figura 3.1.11: Forza assiale Trave 1. Condizioni nominali.

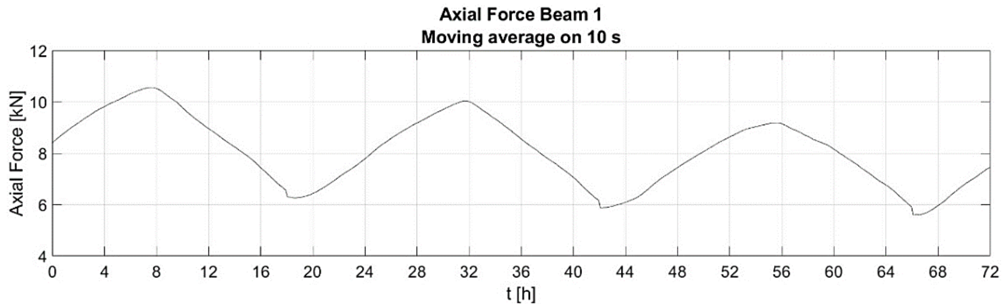

Figura 3.1.12: Forza assiale Trave 1. Condizioni nominali. Media mobile su 10 secondi.

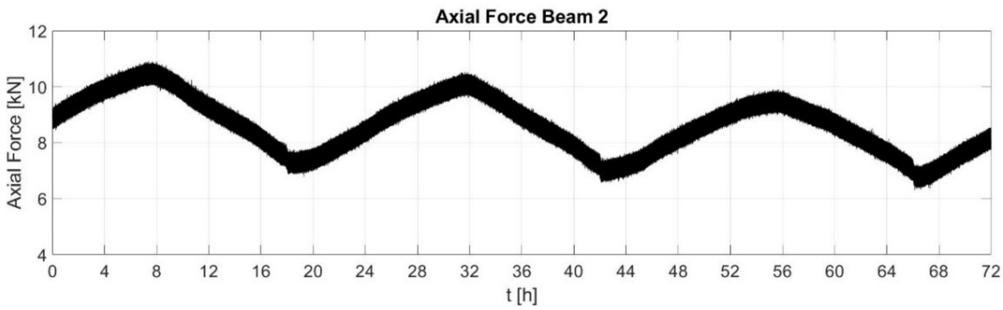

Figura 3.1.13: Forza assiale Trave 2. Condizioni nominali.

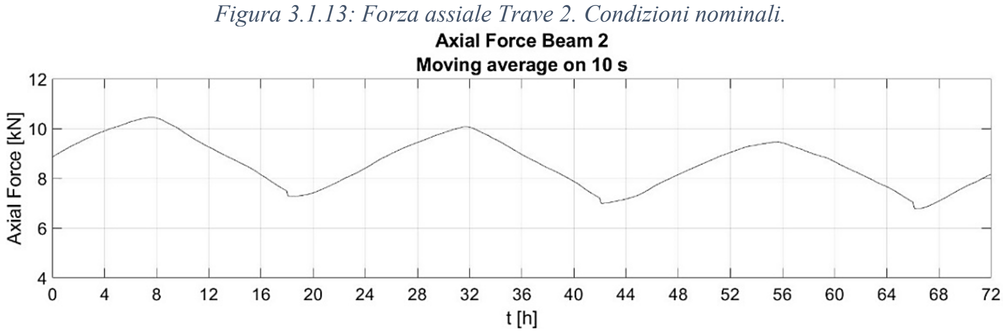

Figura 3.1.14: Forza assiale Trave 2. Condizioni nominali. Media mobile su 10 secondi.

Dalle figure sopra riportate è possibile fare le seguenti considerazioni:

- La media mobile su dieci secondi applicata al dato grezzo di forza assiale riesce a regolarizzare il dato in modo migliore rispetto a quanto visto per il dato di temperatura in Figura 3.1.2;
- Il dato grezzo è molto rumoroso. Il rumore è dovuto all'elevata frequenza di campionamento e all'uso di un cavo non schermato per la raccolta dei dati della forza assiale.
- Intorno alla diciottesima ora di ogni giorno è presente un salto repentino della forza assiale, questo fenomeno verrà approfondito in seguito.

Di seguito viene riportato un confronto tra l'andamento della forza assiale sulle travi e l'andamento della temperatura.

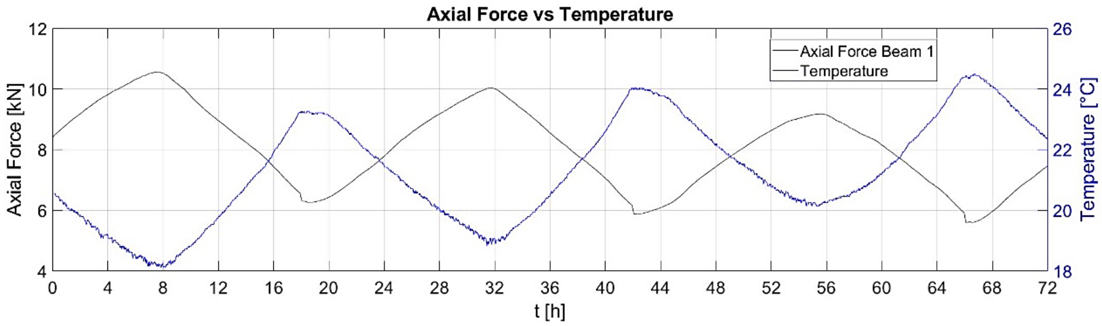

Figura 3.1.15: Confronto tra temperatura e forza assiale trave 1. Medie mobili su 10 secondi.

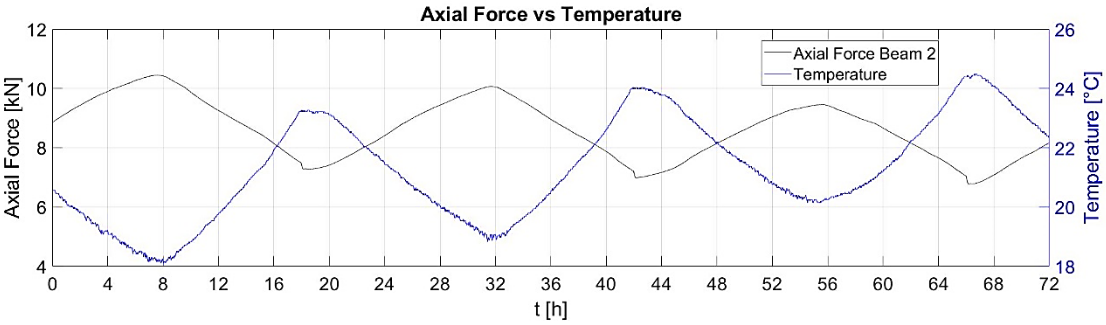

Figura 3.1.16: Confronto tra temperatura e forza assiale trave 2. Medie mobili su 10 secondi.

Come è possibile notare dalla Figura 3.1.15 e dalla Figura 3.1.16 è presente una correlazione di tipo inverso tra temperatura e tiro nella trave. Successivamente si procederà alla pulizia della forza assiale nella trave depurandola dagli effetti termici.

Come visto in Figura 3.1.12 e in Figura 3.1.14, intorno alla diciottesima ora di ogni giorno è presente una repentina perdita di tensione nelle travi. Per valutare se il fenomeno è una conseguenza dei cicli termici giornalieri, di seguito, focalizzandosi nell'intorno temporale in cui il fenomeno avviene, si valuterà se l'inizio della perdita repentina di tensione coincide on un cambio di segno della derivata della funzione temperatura.

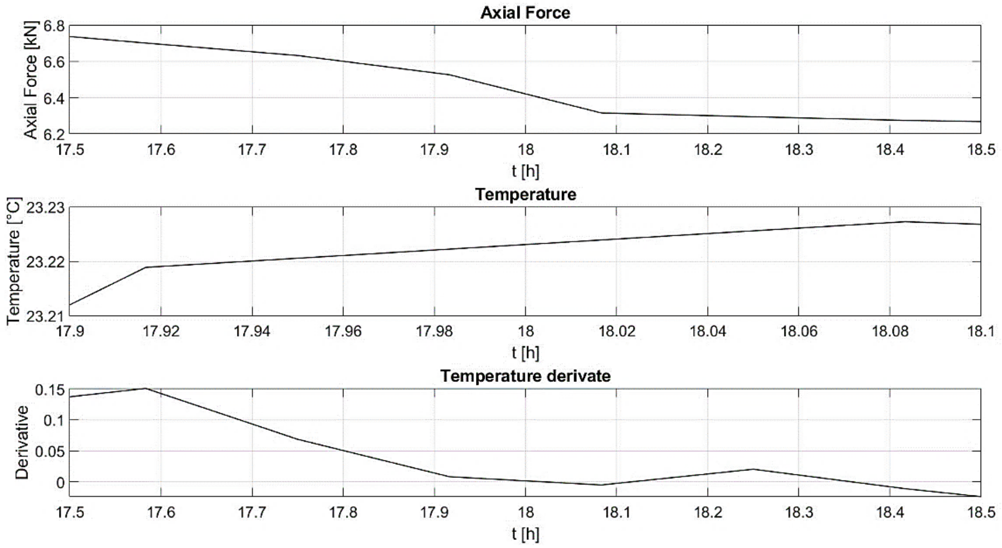

Figura 3.1.17: Salto di tensione 1 trave 1.

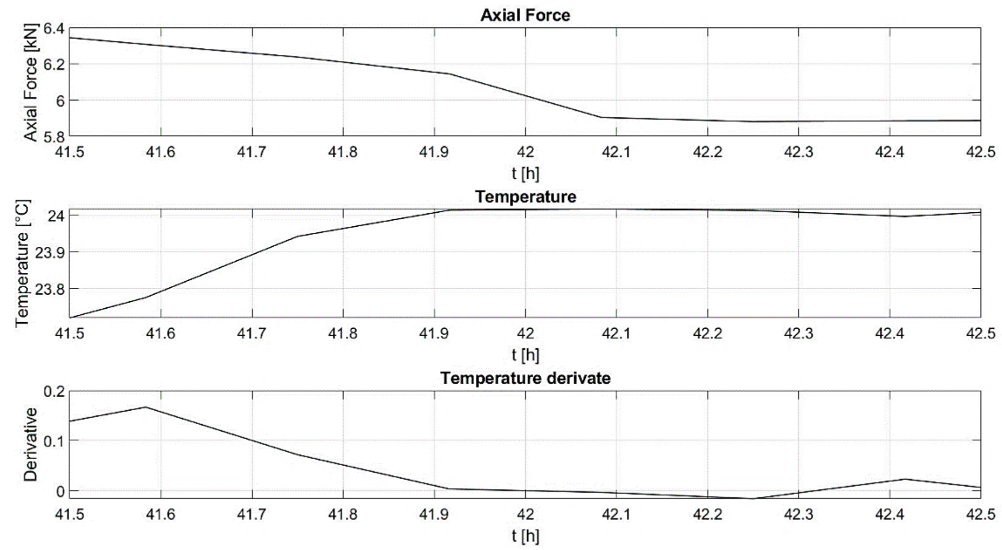

Figura 3.1.18: Salto di tensione 2 trave 1.

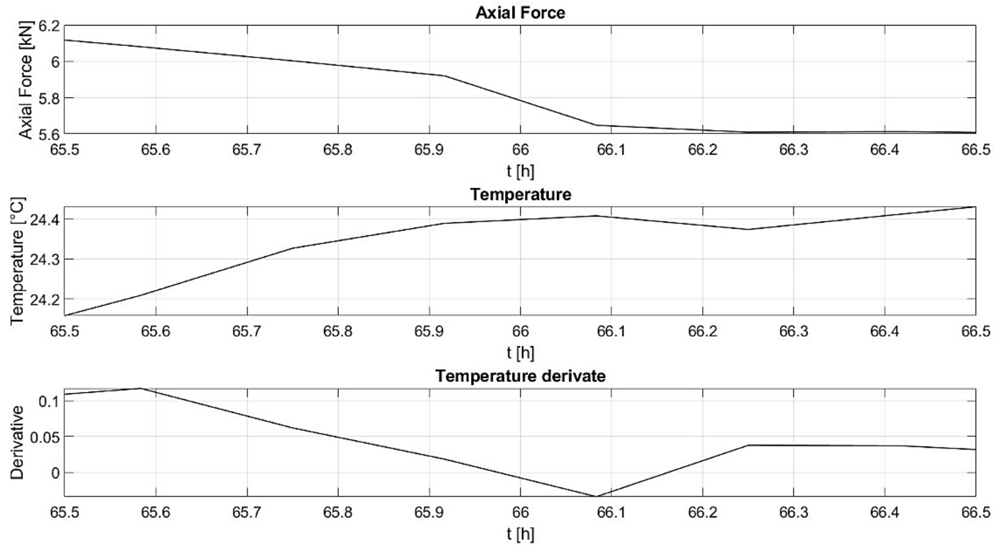

Figura 3.1.19: Salto di tensione 3 trave 1

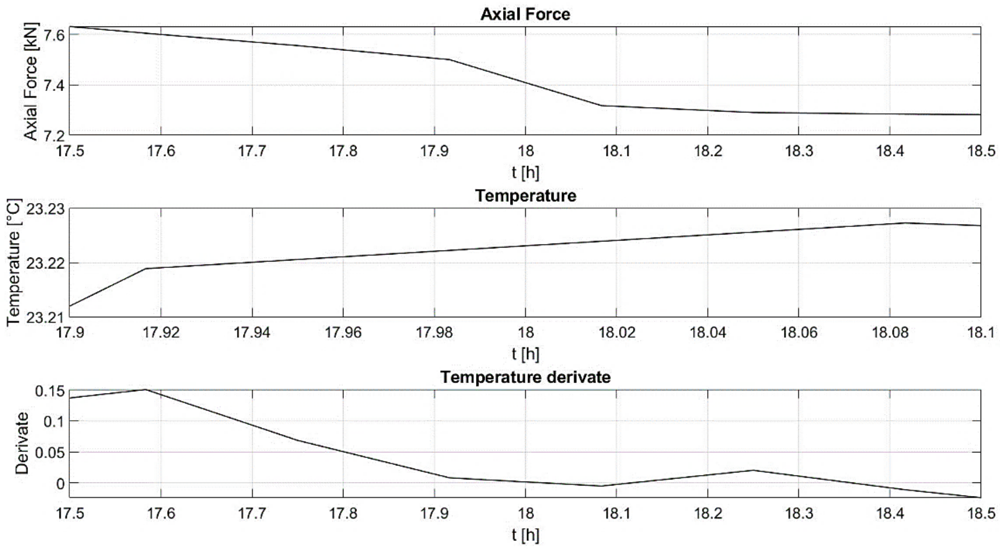

Figura 3.1.20: Salto di tensione 1 trave 2.

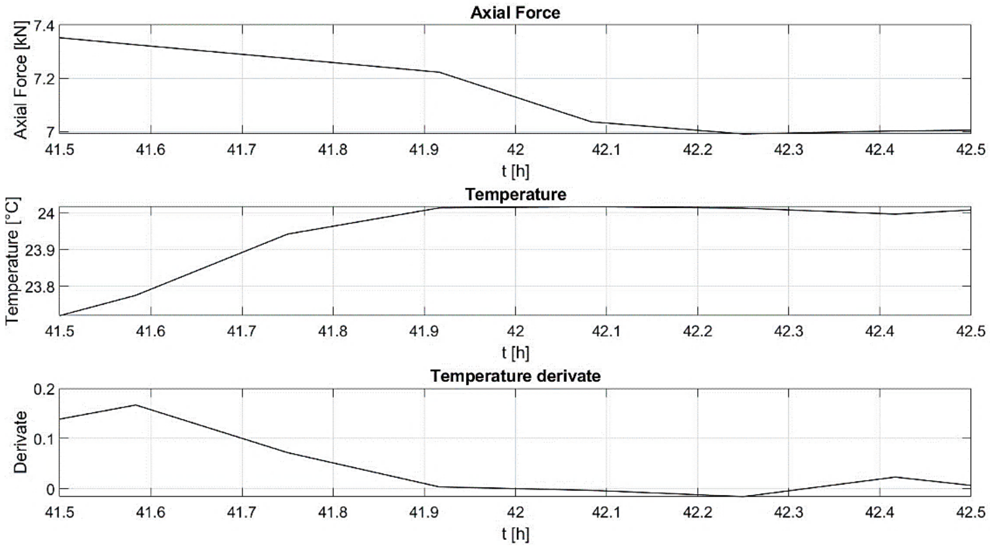

Figura 3.1.21: Salto di tensione 2 trave 2.

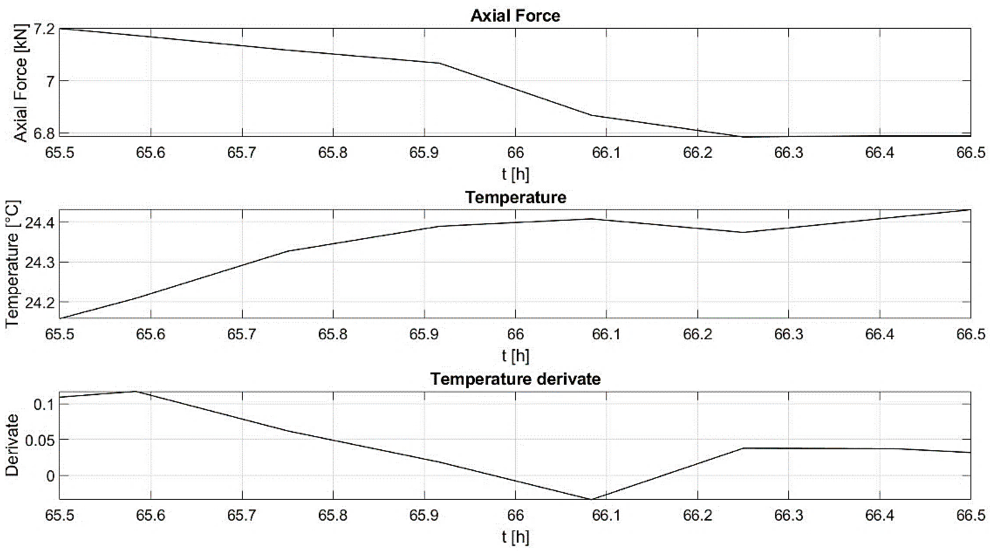

Figura 3.1.22: Salto di tensione 3 trave 2.

Dai grafici di confronto sopra riportati si può notare che la perdita di tiro repentina nelle travi coincide ad una variazione nella pendenza della funzione temperatura, dunque, ad una variazione di pendenza nella funzione derivata. Quindi, il fenomeno è correlato ai cicli termici giornalieri.

3.1.2. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva dell'1% in mezzeria

Di seguito vengono riportati e analizzati i dati grezzi del data-set di dodici ore con massa aggiuntiva dell'1% in mezzeria della trave 1. La massa aggiuntiva, come detto in precedenza, ha lo scopo di simulare un danneggiamento sulla trave.

Così come fatto nel paragrafo precedente, vengono riportati: i dati grezzi di temperatura, gli accelerogrammi e la forza assiale sulle travi e viene svolta una prima analisi sui dati.

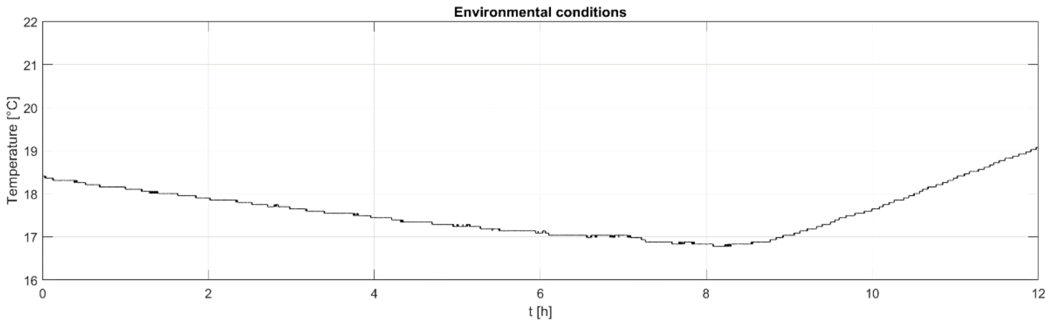

Figura 3.1.23: Temperatura. Data-set di 12 h con massa dell'1% in mezzeria alla trave 1.

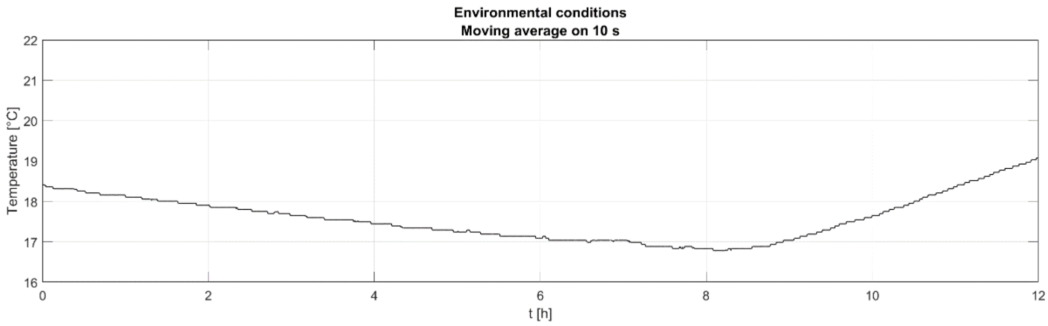

Figura 3.1.24: Temperatura. Media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 h con massa dell'1% in mezzeria alla trave 1.

Come già visto nel paragrafo precedente la media mobile su dieci secondi regolarizza poco il dato grezzo di temperatura in quanto sono presenti plateaux a temperatura costante di durata superiore ai dieci secondi.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 1.

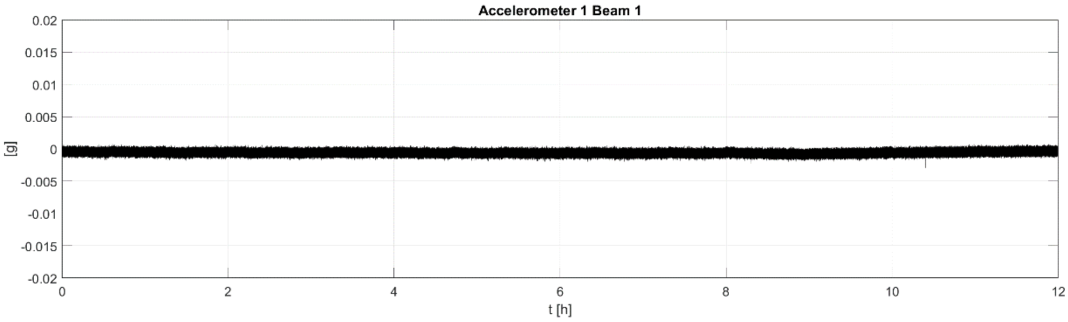

Figura 3.1.25: Accelerometro 1 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%.

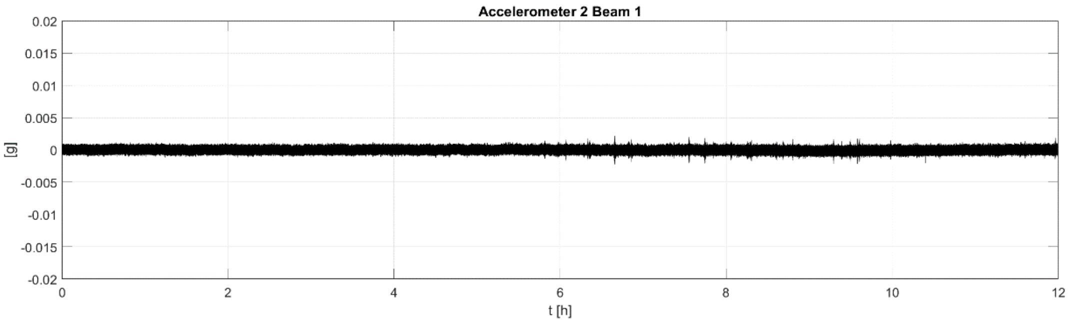

Figura 3.1.26: Accelerometro 2 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%.

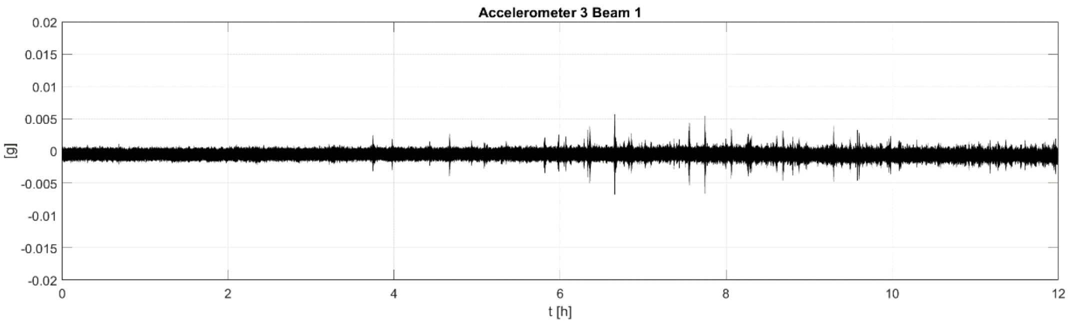

Figura 3.1.27: Accelerometro 3 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%.

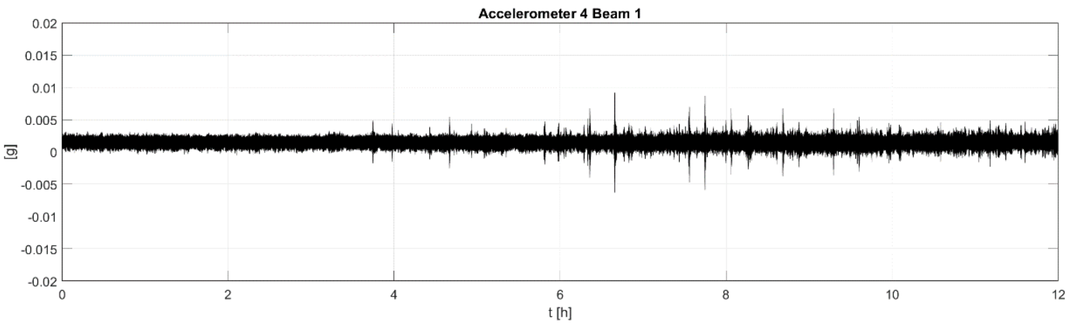

Figura 3.1.28: Accelerometro 4 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 2.

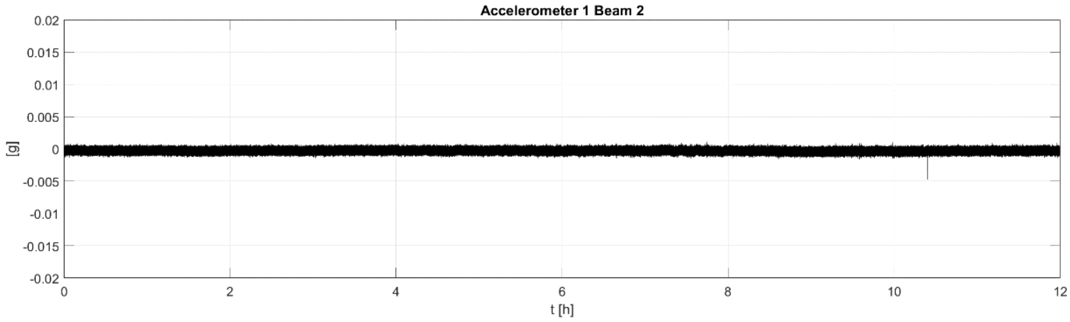

Figura 3.1.29: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 1.

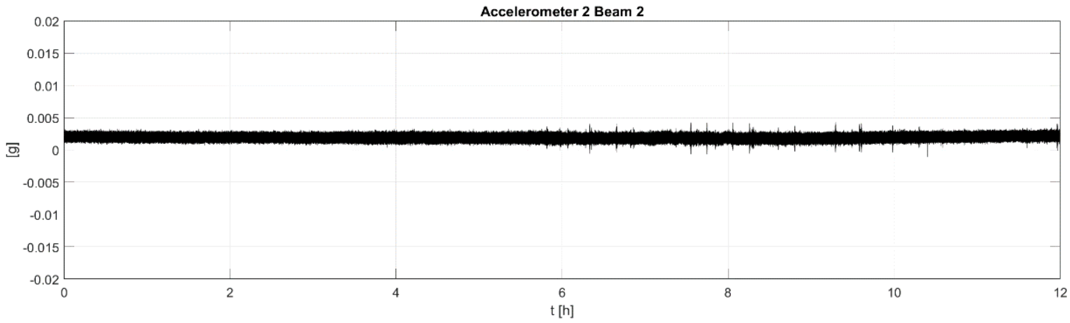

Figura 3.1.30: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 1.

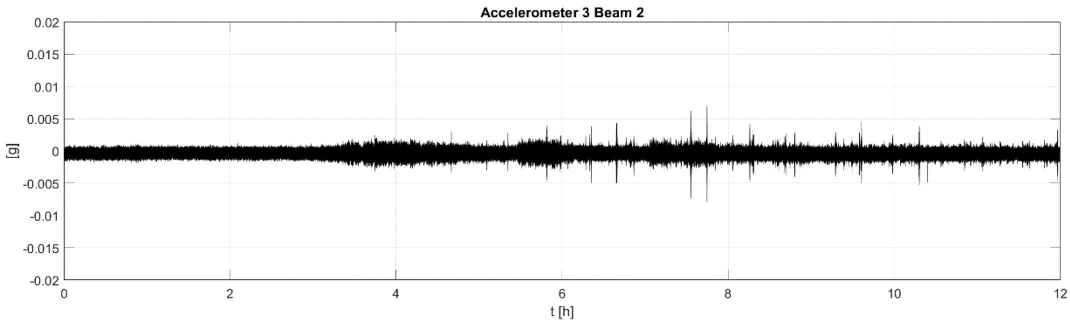

Figura 3.1.31: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 1.

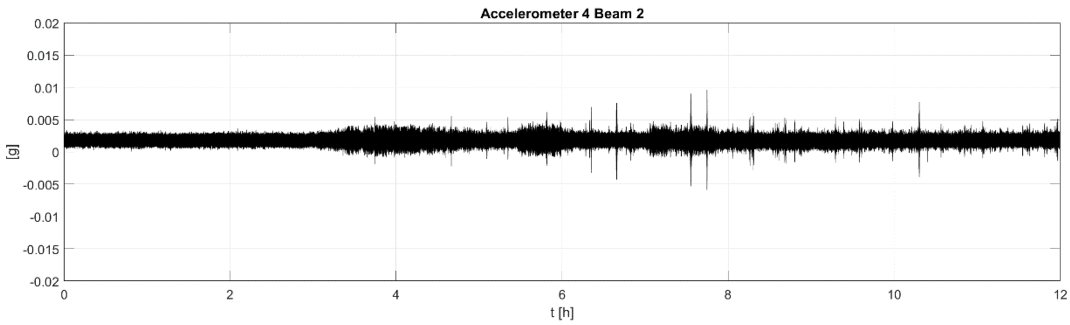

Figura 3.1.32: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 1.

Per gli accelerogrammi sopra riportati valgono le considerazioni fatte sugli accelerogrammi ricavati dal data-set di 72 ore nel paragrafo 3.1.1.

Di seguito si riporta la forza assiale nella trave 1 e nella trave 2 e la loro media mobile su dieci secondi per regolarizzare il dato.

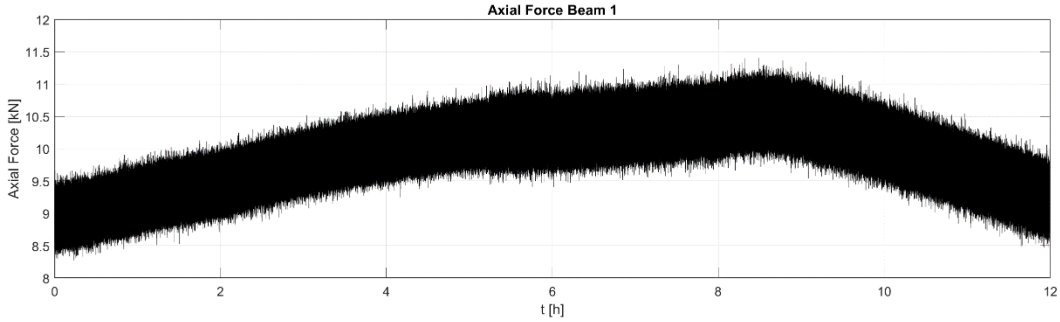

Figura 3.1.33: Forza assiale trave 1. Data set di 12 h: massa 1%.

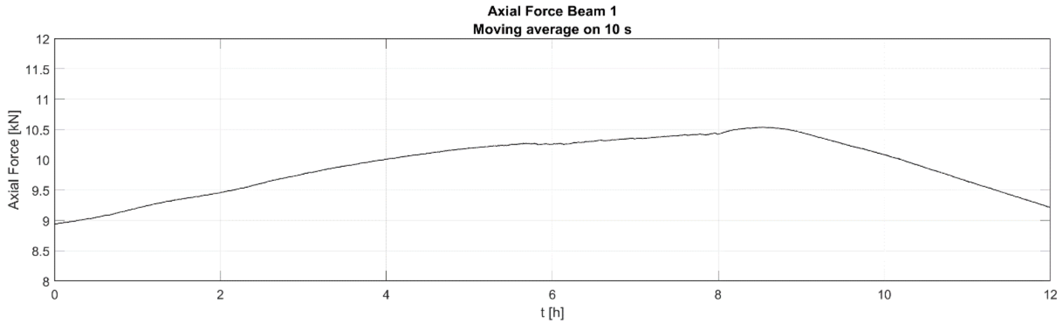

Figura 3.1.34: Forza assiale trave 1. Data set di 12 h: massa 1%. Media mobile su 10 secondi.

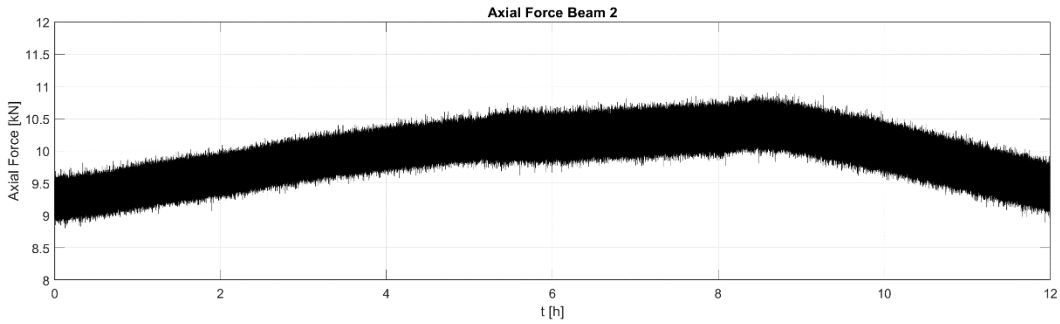

Figura 3.1.35: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 1.

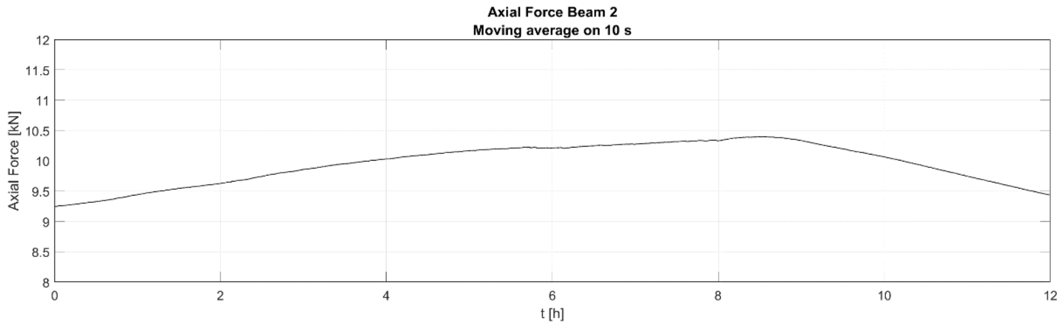

Figura 3.1.36: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Media mobile su 10 secondi.

Anche per la forza assiale nelle travi valgono le considerazioni già fatte per il data-set di 72 ore nel paragrafo 3.1.1.

Di seguito, infine, viene riportato il confronto tra l'andamento della forza assiale e l'andamento della temperatura ambientale.

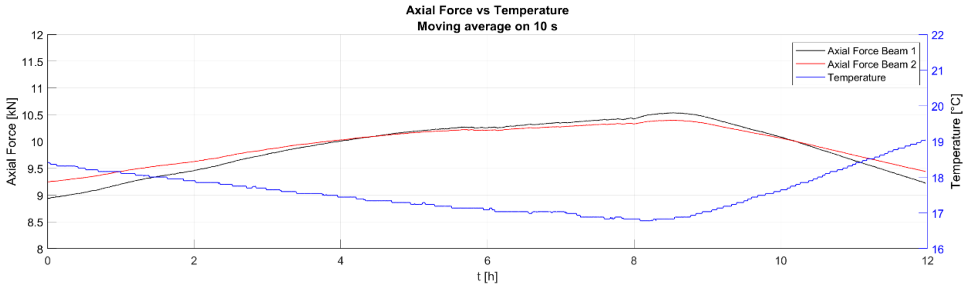

Figura 3.1.37: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi.

Come in precedenza visto per il data-set di 72 ore, esiste una correlazione inversa tra forza assiale e temperatura. In seguito, verrà effettuata una pulizia della forza assiale nella trave depurandola dagli effetti termici.

3.1.3. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva del 3% in mezzeria. Prova con disturbo

Di seguito vengono riportati e analizzati i dati grezzi del data-set di dodici ore con massa aggiuntiva del 3% in mezzeria della trave 1 e la presenza di disturbo dovuta ad una prova a fatica confinante con la prova in esame. La massa aggiuntiva, come detto in precedenza, ha lo scopo di simulare un danneggiamento sulla trave.

Così come fatto nei paragrafi precedente vengono riportati i dati grezzi di temperatura, gli accelerogrammi e la forza assiale sulle travi e viene svolta una prima analisi sui dati.

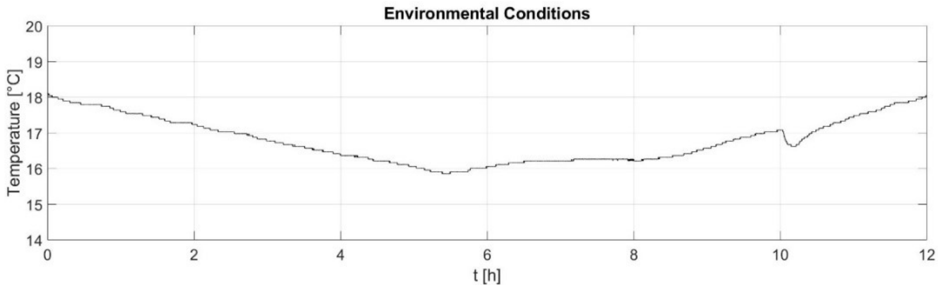

Figura 3.1.38: Temperatura. Data-set di 12 ore: massa 3% a, set 3 a.

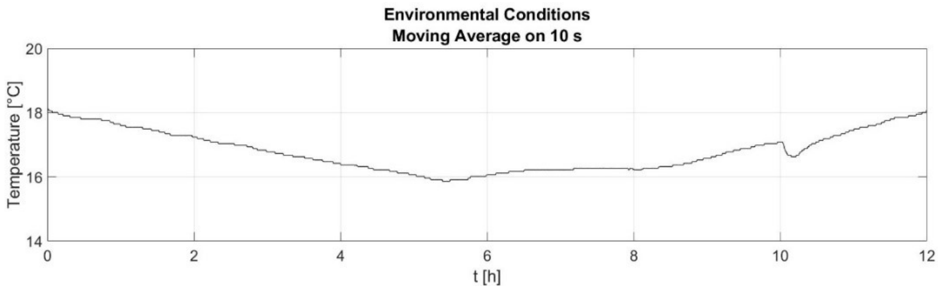

Figura 3.1.39: Temperatura, media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 ore: massa 3% a, set 3 a.

Per il dato di temperatura e per la sua media mobile valgono le considerazioni fatte nei paragrafi precedenti.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 1.

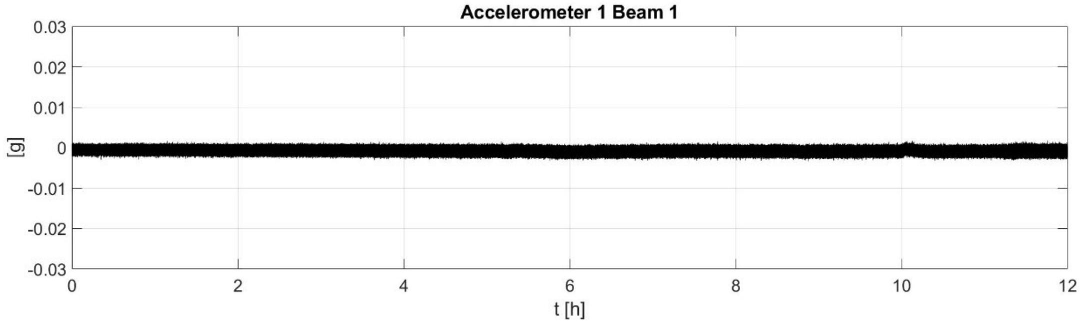

Figura 3.1.40: Accelerometro 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a.

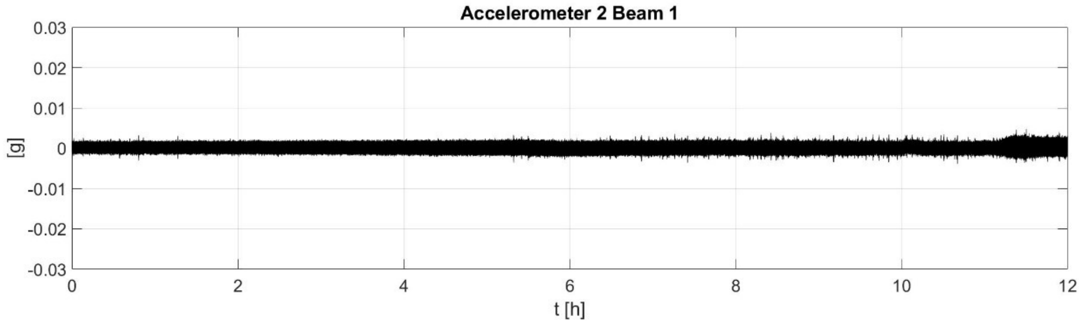

Figura 3.1.41: Accelerometro 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a.

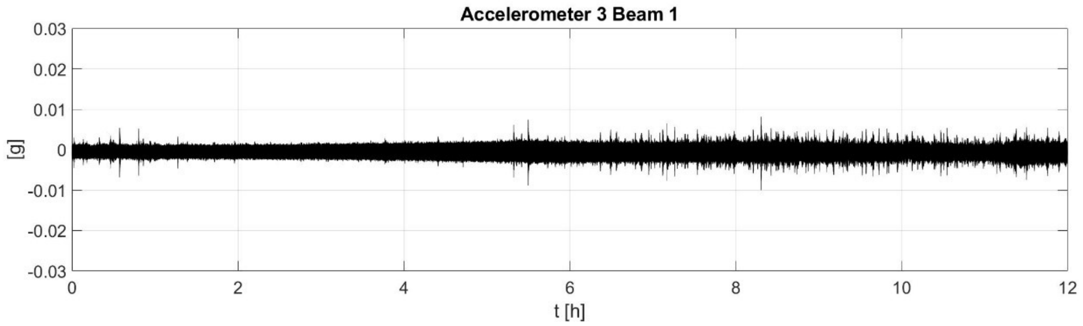

Figura 3.1.42: Accelerometro 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a.

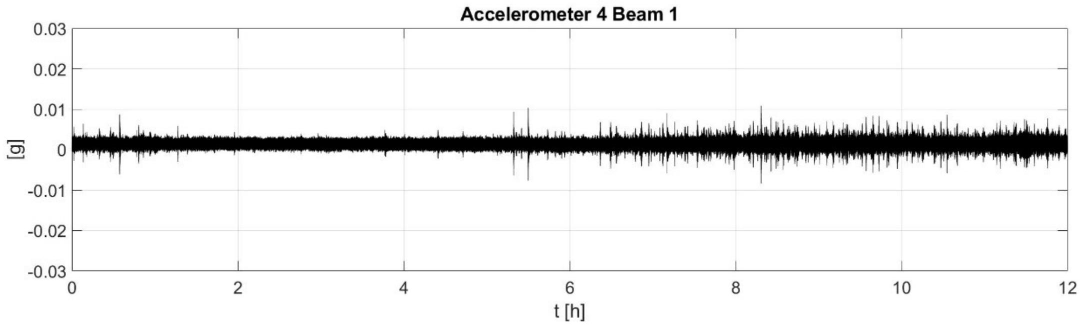

Figura 3.1.43: Accelerometro 4 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 2.

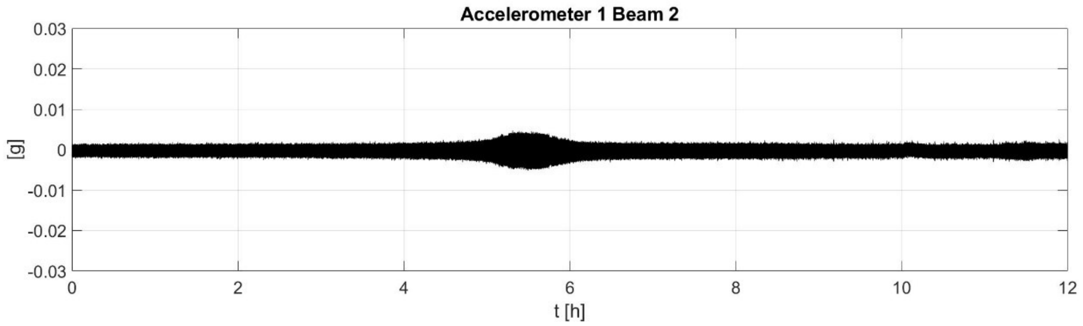

Figura 3.1.44: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a.

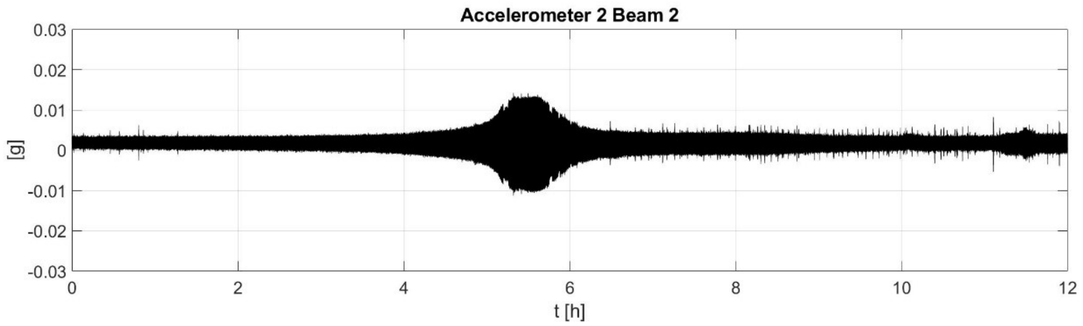

Figura 3.1.45: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a.

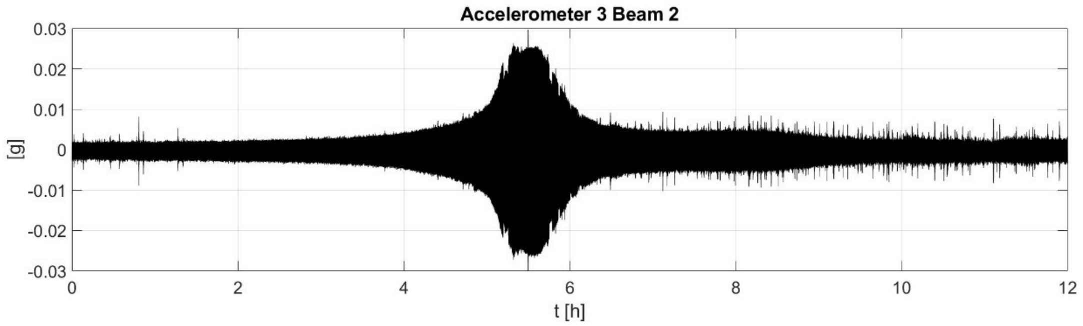

Figura 3.1.46: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a.

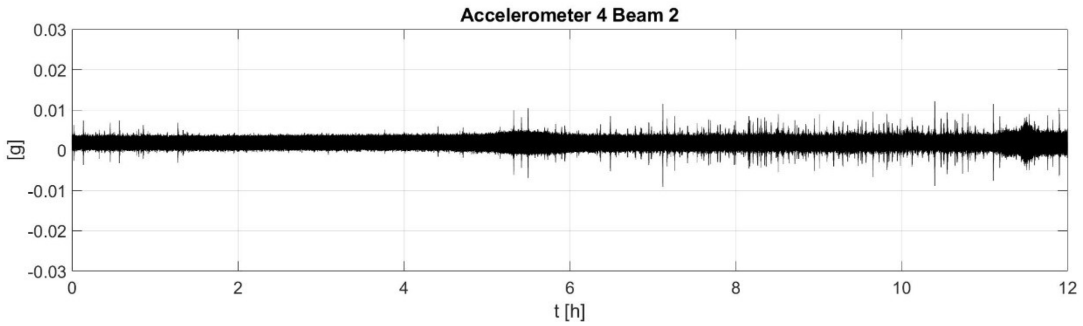

Figura 3.1.47: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a.

Per gli accelerogrammi possono essere fatte le medesime considerazioni viste nei paragrafi precedenti. Inoltre, nel seguente data-set dagli accelerogrammi della trave 2 è possibile notare nell'intorno della sesta ora di campionamento un'amplificazione delle accelerazioni registrate. Questo fenomeno, con molta probabilità è dovuto ad un disturbo a seguito di una prova a fatica confinante con la prova in esame.

Di seguito vengono riportate le time-histories della forza assiale nella trave 1 e nella trave 2 e le rispettive medie mobili su dieci secondi.

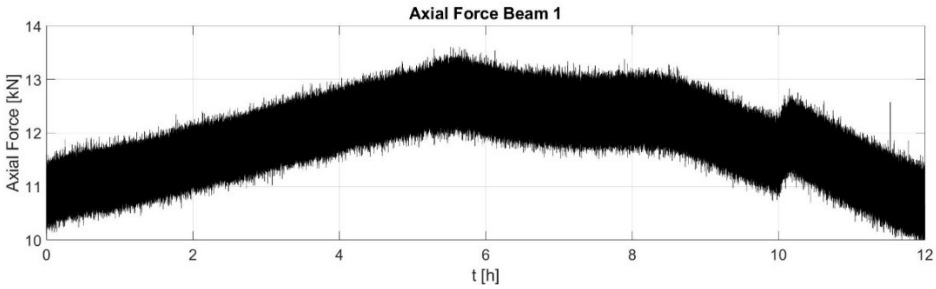

Figura 3.1.48: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a.

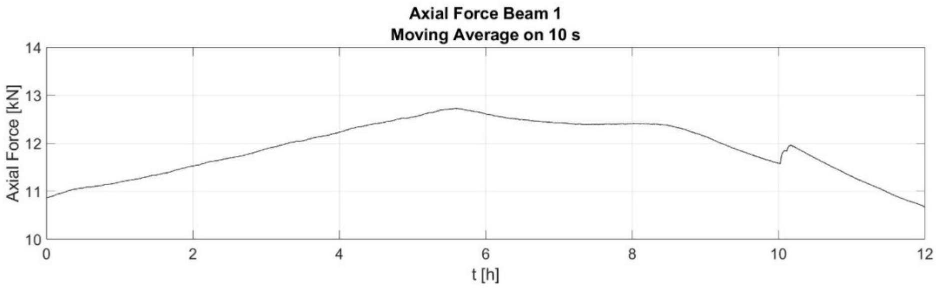

Figura 3.1.49: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Media mobile su 10 secondi.

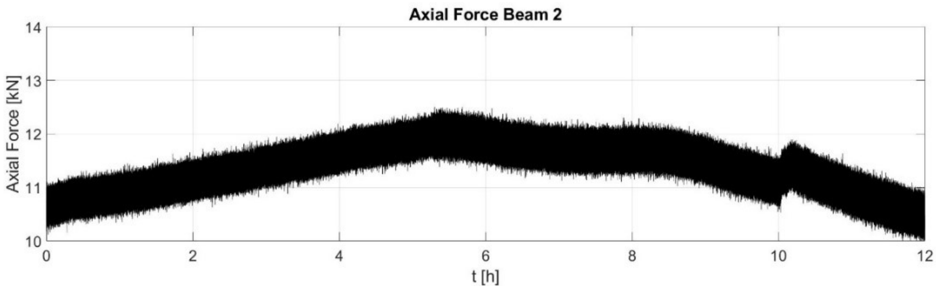

Figura 3.1.50: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a.

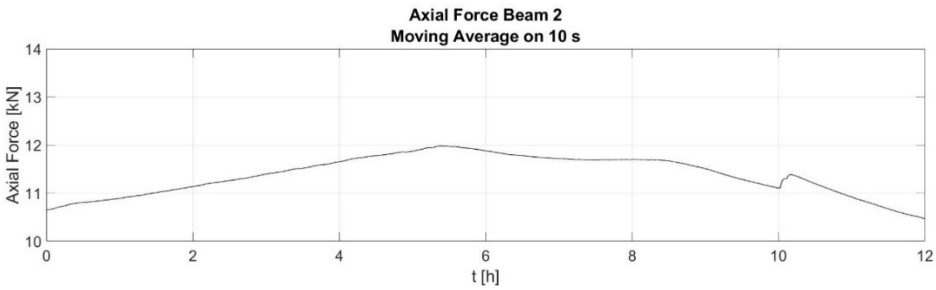

Figura 3.1.51: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Media mobile su 10 secondi.

Per la forza assiale valgono le considerazioni fatte nei paragrafi precedenti.

Infine, si riporta il confronto tra l'andamento della forza assiale e l'andamento temperatura.

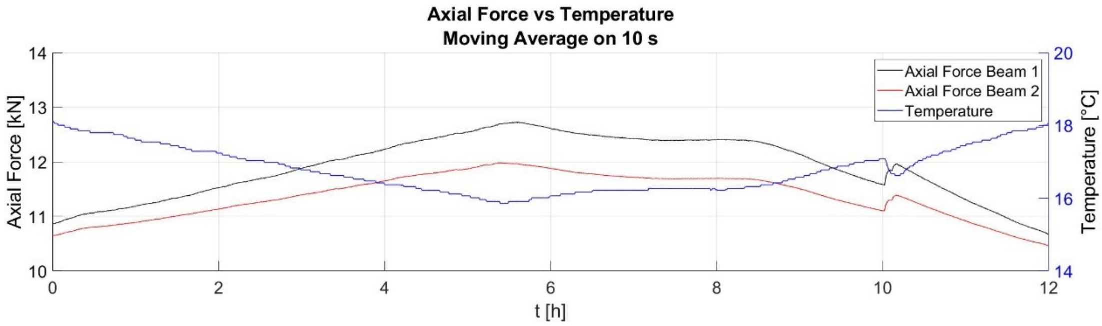

Figura 3.1.52: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi.

3.1.4. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva del 3% in mezzeria. Prova senza disturbo

Di seguito vengono riportati e analizzati i dati grezzi del data-set di dodici ore con massa aggiuntiva del 3% in mezzeria della trave 1 senza la presenza di disturbo.

Così come fatto nei paragrafi precedente vengono riportati i dati grezzi di temperatura, gli accelerogrammi e la forza assiale sulle travi e viene svolta una prima analisi sui dati.

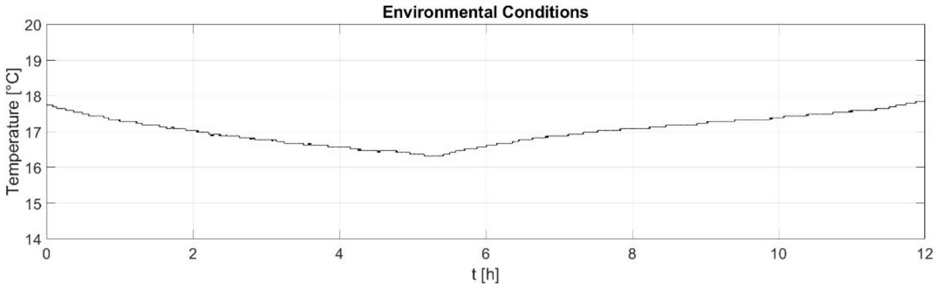

Figura 3.1.53: Temperatura. Data-set di 12 h: massa 3% b, set 3 b.

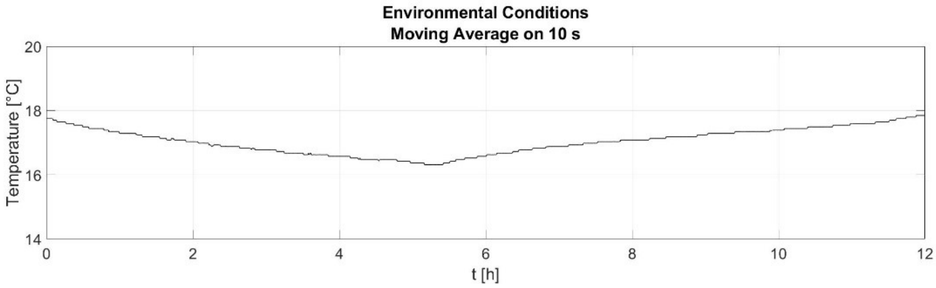

Figura 3.1.54: Temperatura, media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 h: massa 3% b, set 3 b.

Per il dato di temperatura e per la sua media mobile valgono le considerazioni fatte nei paragrafi precedenti.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 1.

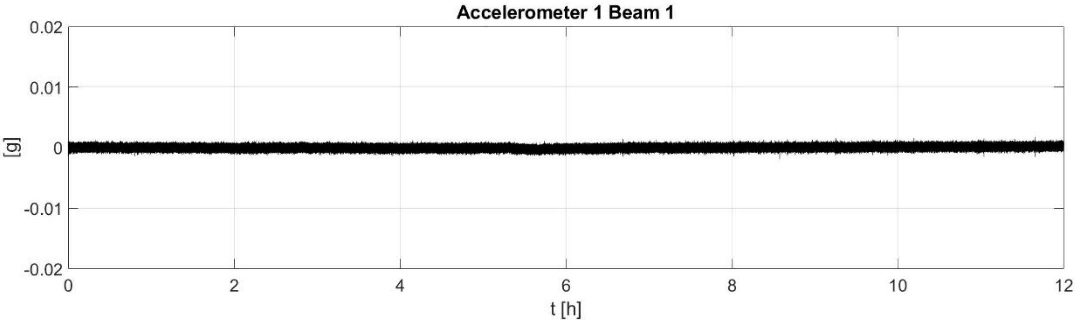

Figura 3.1.55: Accelerometro 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b.

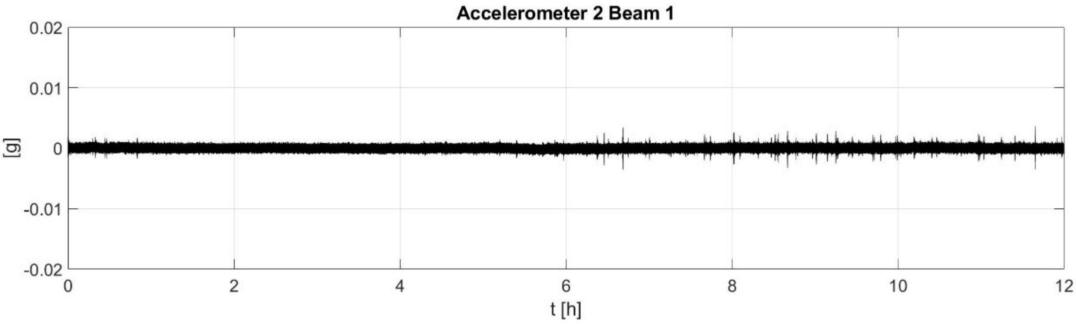

Figura 3.1.56: Accelerometro 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b.

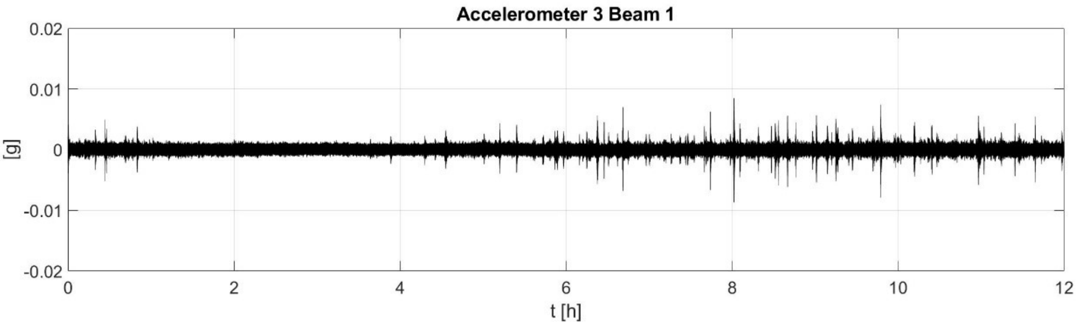

Figura 3.1.57: Accelerometro 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b.

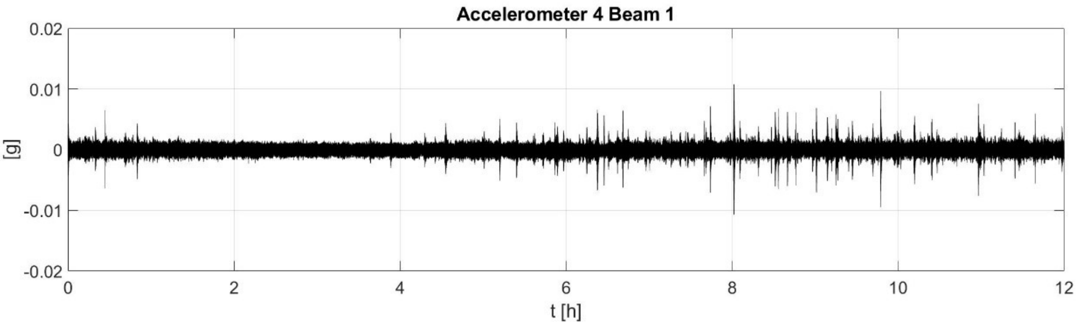

Figura 3.1.58: Accelerometro 4 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 2.

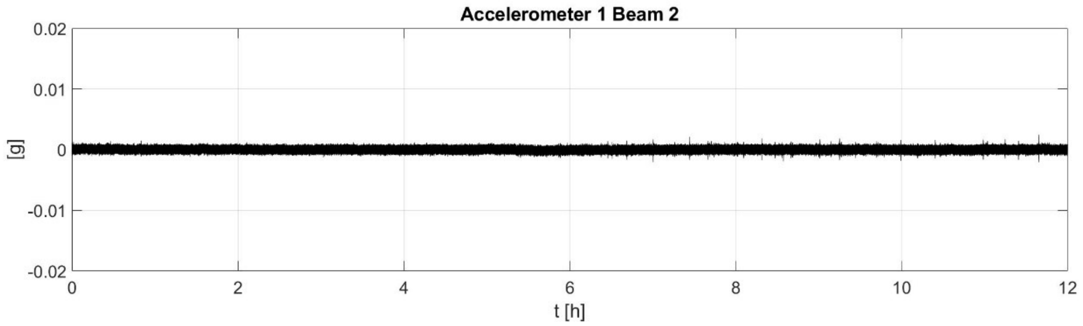

Figura 3.1.59: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b.

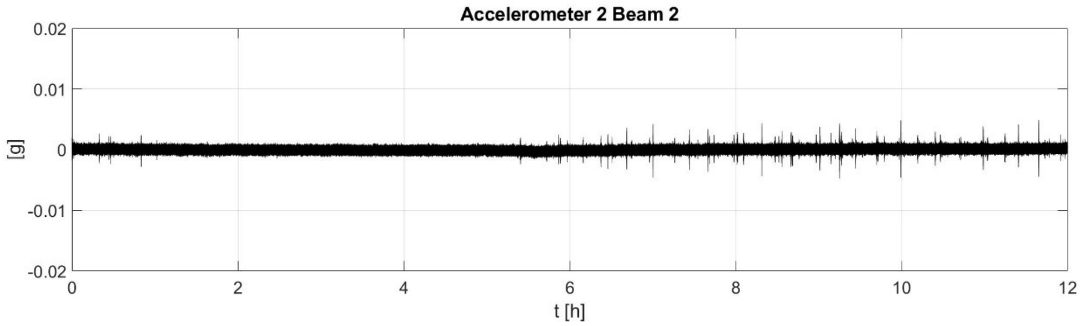

Figura 3.1.60: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b.

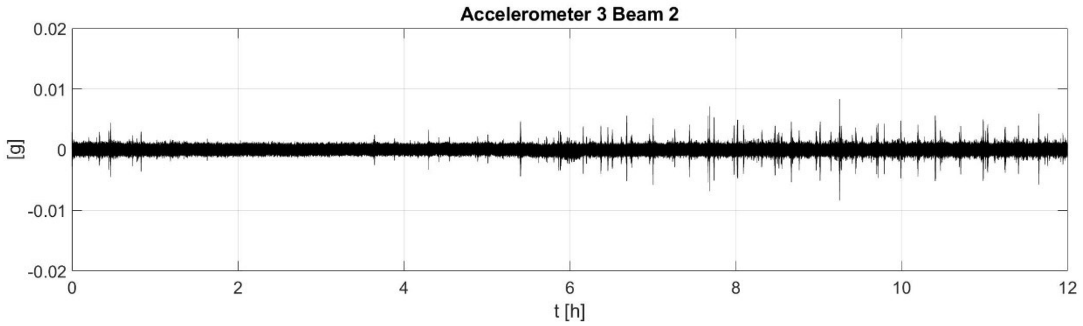

Figura 3.1.61: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b.

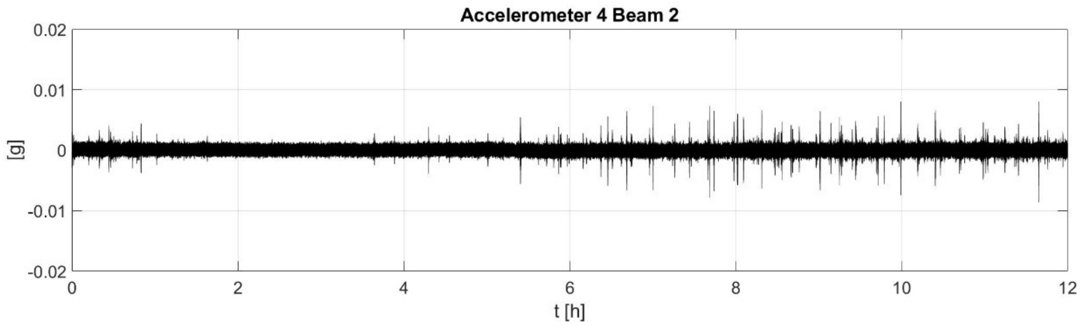

Figura 3.1.62: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b.

Per gli accelerogrammi possono essere fatte le medesime considerazioni viste nei paragrafi precedenti.

Di seguito vengono riportate le time-histories della forza assiale nella trave 1 e nella trave 2 e le rispettive medie mobili su dieci secondi.

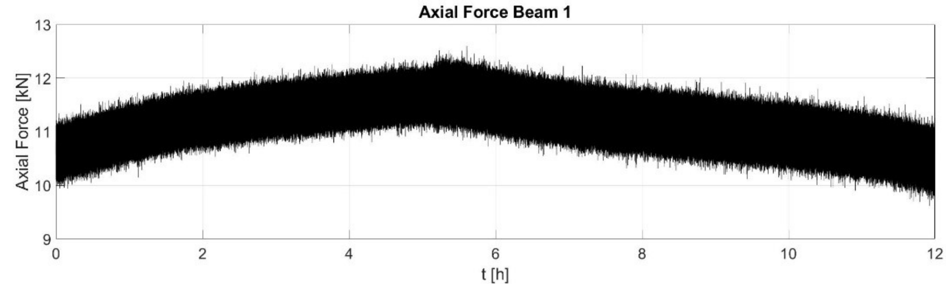

Figura 3.1.63: Forza assiale trave 1. Data set di 12 h: massa 3% b.

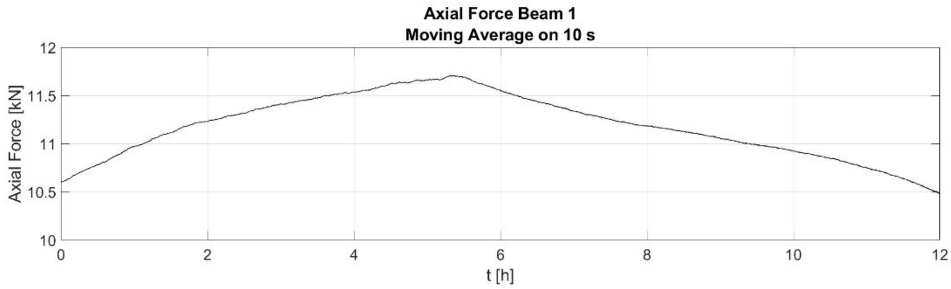

Figura 3.1.64: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Media mobile su 10 secondi.

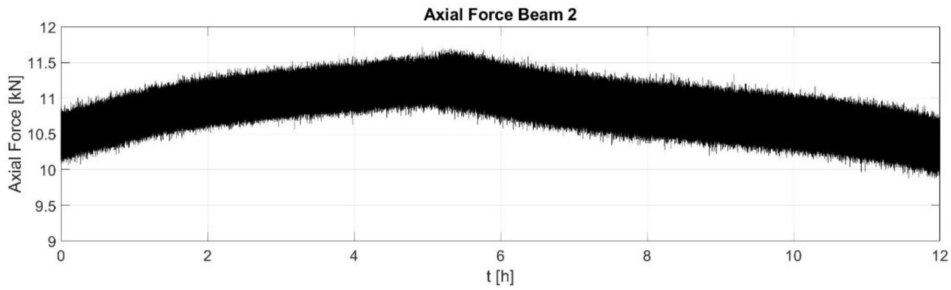

Figura 3.1.65: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b.

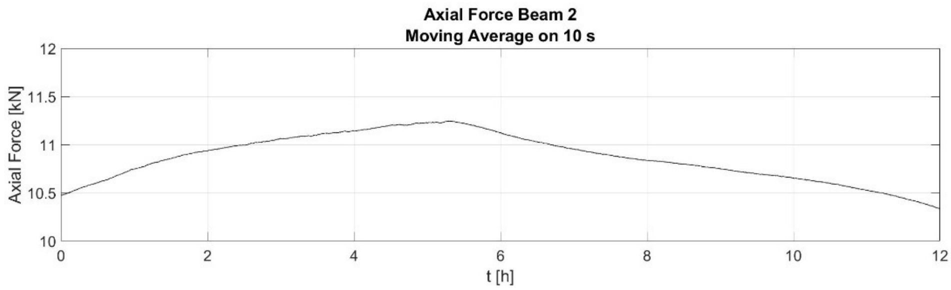

Figura 3.1.66: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Media mobile su 10 secondi.

Per la forza assiale valgono le considerazioni fatte nei paragrafi precedenti.

Infine, si riporta il confronto tra l'andamento della forza assiale e l'andamento temperatura.

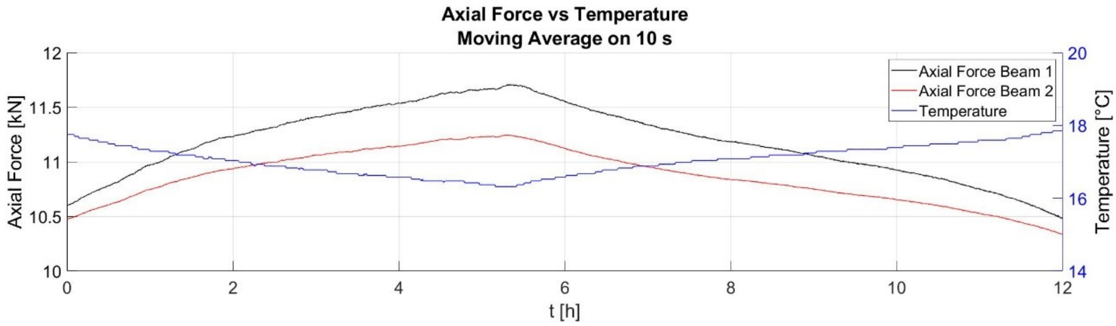

Figura 3.1.67: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi.

3.1.5. Data-set di 12 ore: trave 1 con massa aggiuntiva del 5% ad L/10

Infine, nel seguente paragrafo verranno riportati e analizzati i dati relativi all'ultimo data-set di 12 ore con massa aggiuntiva del 5% ad L/10.

Così come fatto nei paragrafi precedenti vengono riportati i dati grezzi di temperatura, gli accelerogrammi e la forza assiale sulle travi e viene svolta una prima analisi sui dati.

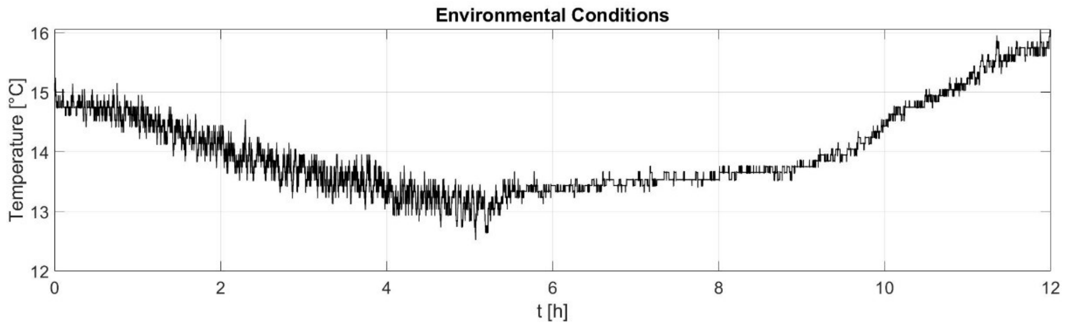

Figura 3.1.68: Temperatura. Data-set di 12 h: massa 5%, set 5.

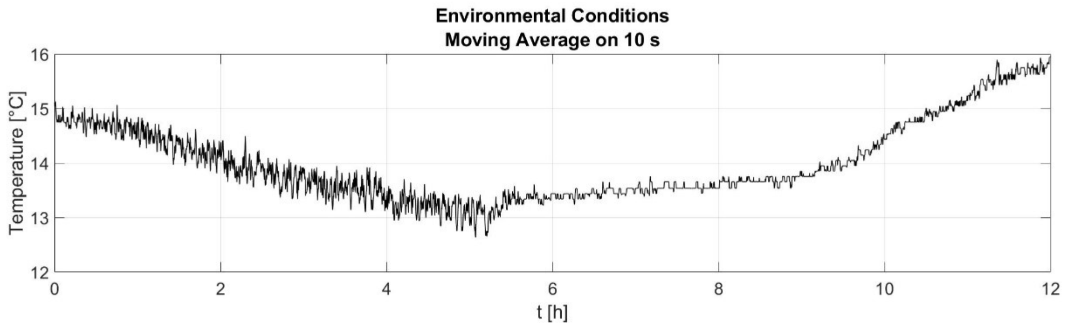

Figura 3.1.69: Temperatura-Media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 h: massa 5%, set 5.

Come è possibile notare dalle due figure sopra riportate, in questo data-set il dato di temperatura è molto più rumoroso rispetto ai data-sets precedenti. Questo fenomeno è imputabile all'utilizzo di una termocoppia diversa per il campionamento della temperatura ambientale durante questa prova.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 1.

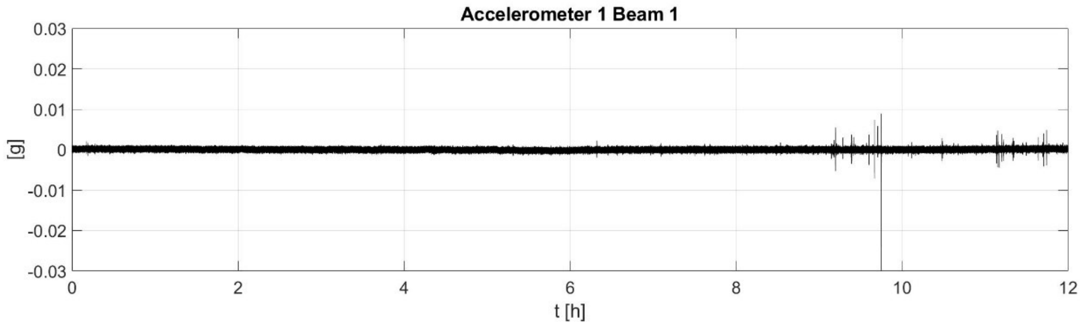

Figura 3.1.70: Accelerometro 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%.

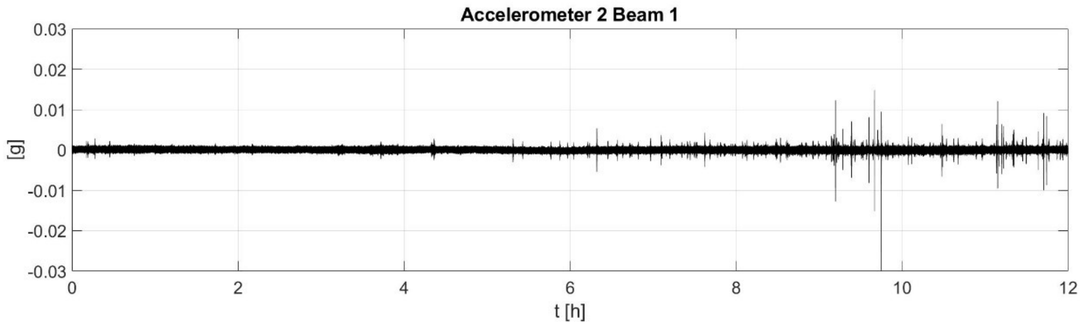

Figura 3.1.71: Accelerometro 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%.

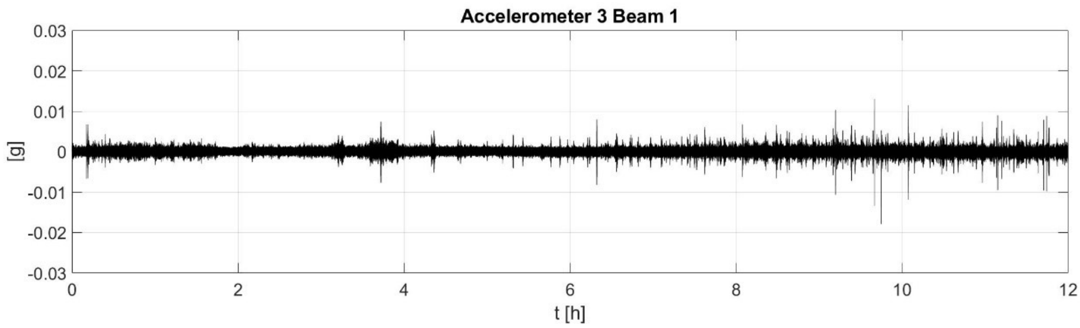

Figura 3.1.72: Accelerometro 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%.

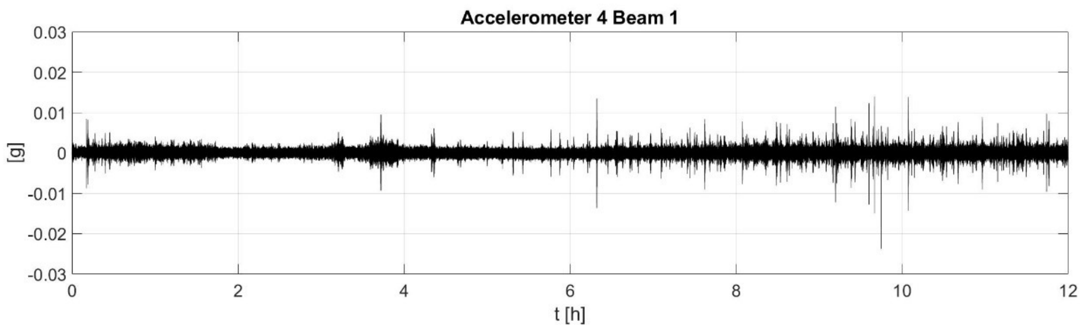

Figura 3.1.73: Accelerometro 4 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%.

Di seguito vengono riportati gli accelerogrammi ricavati dagli accelerometri sulla trave 2.

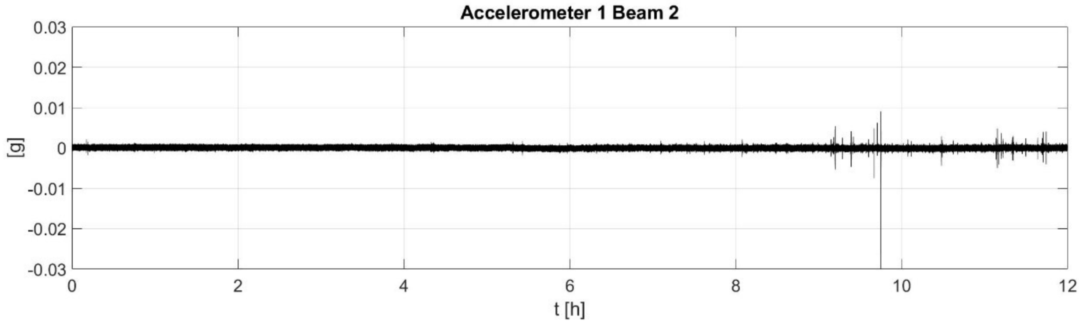

Figura 3.1.74: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 5.

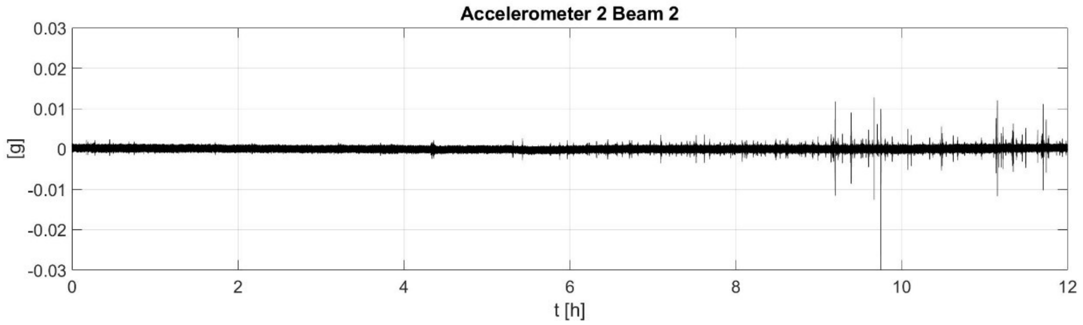

Figura 3.1.75: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 5.

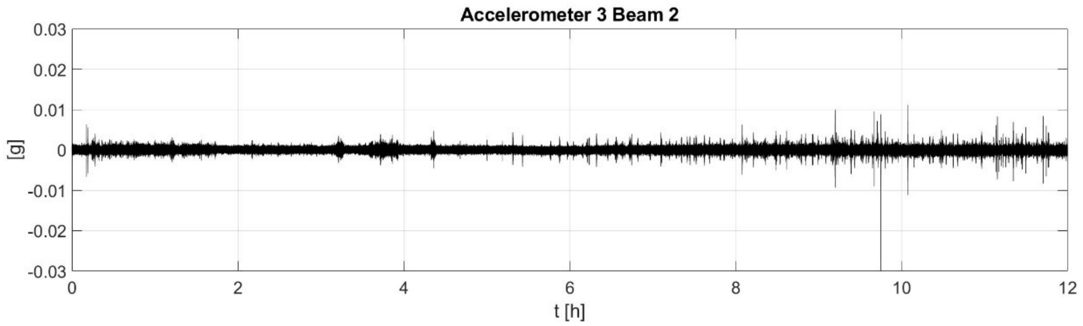

Figura 3.1.76: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 5.

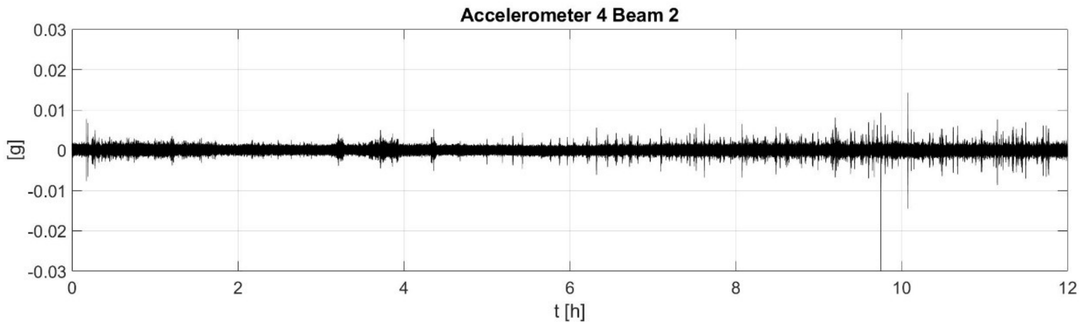

Figura 3.1.77: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 5.

Per gli accelerogrammi sopra riportati possono essere fatte le stesse considerazioni svolte nei paragrafi precedenti.

Di seguito vengono riportate le time-histories della forza assiale nella trave 1 e nella trave 2 e le rispettive medie mobili su dieci secondi.

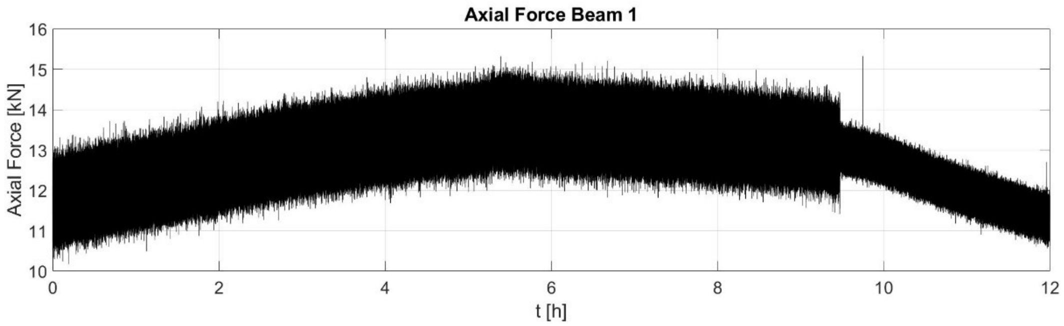

Figura 3.1.78: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%.

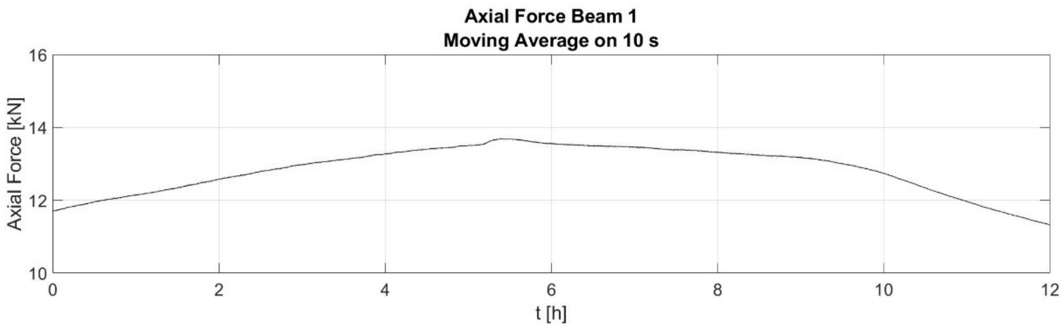

Figura 3.1.79: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Media mobile su 10 secondi.

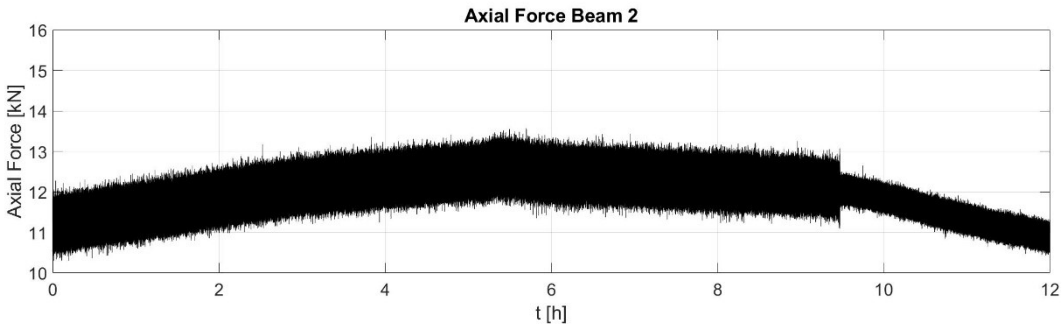

Figura 3.1.80: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 5.

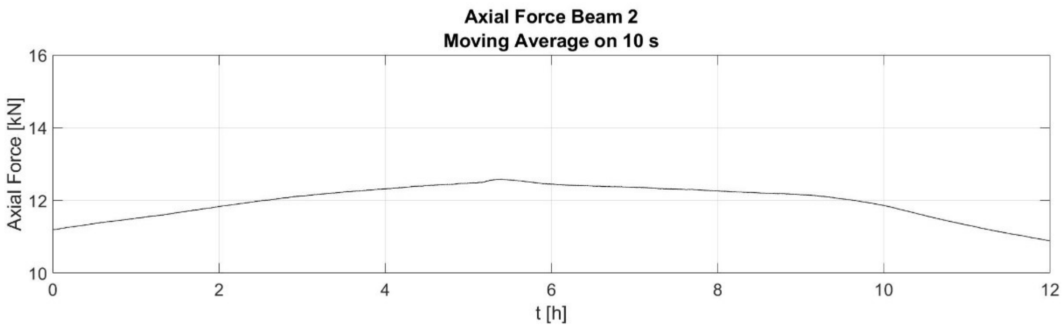

Figura 3.1.81: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Media mobile su 10 secondi.

Per la forza assiale valgono le considerazioni fatte nei paragrafi precedenti.

Infine, si riporta il confronto tra l'andamento della forza assiale e l'andamento temperatura.

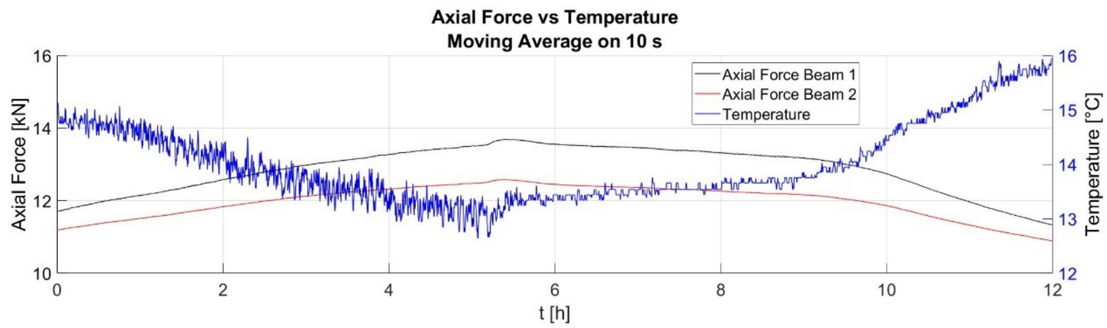

Figura 3.1.82: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi.

3.2. Correzione del dato di forza assiale

Come visto nei paragrafi precedenti, esiste una correlazione inversa tra l'andamento della forza assiale e l'andamento della temperatura ambientale. In questo paragrafo si ricaverà la relazione tra le due grandezze e in seguito si procederà alla pulizia del dato di forza assiale, depurandolo dagli effetti termici. I data-sets esaminati, di cui nei paragrafi precedenti sono stati riportati i dati grezzi, vengono discretizzati attraverso l'applicazione di intervalli temporali di durata costante in un primo momento di 5 minuti e in un secondo momento di 10 minuti. Il data-set di 72 ore verrà quindi suddiviso in 864 intervalli per discretizzazione con finestre temporali di 5 minuti e in 432 intervalli nel caso di discretizzazione con finestre temporali di 10 minuti. I data-sets di 12 ore verranno suddivisi in 144 intervalli nel caso di discretizzazione con finestre temporali di 5 minuti e in 72 intervalli nel caso di discretizzazione con finestre temporali di 10 minuti. Questo tipo di discretizzazione verrà in seguito utilizzata per tutte le analisi svolte.

Di seguito si riportano le correlazioni tra forza assiale e temperatura per tutti i data-sets analizzati e per le due discretizzazioni scelte per l'analisi dei dati a disposizione.

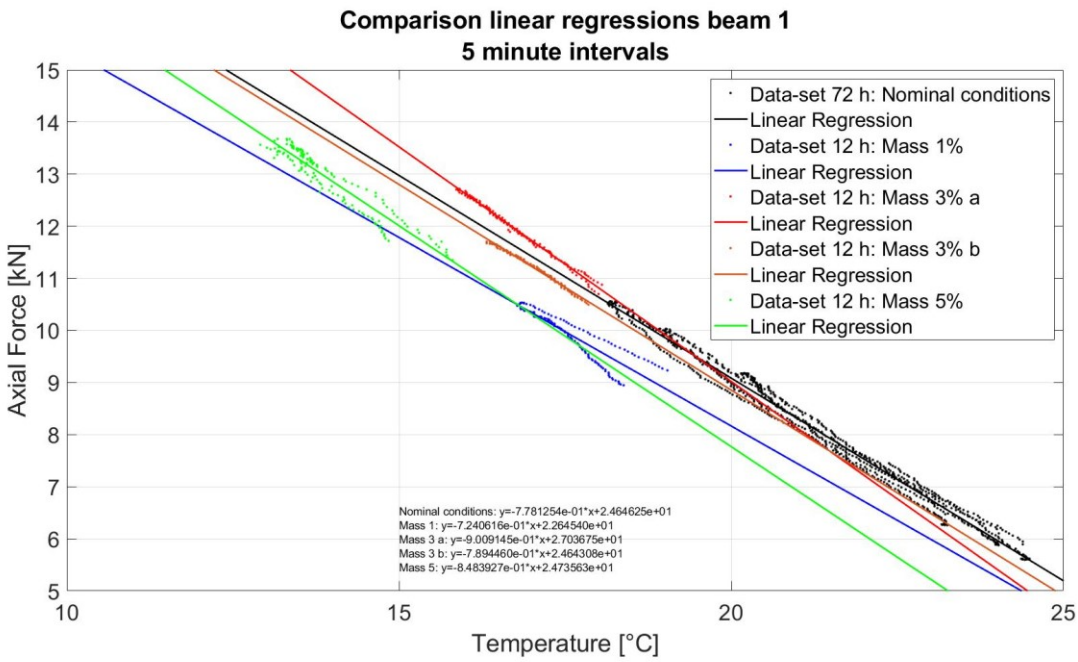

Figura 3.2.1: Trave 1. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti.

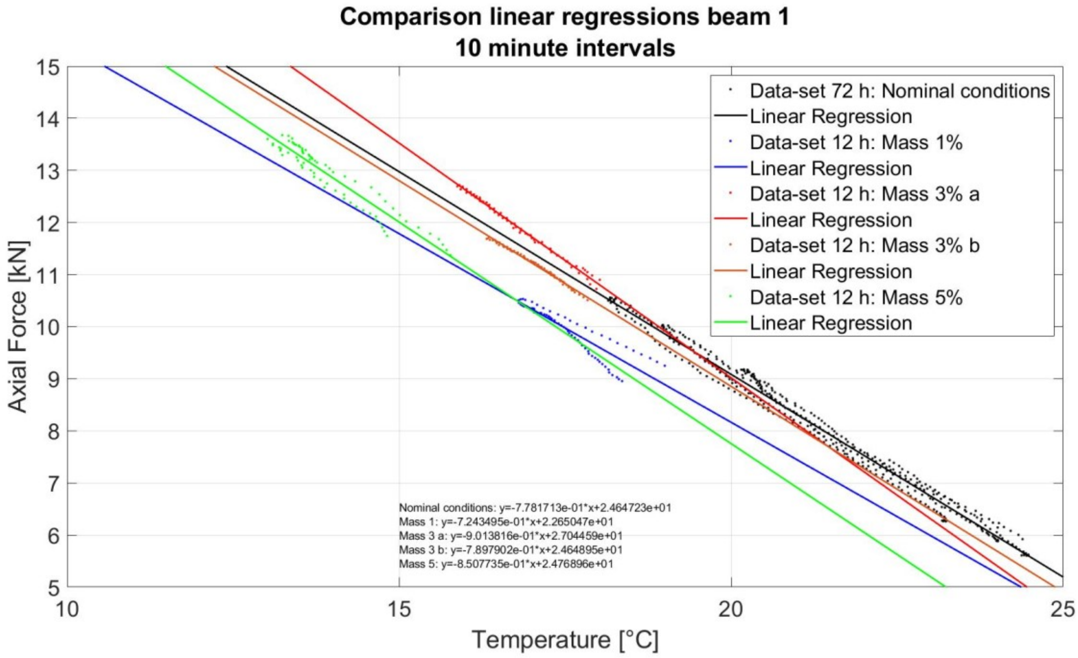

Figura 3.2.2: Trave 1. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti.

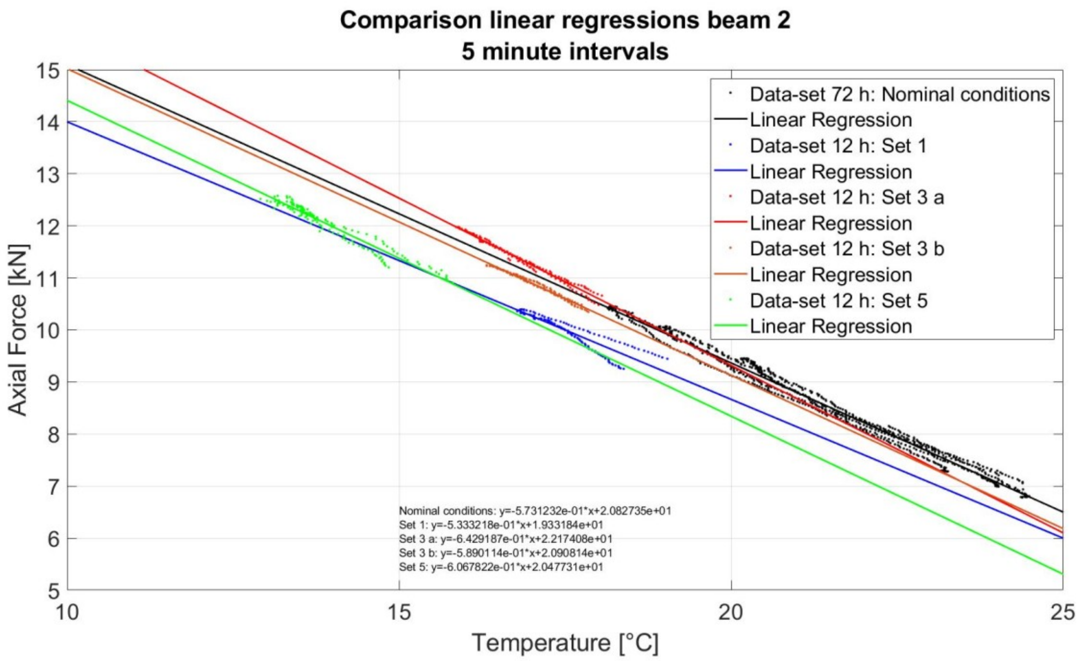

Figura 3.2.3: Trave 2. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti.

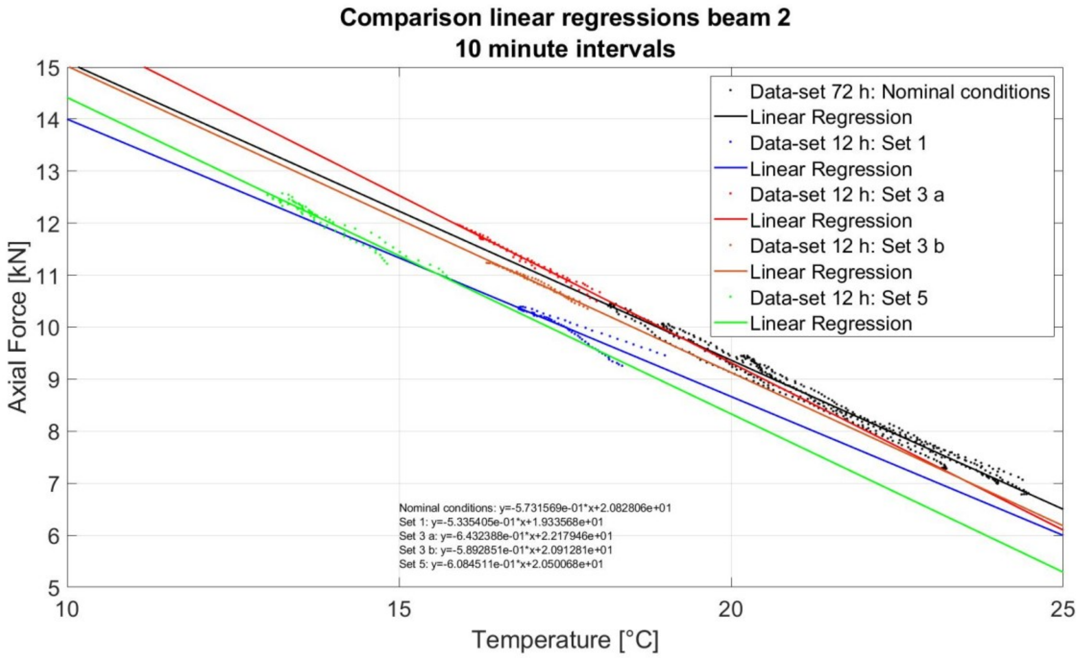

Figura 3.2.4: Trave 2. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti.

Con riferimento alle figure sopra riportate (da Figura 3.2.1 a Figura 3.2.4) si può osservare che:

- Temperatura e forza assiale sono legate da una correlazione lineare del tipo $F = \alpha T + C.$ I parametri delle regressioni verranno in seguito tabellati.
- Ogni data-set fornisce una sua regressione ben distinta dagli altri data-sets. Fenomeno probabilmente dovuto alla misura della temperatura ambientale e non della temperatura della trave.

Tabella 3.2.1: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 72 h.

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Trave 1	24.65	-0.7781	0.9868	24.65	-0.7782	0.9869
Trave 2	20.83	-0.5731	0.9857	20.83	-0.5732	0.9858

Tabella3.2.2: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 1%.

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Trave 1	22.645	-0.7241	0.8133	22.65	-0.7243	0.8136
Trave 2	19.332	-0.5333	0.829	19.336	-0.5335	0.8293

Tabella3.2.3: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 3% a.

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Trave 1	27.05	-0.9009	0.994	27.04	-0.9014	0.9943
Trave 2	22.17	-0.6429	0.9867	22.18	-0.6432	0.987

Tabella3.2.4: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 3% b.

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Trave 1	24.64	-0.7894	0.9913	24.65	-0.7898	0.9918
Trave 2	20.91	-0.589	0.9853	20.91	-0.5893	0.9858

Tabella3.2.5: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 5%.

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Trave 1	24.74	-0.8484	0.9108	24.77	-0.8508	0.9139
Trave 2	20.48	-0.6068	0.9469	20.50	-0.6085	0.95

Dalle tabelle sopra riportate, dove per ogni data-set vengono confrontati i parametri di regressione tra i due diversi intervalli di discretizzazione scelti, si può notare che, al variare dell'intervallo di discretizzazione scelto i parametri di regressione non presentano variazioni apprezzabili. In generale gli intervalli di discretizzazione di 10 minuti forniscono valori di R^2 leggermente più elevati, che indica una correlazione migliore tra le grandezze. Il valore R^2 indica il coefficiente di determinazione della regressione lineare. È un valore che varia tra 0 e 1, quando è uguale a 0 indica che la regressione lineare tra le due grandezze non esiste, più si avvicina al valore 1 più la regressione lineare tra le due grandezze è accurata. Il valore di R^2 può essere ricavato nel seguente modo:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \overline{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2} \tag{3.1}$$

Dove y_i rappresenta l'i-esimo dato della serie di dati, $\overline{y}$ è la media della serie di dati e $\hat{y}_i$ è l'i-esimo dato stimato dalla regressione.

Ottenuti i parametri delle regressioni lineari è possibile procedere alla correzione del dato di forza assiale depurandolo dagli effetti termici. La forza assiale corretta è ricavabile nel seguente modo:

$$R_{c,i} = R_{raw,i} - D_t(T_i - T_0) \quad (3.2)$$

Dove:

- $R_{c,i}$ rappresenta l'i-esimo valore della serie di dati corretto, ovvero depurato dagli effetti termici;
- $R_{raw,i}$ è l'i-esimo valore di forza assiale grezzo;
- D_t è la deriva in temperatura della forza assiale, coincide al parametro α ricavato dalla regressione lineare;
- T_i è la temperatura istantanea;
- T_0 è un valore di temperatura arbitrario scelto come riferimento. Come parametro di riferimento di temperatura si è scelto la media di temperatura sul data-set di 72 ore, che fornisce T_0=21.2908 °C.

Per la correzione di ogni data-set come parametri di correzione α e T_0 vengono mantenuti quelli del data-set di 72 ore, che viene scelto come riferimento.

Di seguito vengono riportati i diagrammi di forza assiale corretta confrontata con il dato grezzo originale.

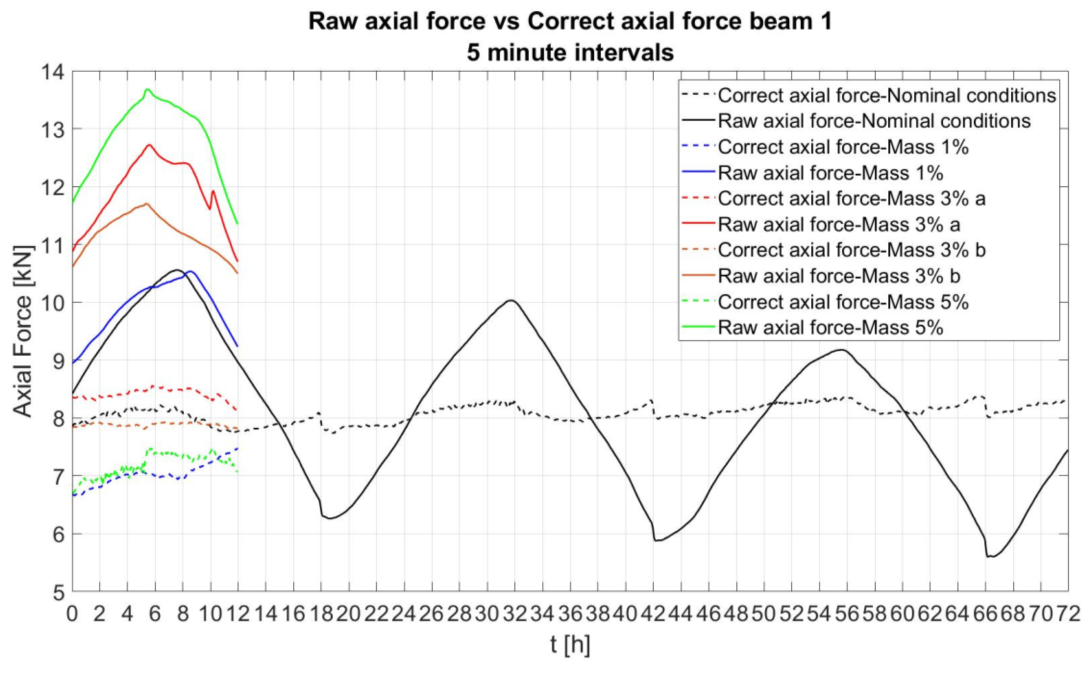

Figura 3.2.5: Trave 1. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti.

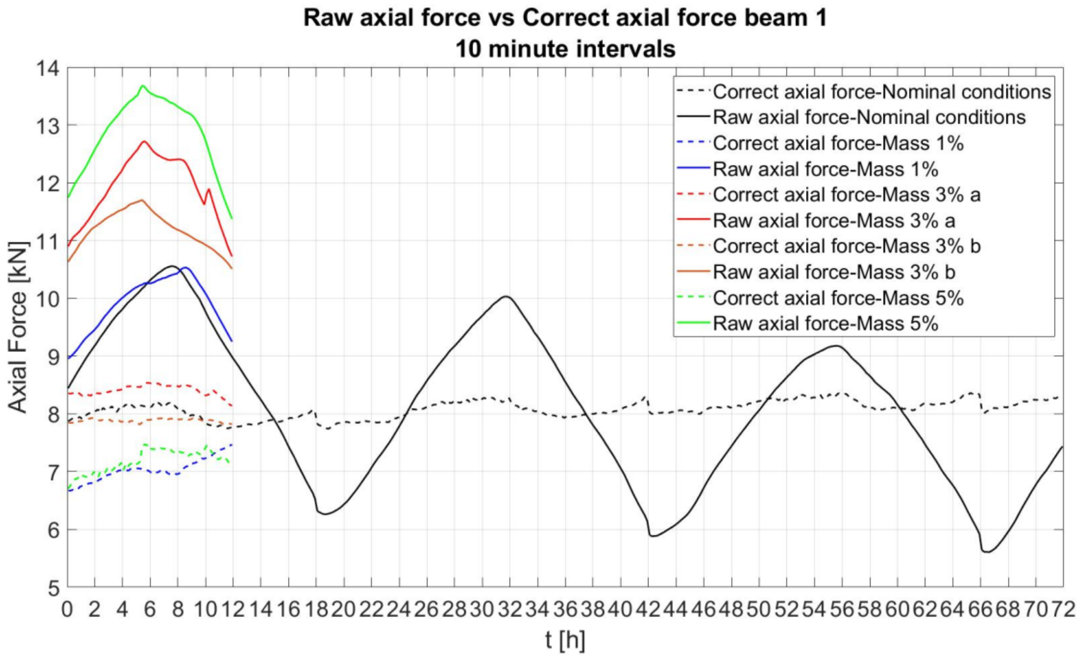

Figura 3.2.6: Trave 1. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti.

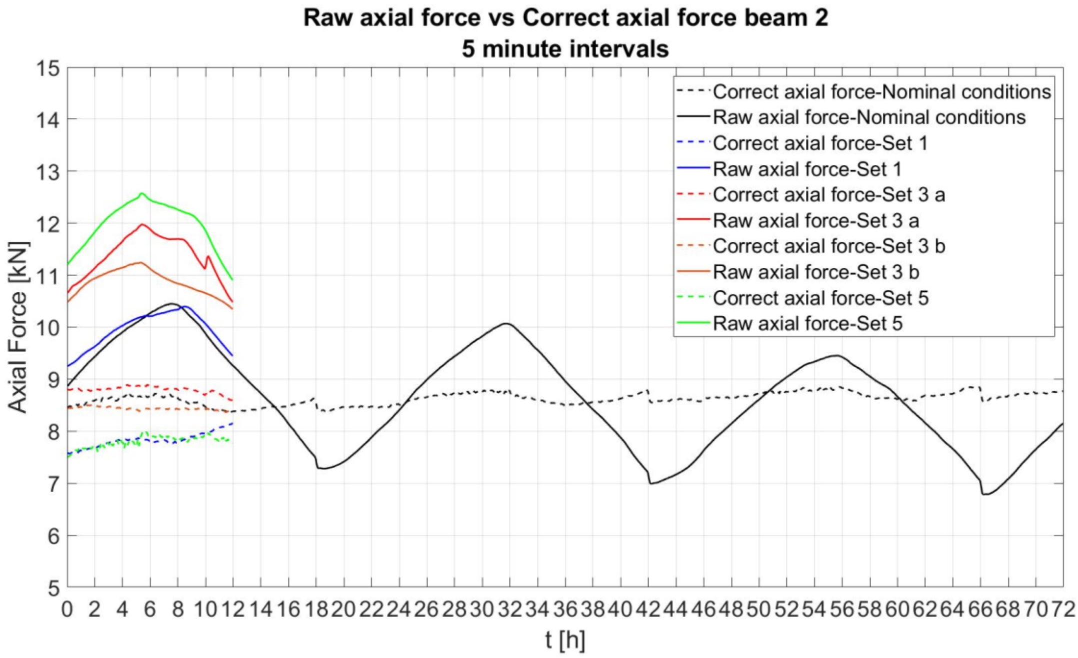

Figura 3.2.7: Trave 2. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti.

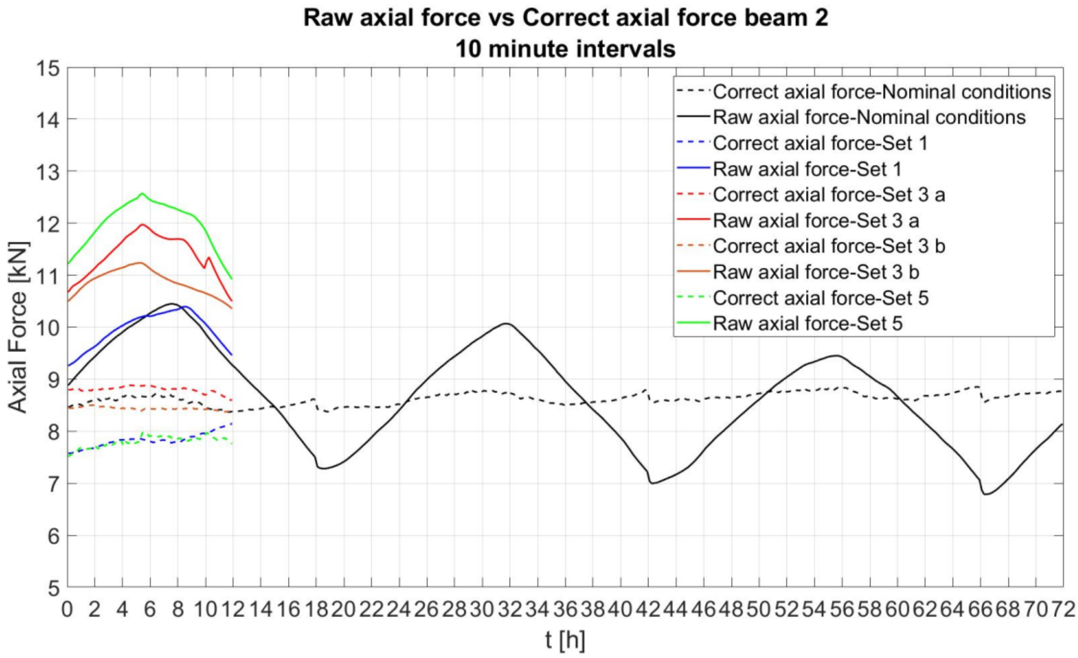

Figura 3.2.8: Trave 2. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti.

Dalle figure sopra riportate si può notare una certa variabilità tra i valori di forza assiale corretta tra i diversi data-sets, questa variabilità è da attribuirsi alla presenza di regressioni diverse per ogni singolo data-set, come già visto in precedenza. Inoltre, si può notare che dopo la pulizia il dato di forza assiale corretta continua a presentare una tendenza correlata ai cicli termici giornalieri, dunque il dato grezzo non riesce ad essere pulito in modo ottimale.

3.3. Parametri modali delle travi

Nel seguente paragrafo si ricaveranno i parametri modali delle due travi in esame utilizzando i metodi dell'analisi modale operativa mostrati in precedenza nei paragrafi 2.5.1, 2.5.2 e 2.5.3. In un primo momento verrà utilizzato il metodo Peak-Picking di cui si è discusso nel paragrafo 2.5.1. Come già detto questo è un metodo non parametrico nel dominio delle frequenze molto semplice e veloce, ma che spesso non riesce a fornire risultati accurati, verrà utilizzato per verificare la qualità dei dati campionati e avere un primo riscontro sui parametri modali del sistema. In seguito, verranno applicati i due metodi di analisi modale operativa più utilizzati nell'ambito dell'ingegneria civile. Il metodo cov-SSI mostrato nel paragrafo 2.5.2, che rappresenta il metodo non parametrico nel dominio del tempo di maggior utilizzo nell'analisi modale operativa. Infine, verrà applicato come metodo complementare al cov-SSI, il metodo PolyMAX, mostrato dettagliatamente nel paragrafo 2.5.3, che rappresenta il metodo parametrico nel dominio delle frequenze più in utilizzo tra gli strumenti dell'analisi modale operativa. Il metodo cov-SSI presenta, ovviamente, una complessità e un onere computazionale maggiore rispetto al metodo Peak-Picking. A sua volta il metodo PolyMAX presenta una complessità maggiore e un onere computazionale maggiore rispetto al metodo cov-SSI. A priori non può essere stabilito che il metodo più complesso sia in ogni caso il metodo migliore, la scelta dello strumento di analisi modale operativa, dunque, deve essere valutata di caso in caso.

Per la valutazione dei parametri modali delle due travi in esame, così come è stato fatto per la pulizia del dato di forza assiale, i data-sets vengono discretizzati in intervalli di ampiezza costante in due differenti modi. Intervalli di ampiezza costante di 5 minuti e intervalli di ampiezza costante di 10 minuti.

3.3.1. Peak-Picking

Per ricavare i parametri modali, in questo elaborato ci si concentrerà sulle frequenze proprie dei primi tre modi di vibrare delle travi. Per l'applicazione del metodo Peak-Picking si deve disporre della funzione densità spettrale di potenza (PSD) per ogni intervallo in cui il data-set è stato discretizzato. La densità spettrale è stata ricavata attraverso il metodo di Welch, come precedentemente mostrato nel paragrafo 2.3.2. L'analisi dei dati è stata svolta in ambiente MatLab, la densità spettrale stimata attraverso il metodo di Welch può essere ricavata dalla funzione "pwelch" già presente nel pacchetto MatLab [16].

La funzione opera nel seguente modo:

```
[pxx,f]=pwelch(x,N,Overlapping,NFFT,fs);
```

Dove:

- **p_{xx}** è l'output, ovvero la stima della densità spettrale del segnale in ingresso;
- **f** è il vettore delle frequenze di output su cui è stata stimata la densità spettrale;
- **x** è il segnale in ingresso, ovvero un intervallo o di cinque minuti o di dieci minuti, in base alla discretizzazione scelta.
- **N** è il numero di elementi presenti in ogni finestra in cui è diviso il segnale di ingresso, nel seguente caso, sia per il caso di discretizzazione con intervalli di cinque minuti, sia nel caso di discretizzazione con intervalli di dieci minuti, sono state fatte tre differenti discretizzazioni, con lo scopo di valutare in seguito la discretizzazione più accurata. Il segnale in ingresso è stato diviso in sotto-intervalli di 1 minuto, 30 secondi e 15 secondi; rispettivamente contenenti 30720, 15360 e 7680 campioni.
- **Overlapping** è il numero di elementi di sovrapposizione tra finestre successive. È stato lasciato il valore di default di MatLab, ovvero sovrapposizione tra le finestre del 50%.
- **NFFT** è il numero di punti, arbitrario, su cui viene stimata la densità spettrale per ogni sotto-intervallo. MatLab di default imposta come NFFT il valore maggiore tra 256 e la

potenza di 2 più prossima al valore di N. Nel seguente caso per tutte le diverse scelte di sotto-intervalli è stato fissato un valore di NFFT pari a 32768, in modo da avere una risoluzione in frequenza che sia sempre uguale e non vari in funzione della scelta dei sotto-intervalli. Nel caso di sotto-intervalli di 1 minuto, il valore di NFFT è uguale a quello che MatLab avrebbe posto di default, nel caso di sotto-intervalli di 30 secondi e di 15 secondi questo il valore di NFFT è maggiore rispetto a quello che MatLab avrebbe scelto di default e in questi due casi verrà fatta in automatico un'operazione di Zero Padding.

- **fs** è la frequenza con cui il segnale è stato campionato.

Di seguito in Figura 3.3.1 viene riportato un grafico dove viene mostrato un confronto tra le PSD stimate utilizzando differenti parametri. Le PSD confrontate sono riferite ad un intervallo di 5 minuti dell'accelerometro 1 sulla trave 1 ricavato dal data-set di 72 ore con trave 1 in condizioni nominali.

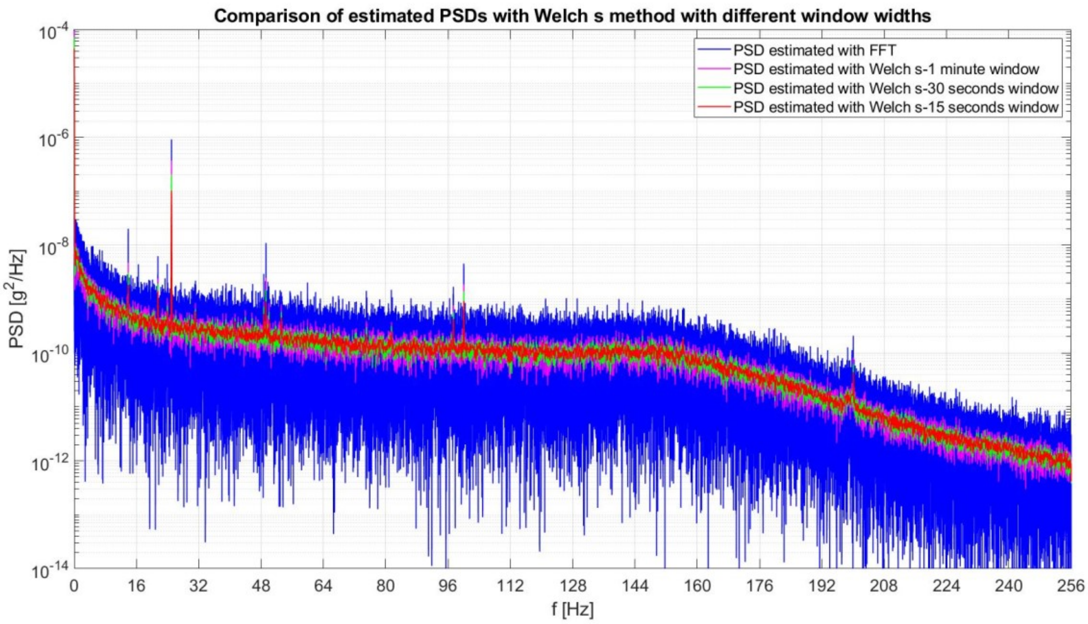

Figura 3.3.1: Confronto tra le stime della PSD ottenute su una finestra di 5 minuti per l'accelerometro 1 sulla trave 1.

La curva blu mostra la PSD ricavata trasformando direttamente il segnale di accelerazione attraverso la funzione FFT. In altre parole, la curva blu mostra un periodogramma semplice e come è possibile notare è affetto da un'elevata varianza.

La curva magenta mostra la stima della PSD con metodo di Welch dividendo il segnale di input in sotto-intervalli di 1 minuto. La curva verde mostra la stima della PSD con metodo di Welch dividendo il segnale di input in sotto-intervalli di 30 secondi. Infine, la curva rossa mostra la stima della PSD con metodo di Welch dividendo il segnale di input in sotto-intervalli di 15 secondi.

Dal confronto delle diverse curve si può notare come la posizione dei picchi per i diversi casi sia rilevata sempre alla stessa frequenza, al crescere del numero di sotto-intervalli utilizzati, quindi, al diminuire dell'ampiezza temporale del sotto intervallo utilizzato, la varianza della PSD diminuisce, come conseguenza di una media tra le PSD ottenute da un numero sempre maggiori di sotto-intervalli.

Di seguito verrà riportato un dettaglio della Figura 3.3.1 nell'intervallo di frequenze tra 0 e 72 Hz.

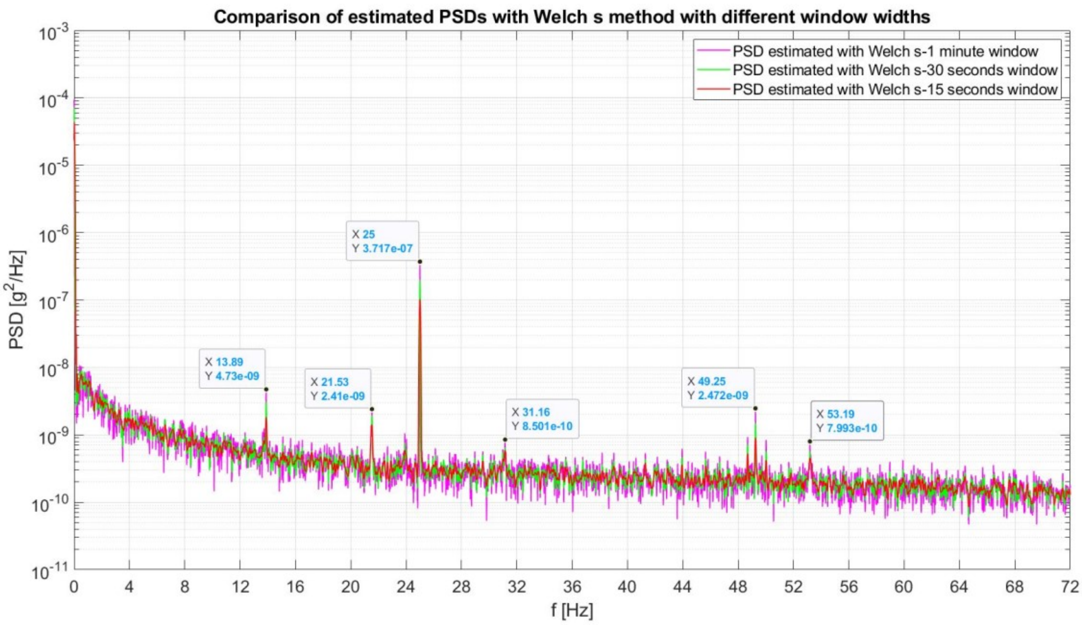

Figura 3.3.2: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Primo intervallo di discretizzazione di 5 minuti per il data-set di 72 h.

Come è possibile notare dalla Figura 3.3.2, la densità spettrale per la l'intervallo da cui è stata ricavata presenta i picchi di energia alle frequenze di: 13.89 Hz, 21.53 Hz, 25 Hz 31.16 Hz, 49.25 Hz e 53.19 Hz.

Di seguito in Figura 3.3.3 viene riportata la densità spettrale di potenza ricavata per un intervallo di 5 minuti diverso dal precedente.

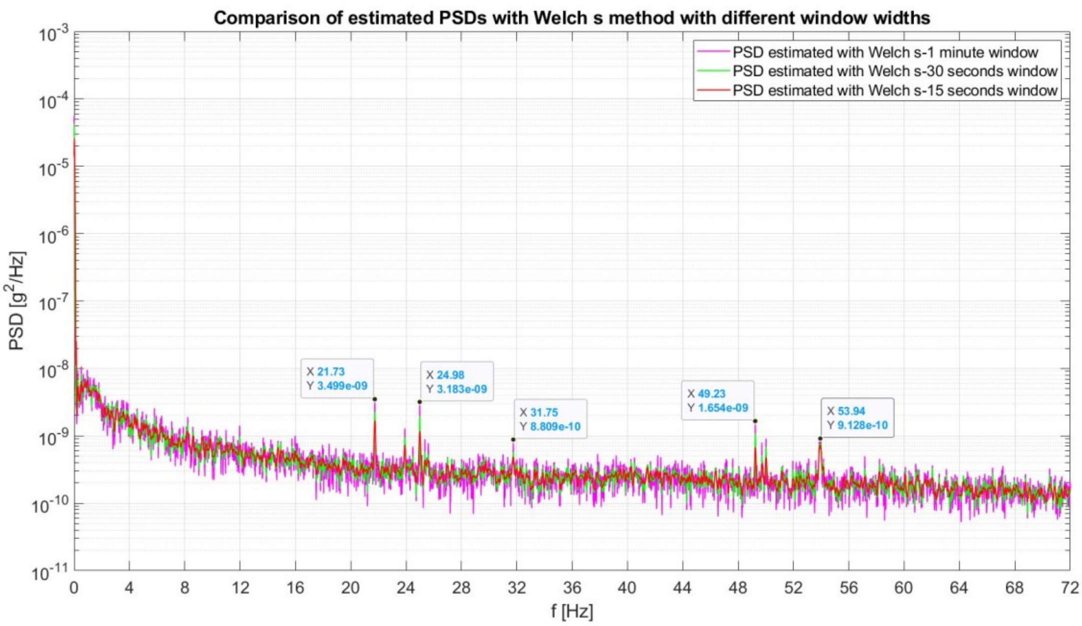

Figura 3.3.3: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Intervallo di discretizzazione di 5 minuti estratto alla diciottesima ora di campionamento. Data-set di 72 h.

In questo caso il primo picco, in precedenza identificato alla frequenza di 13.89 Hz, non è presente. Si può inoltre notare, che a differenza di quanto mostrato in Figura 3.3.2, dove tra il picco a 21.53 Hz e il picco a 25 Hz il picco più rilevante era presente a 25 Hz. In Figura 3.3.3 il picco più rilevante si presenta a 21.73 Hz.

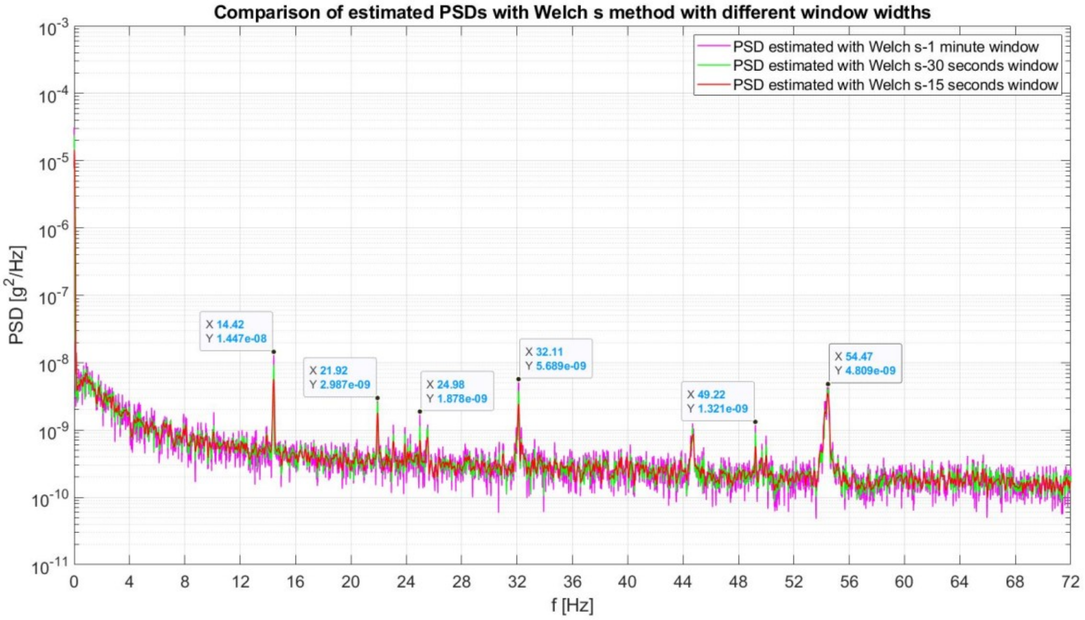

Figura 3.3.4: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Intervallo di discretizzazione di 5 minuti estratto alla trentaseiesima ora di campionamento. Data-set di 72 h.

La PSD mostrata in Figura 3.3.4 è stata ricavata per un intervallo di discretizzazione diverso dai precedenti, in questo caso è ancora più evidente la differenza tra il picco a 21.92 Hz e il picco a 24.98 Hz.

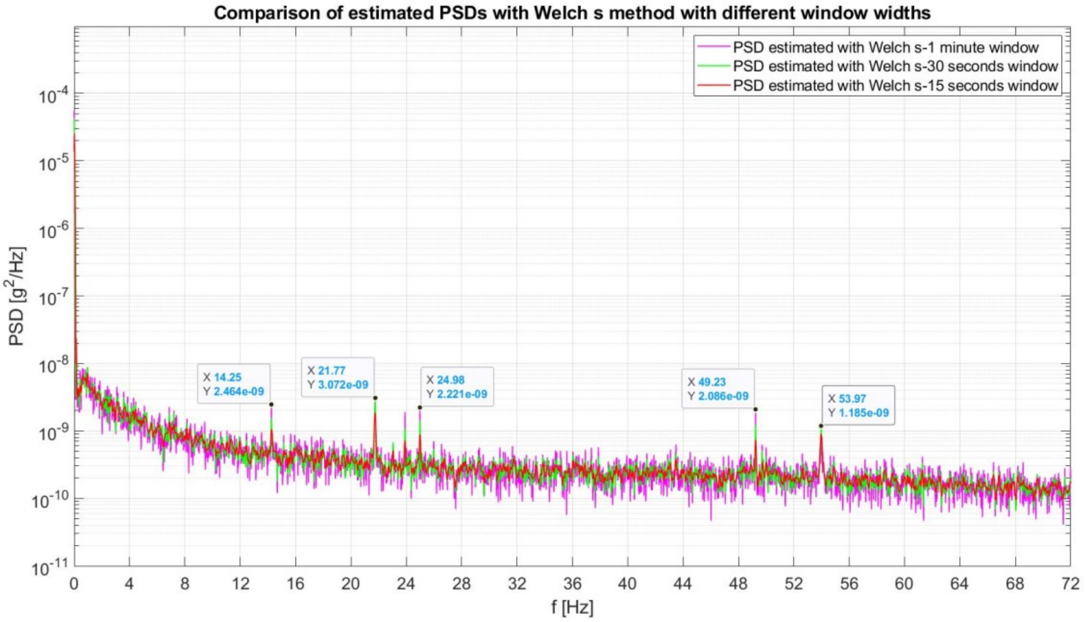

Figura 3.3.5: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Intervallo di discretizzazione di 5 minuti estratto alla cinquantaquattresima ora di campionamento. Data-set di 72 h.

In Figura 3.3.5 viene mostrata un ulteriore PSD ricavata per un intervallo di discretizzazione diverso dai precedenti. In questo caso si può notare come il picco alla frequenza di 32 Hz non sia presente a differenza dei casi precedenti.

Le quattro figure sopra riportate serviranno in seguito a capire i problemi riscontrati nell'estrazione delle frequenze proprie delle travi attraverso il metodo Peak-Picking.

Per l'estrazione dei picchi dalla funzione di densità spettrale, si è utilizzata la funzione già presente nel pacchetto MatLab, "findpeaks" [16]. La funzione opera nel seguente modo:

```
[Pk,ind,w,h]=findpeaks(PSD_Sensori_Trave_1(:,k));
```

Dove:

- **Pk** sono i picchi della funzione, ovvero tutti quei valori y_i tali da soddisfare la seguente relazione: $y_i > y_{i-1}$ & $y_i > y_{i+1}$;
- **ind** rappresentano le posizioni dei picchi;
- **w** rappresenta la larghezza del picco identificato**;**
- **h** rappresenta l'altezza del picco identificato;
- **PSD_Sensori_Trave_1(:,k)** è la funzione di input da cui estrarre i picchi.

La funzione densità spettrale di potenza è una funzione molto irregolare, con la presenza di numerosi picchi che non saranno quelli di interesse, quindi si devono filtrare i picchi estratti dalla funzione findpeaks. Per "filtrare" i picchi estratti dalla funzione si è discretizzato il dominio delle frequenze in intervalli di ampiezza k Hz con sovrapposizione tra gli intervalli di j Hz. Per ogni intervallo si è valutato il picco di altezza massima, se il picco di ampiezza massima è lo stesso per almeno j intervalli consecutivi allora quel picco viene considerato come picco rilevante della densità spettrale. Per stabilire l'ampiezza k migliore per la discretizzazione dell'intervallo delle frequenze, si confrontano tre diverse discretizzazioni possibili.

- Intervalli di 3.5 Hz con sovrapposizione tra gli intervalli di 3 Hz. Sono stati considerati come picchi rilevanti tutti quei picchi presenti in almeno 6 intervalli consecutivi;
- Intervalli di 5 Hz con sovrapposizione tra gli intervalli di 4 Hz. Sono stati considerati come rilevanti tutti i picchi presenti in almeno 4 intervalli consecutivi;
- Intervalli di 7 Hz con sovrapposizione tra gli intervalli di 6 Hz. Sono stati considerati come rilevanti tutti i picchi presenti in almeno 6 intervalli consecutivi.

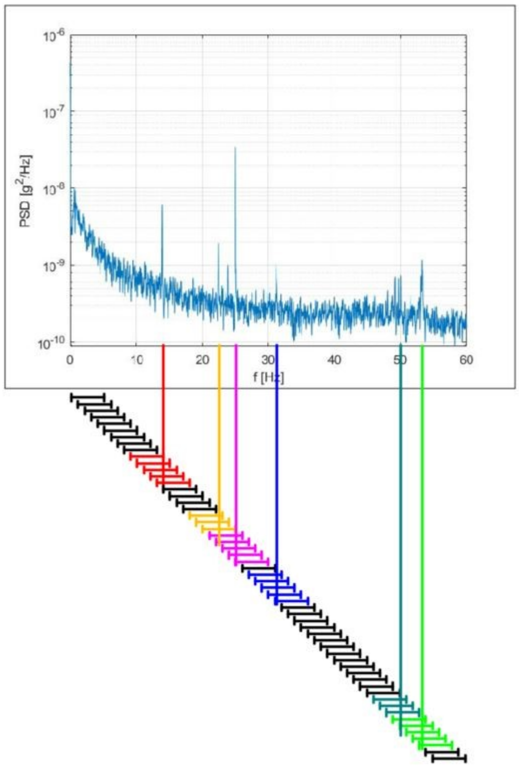

Figura 3.3.6: Visualizzazione grafica dell'algoritmo di estrazione dei picchi.

In Figura 3.3.6 viene mostrato graficamente come opera l'algoritmo precedentemente descritto. La PSD mostrata in figura è estratta dal data-set di 72 ore per la trave 1 e discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti. Come è possibile notare, il primo picco nell'intorno dei 13 Hz (evidenziato in rosso) è il picco di ampiezza massima per cinque intervalli di discretizzazione del dominio delle frequenze consecutivi, quindi viene catalogato come picco di interesse della PSD. Nel range tra i 20 Hz e i 30 Hz sono presenti due picchi molto vicini, un picco nell'intorno dei 23 Hz (evidenziato in giallo) e un picco a 25 Hz (evidenziato in magenta). Tra i due picchi viene catalogato come picco di interesse della PSD solo il picco che ha altezza massima tra i due, in questo caso il picco a 25 Hz. Un altro picco di interesse è estratto nell'intorno dei 32 Hz (evidenziato in blu). Infine, tra i 50 Hz e i 60 Hz si hanno nuovamente dei picchi in un range di frequenze molto ristretto, come visto tra i 20 Hz e i 30 Hz, di questi picchi solo quello che avrà altezza maggiore sarà catalogato come picco di interesse della PSD.

Limiti dell'approccio descritto precedentemente:

- Non efficace ad inizio e fine dominio frequenze di interesse.
- Non efficace per picchi rilevanti molto vicini tra di loro.

Come verrà mostrato in seguito, il metodo fornisce buoni risultati per il primo modo della trave, per i modi successivi al primo non risulta essere affidabile.

Al fine di valutare quale sia il sotto-intervallo di discretizzazione migliore per la stima della PSD con il metodo di Welch, e quale discretizzazione del dominio delle frequenze sia la migliore per l'estrazione dei picchi, di seguito, con riferimento alla trave 1 e con riferimento a discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti, vengono riportate le frequenze estratte confrontate con l'andamento della temperatura per il modo 1.

3.3.1.1. Identificazione frequenze picco 1. Discretizzazione del data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto. Data-set di 72 h

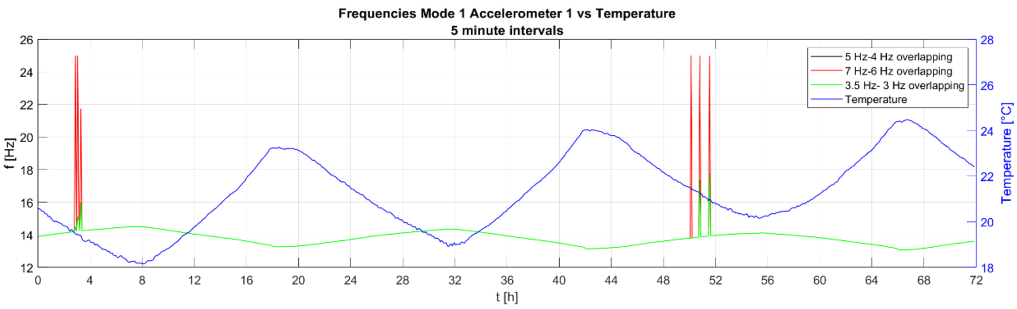

Figura 3.3.7: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto.

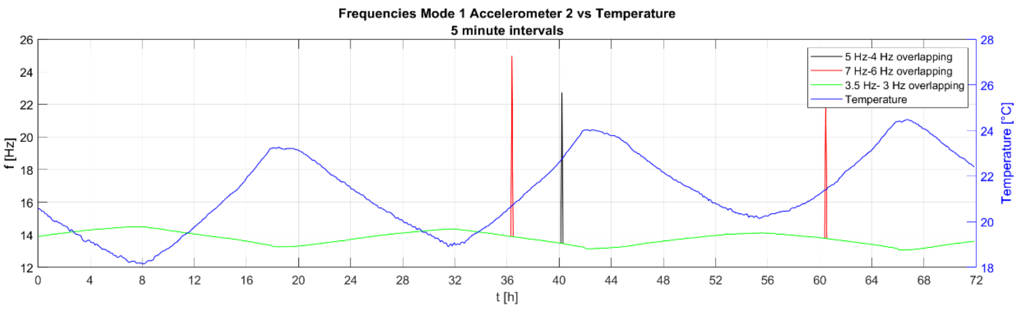

Figura 3.3.8: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto.

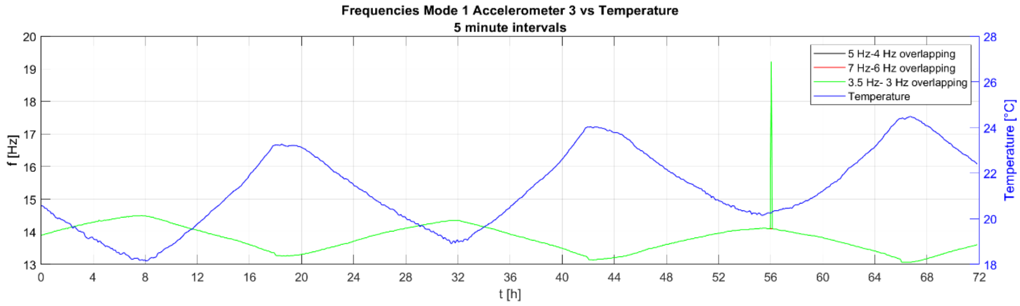

Figura 3.3.9: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto.

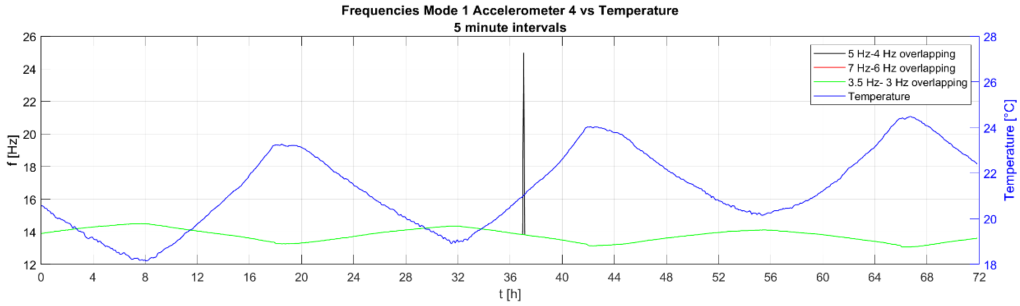

Figura 3.3.10: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto.

3.3.1.2. Identificazione frequenze picco 1. Discretizzazione del data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi. Data-set di 72 h

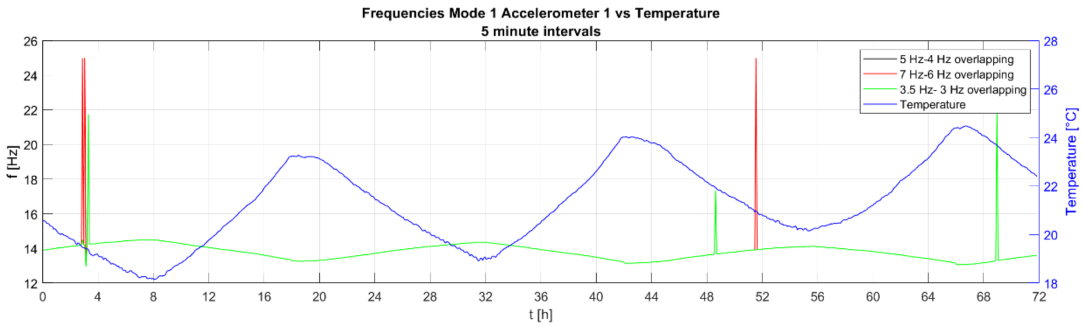

Figura 3.3.11: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi.

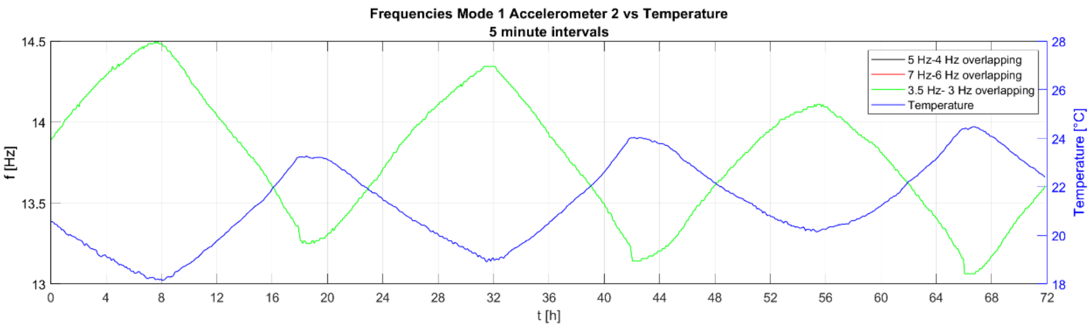

Figura 3.3.12: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi.

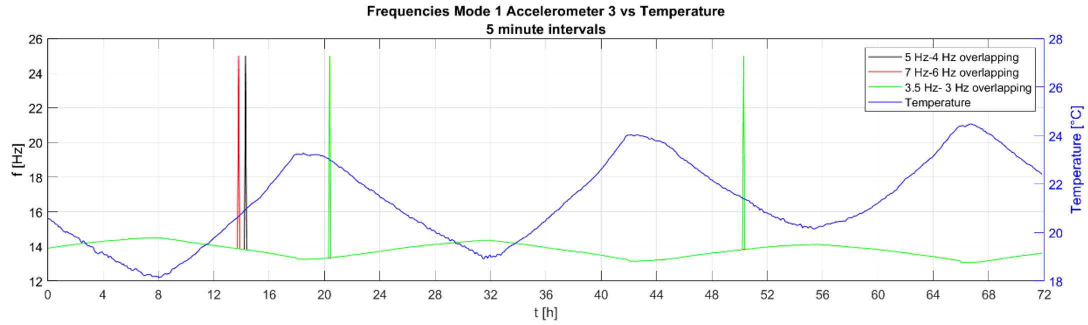

Figura 3.3.13: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi.

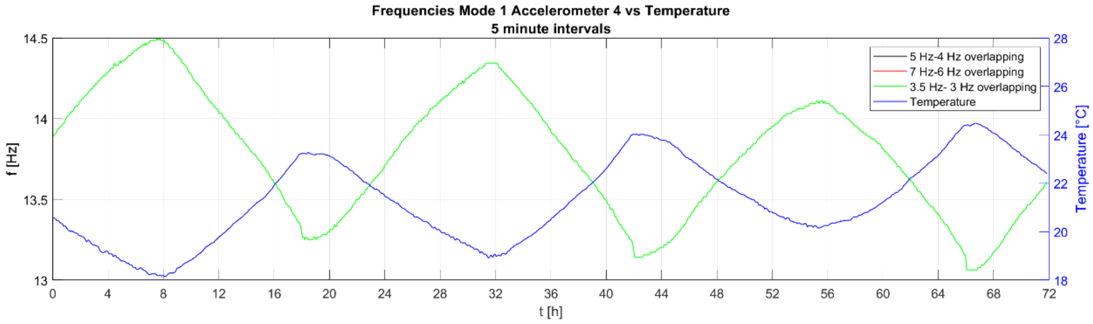

Figura 3.3.14: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi.

3.3.1.3. Identificazione frequenze picco 1. Discretizzazione del data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi. Data-set di 72 h

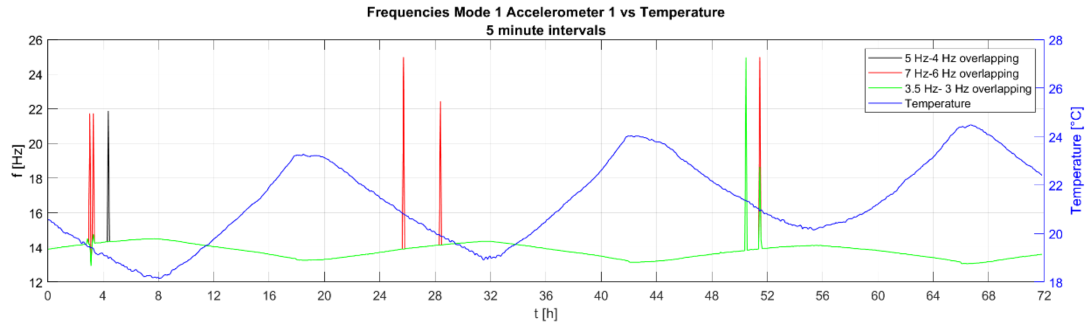

Figura 3.3.15: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi.

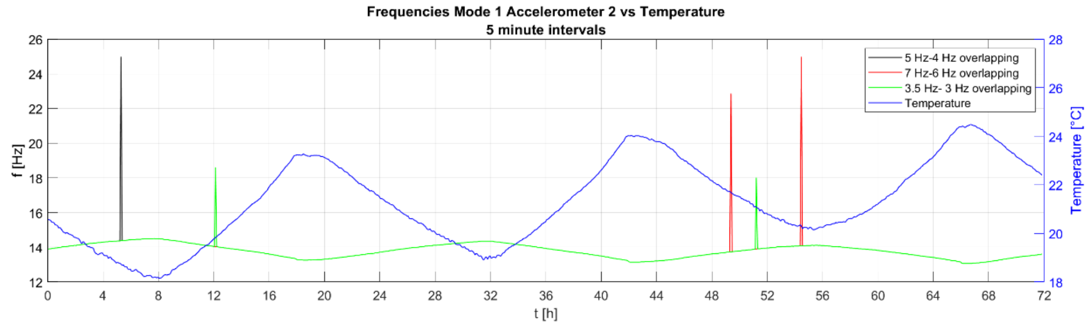

Figura 3.3.16: Accelerometro 2, trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi.

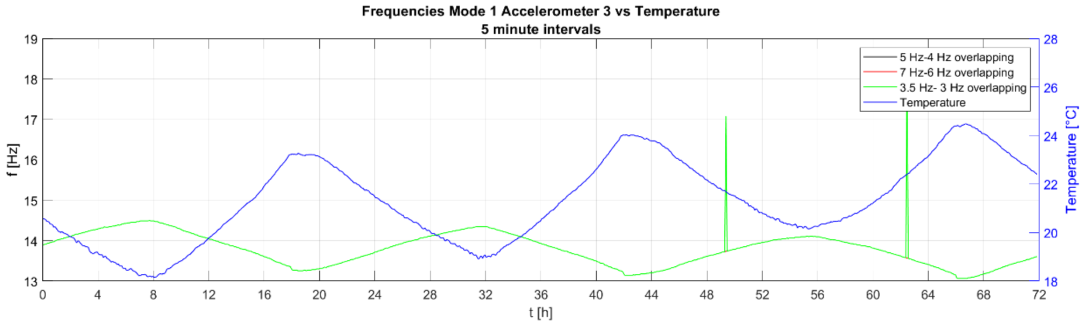

Figura 3.3.17: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi.

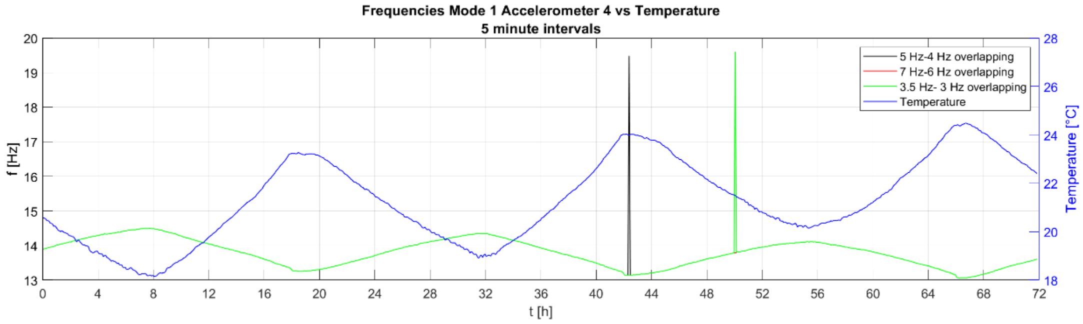

Figura 3.3.18: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi.

Risultati analoghi vengono ricavati per discretizzazione del data-set con intervalli di 10 minuti e per la trave 2.

3.3.1.4. Considerazioni sulle frequenze identificate per il picco 1. Data-set di 72 h

Dalle figure sopra riportate si può notare che il primo picco della densità spettrale è estratto a circa 14 Hz, dunque in linea con quanto visto in Figura 3.3.2. È possibile anche notare, come per alcuni accelerometri, in particolare per l'accelerometro 1, il comportamento sembra essere meno stabile con la presenza di outliers nelle frequenze identificate.

La mancata identificazione di alcuni picchi nell'intorno delle frequenze attese è stata già discussa nella presentazione della Figura 3.3.3.

È possibile notare inoltre, come le differenti discretizzazioni del dominio delle frequenze utilizzate per l'estrazione dei picchi della PSD, non presentino differenze marcate. La migliore discretizzazioni sembra essere quella con intervalli di 5 Hz con sovrapposizioni di 4 Hz. Riferendosi a questa discretizzazione si riportano di seguito i confronti tra le frequenze identificate per ogni accelerometro al variare della finestra scelta nell'applicazione del metodo di Welch.

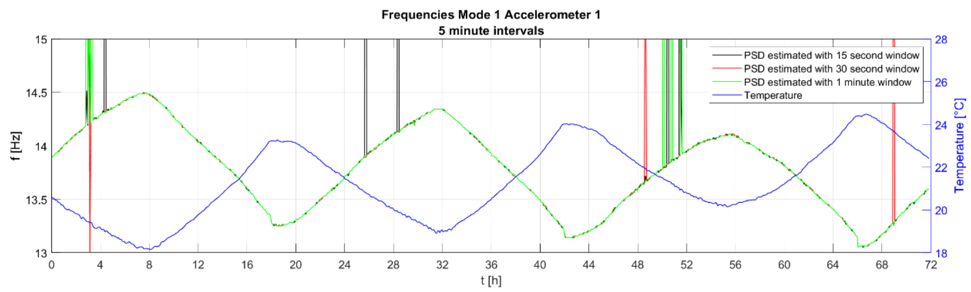

Figura 3.3.19: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

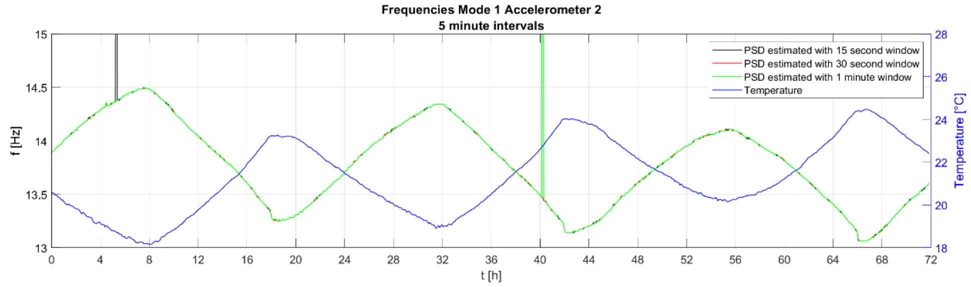

Figura 3.3.20: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

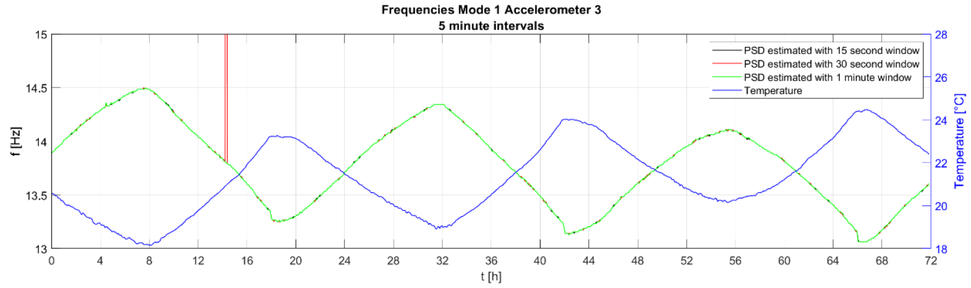

Figura 3.3.21: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

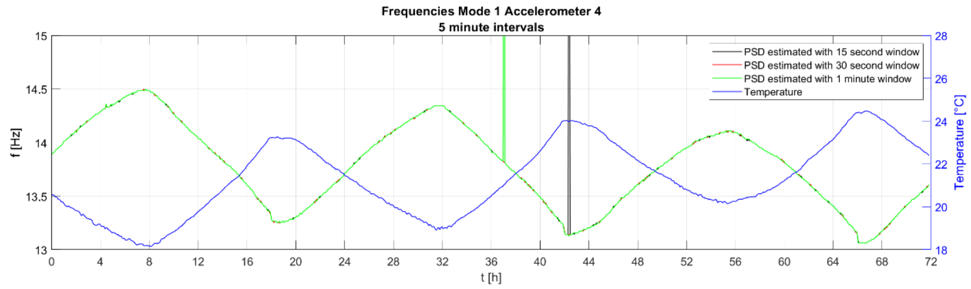

Figura 3.3.22: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

Risultati analoghi sono stati ricavati per discretizzazione del data-set in intervalli di 10 minuti e per la trave 2.

Come si può notare dalle quattro figure sopra riportate (da Figura 3.3.19 a Figura 3.3.22), ad esclusione degli outliers, che indicano frequenze che l'algoritmo utilizzato non è stato in grado di identificare nell'intorno della frequenza attesa, l'applicazione del metodo di Welch con sotto-intervalli di ampiezza differente non porta a sostanziali differenze tra i valori di frequenza identificata. Il compromesso migliore tra precisione ottenuta ed onere computazionale è rappresentato dall'applicazione del metodo di Welch con sotto-intervalli di 30 secondi.

Di seguito vengono riportati in Figura 3.3.23 e in Figura 3.3.24 i grafici che mostrano i risultati definitivi per la trave 1 e per la trave 2; rispettivamente.

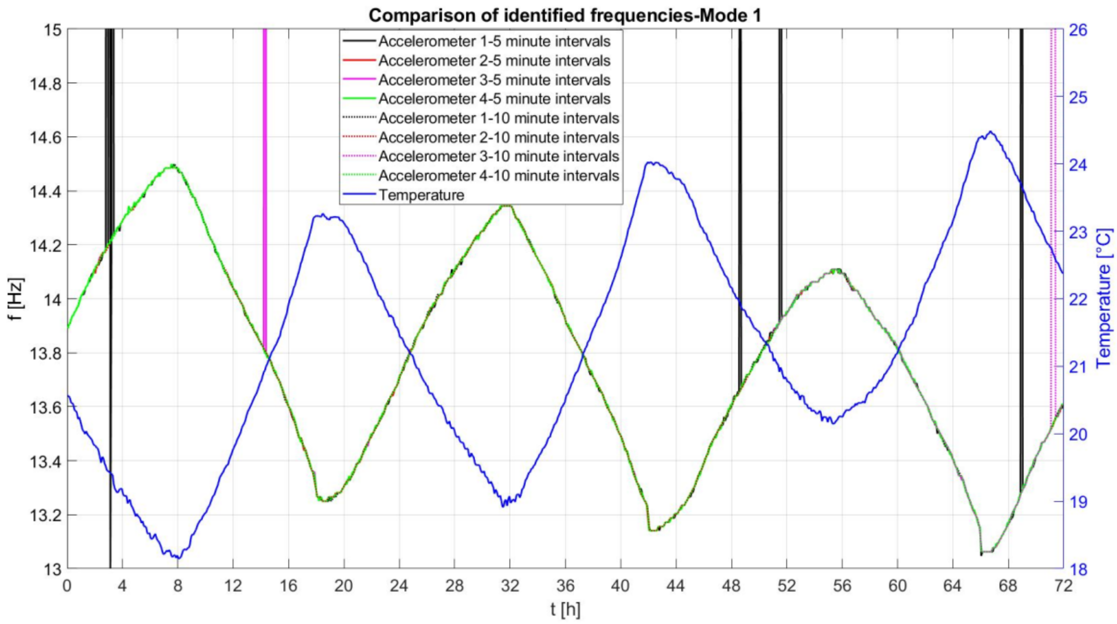

Figura 3.3.23: Trave 1: frequenze modo 1 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura.

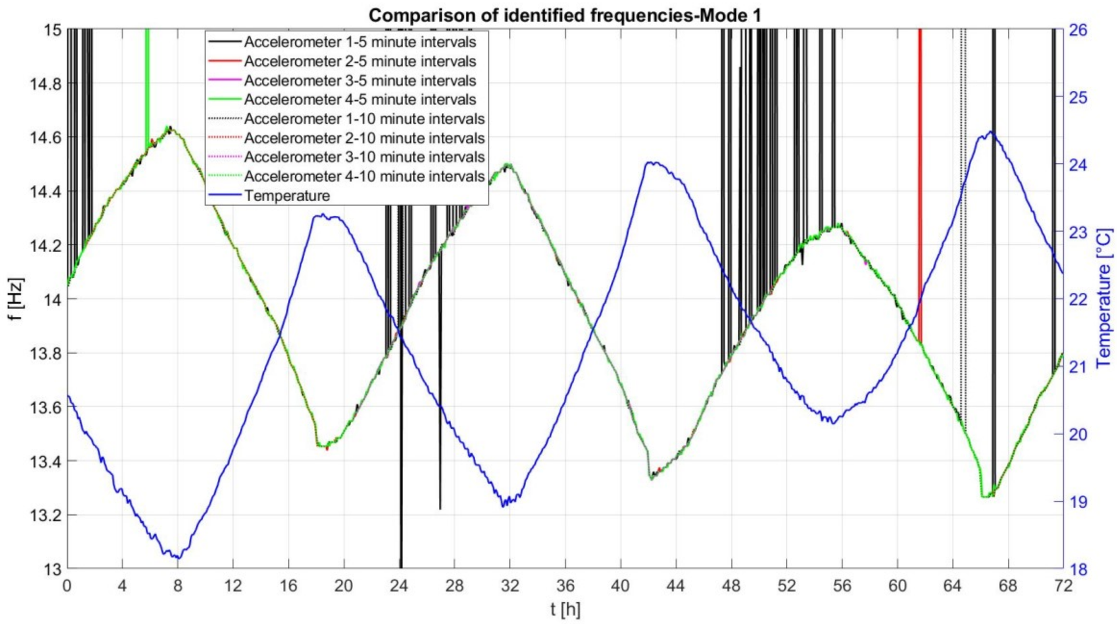

Figura 3.3.24: Trave 2: frequenze modo 1 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura.

Come è possibile notare dalla Figura 3.3.23 e dalla Figura 3.3.24 non sono visibili differenze apprezzabili tra le frequenze identificate per discretizzazione del data-set con intervalli di 5 minuti o di 10 minuti. La differenza più apprezzabile riguarda l'accelerometro 1, meno stabile rispetto agli altri accelerometri, che per discretizzazione con intervalli di 10 minuti presenta una stabilità maggiore.

Come fatto per il picco 1 si identificano le frequenze per il picco 2. Avendo notato precedentemente che l'ampiezza delle finestre scelte per l'applicazione del metodo di Welch non comporta una variazione apprezzabile dei risultati, si prosegue considerando il caso scelto come riferimento, ovvero, metodo di Welch applicato con finestre di 30 secondi.

3.3.1.5. Identificazione frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Data-set di 72 h

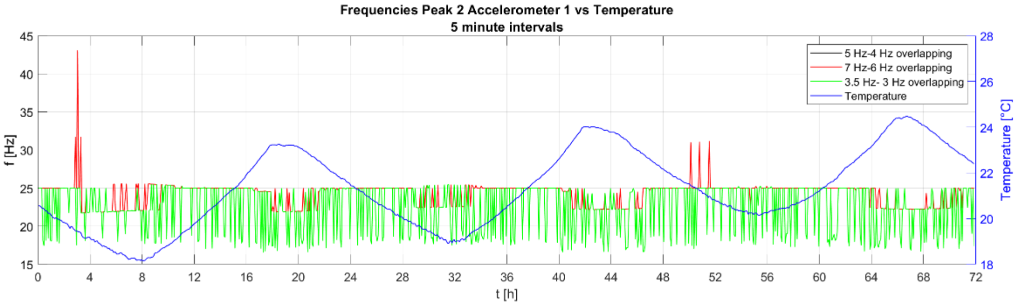

Figura 3.3.25: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

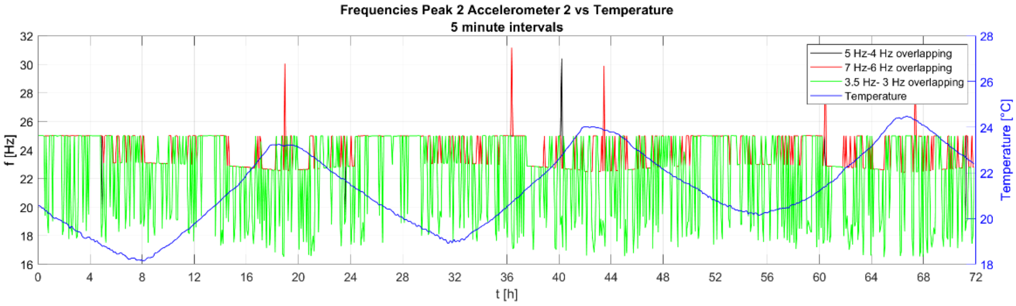

Figura 3.3.26: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

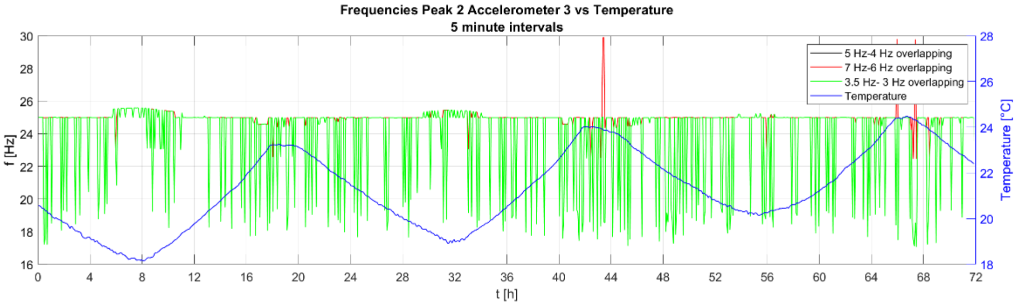

Figura 3.3.27: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

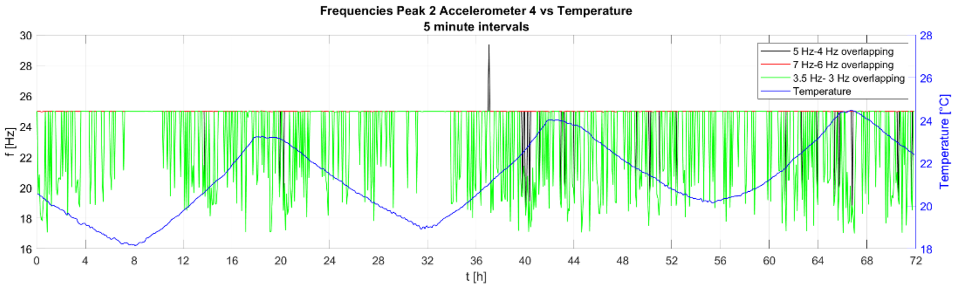

Figura 3.3.28: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

3.3.1.6. Identificazione frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Data-set di 72 h

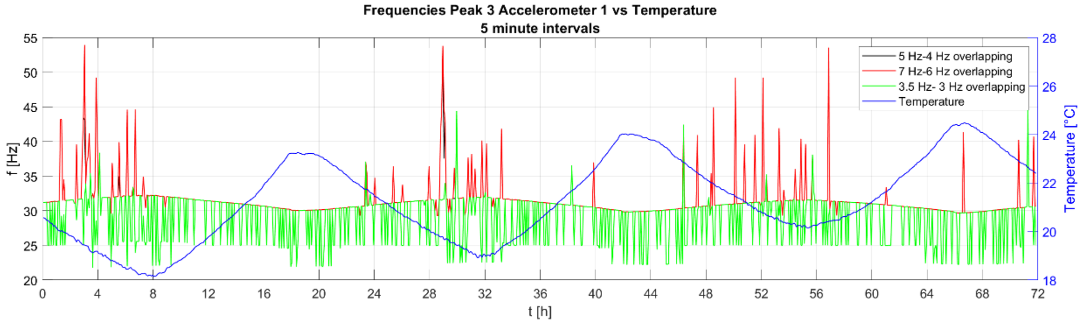

Figura 3.3.29: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

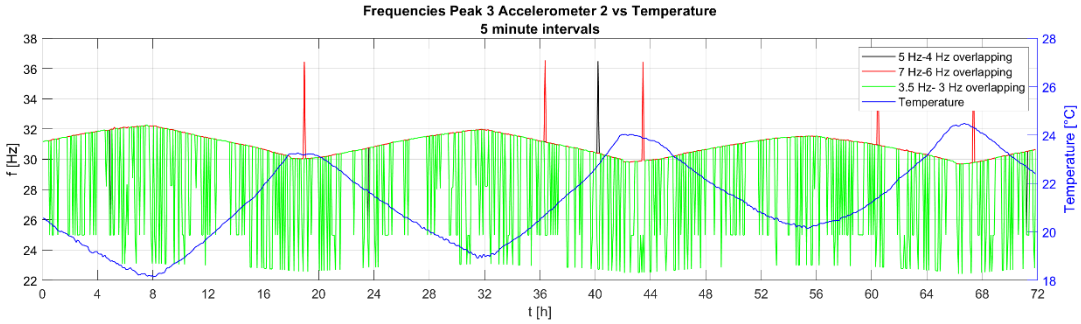

Figura 3.3.30: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

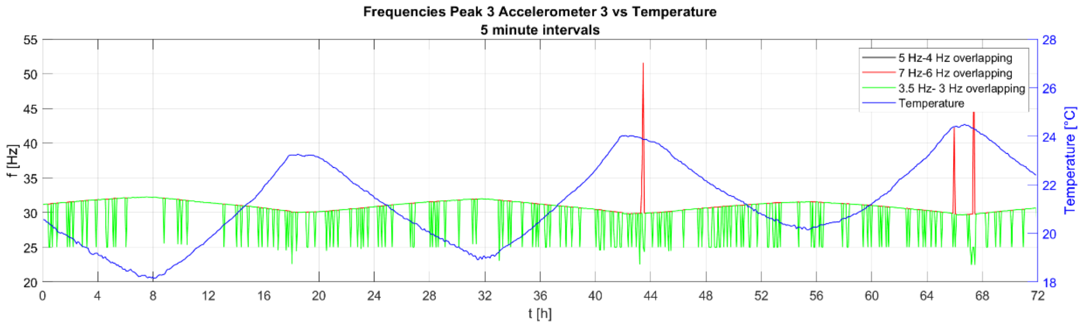

Figura 3.3.31: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

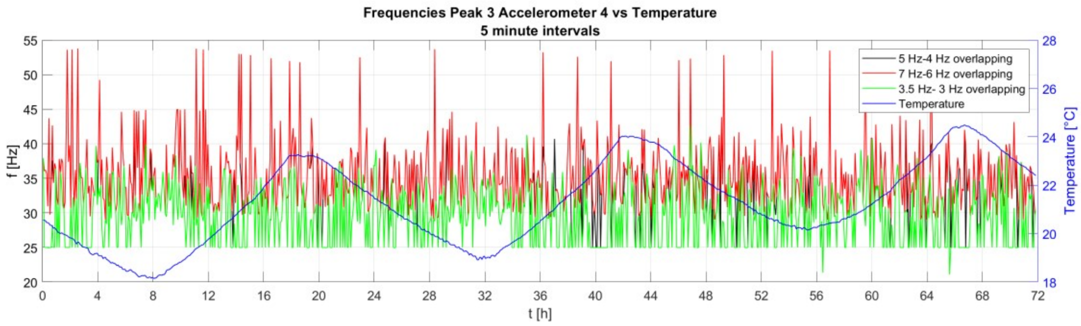

Figura 3.3.32: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti.

Risultati analoghi sono stati ricavati per la discretizzazione del data-set con intervalli di 10 minuti e per la trave 2.

3.3.1.7. Considerazioni sulle frequenze identificate per i picchi successivi al primo. Data-set di 72 h

Come è possibile notare dai risultati mostrati nel paragrafo 3.3.1.5 e nel paragrafo 3.3.1.6, per l'identificazione delle frequenze per il picco 2 e per il picco 3 della PSD. Per entrambi i picchi la precisione nell'identificazione delle frequenze è pressoché uguale nel caso di discretizzazione con intervalli di 5 Hz con sovrapposizione di 4 Hz e nel caso di discretizzazione con intervalli di 7 Hz con sovrapposizione di 6 Hz. A differenza del picco 1, la discretizzazione con intervalli di 3.5 Hz con sovrapposizione di 3 Hz fornisce risultati poco accurati.

Per il picco 2 si può notare come ci sia una prevalente identificazione di frequenze a 25 Hz, in questo caso non correlate con la temperatura come per il picco 1, con la presenza di picchi a frequenze poco inferiori a 25 Hz, fenomeno spiegabile per quanto già visto in Figura 3.3.4. La mancanza di correlazione con la temperatura potrebbe far pensare che il picco identificato a 25 Hz non sia un modo di vibrare della trave, ma potrebbe essere una frequenza eccitata da qualche forzante esterna che disturba la prova in esame.

Per il picco 3 si può notare come prevalentemente vengano estratte nell'intorno di 32 Hz, con qualche outliers a frequenze più alte, anche questo fenomeno è già stato analizzato quando è stata presentata la Figura 3.3.5. in questo caso le frequenze sono nuovamente correlate con la temperatura, quindi le frequenze estratte per il picco 3 rappresentano un modo di vibrare della struttura. Inoltre, osservando i risultati ottenuti per l'accelerometro 4, posizionato in mezzeria alla trave, si può notare che questo accelerometro presenta un comportamento instabile rispetto agli altri tre accelerometri. Quindi questo picco della PSD rappresenta un modo pari della trave (Modo 2) vedi Figura 2.6.1 e Figura 2.6.2.

Infine, per il data-set di 72 h e con riferimento alla trave 1 vengono di seguito riportati i picchi della PSD successivi al primo, fino al quinto. I risultati ottenuti dai quattro accelerometri verranno plottati in un unico grafico e verrà confrontato con l'andamento della temperatura ambientale. I picchi verranno estratti scegliendo la discretizzazione del dominio delle frequenze con intervalli di 5 Hz sovrapposti con sovrapposizione di 4 Hz.

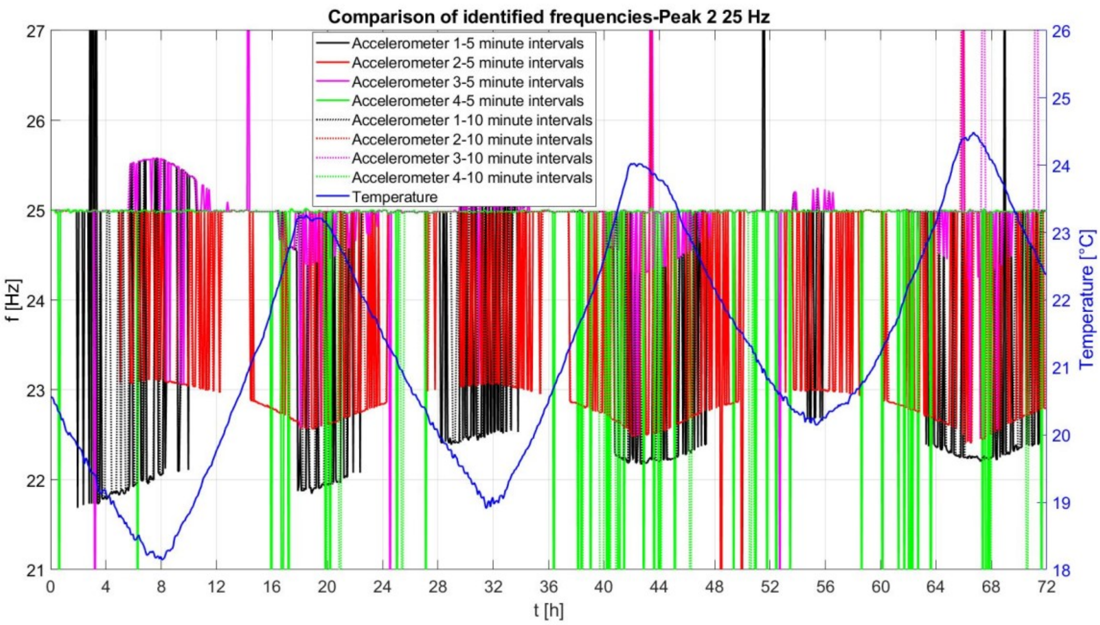

Figura 3.3.33: Trave 1: frequenze picco 2 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura.

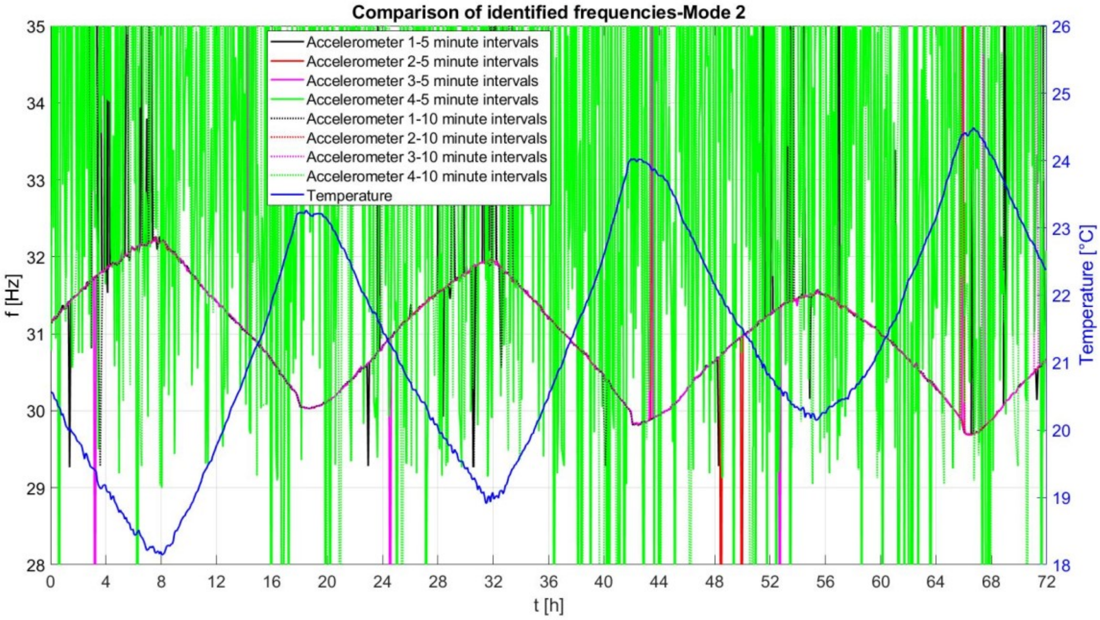

Figura 3.3.34: Trave 1: frequenze picco 3 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura.

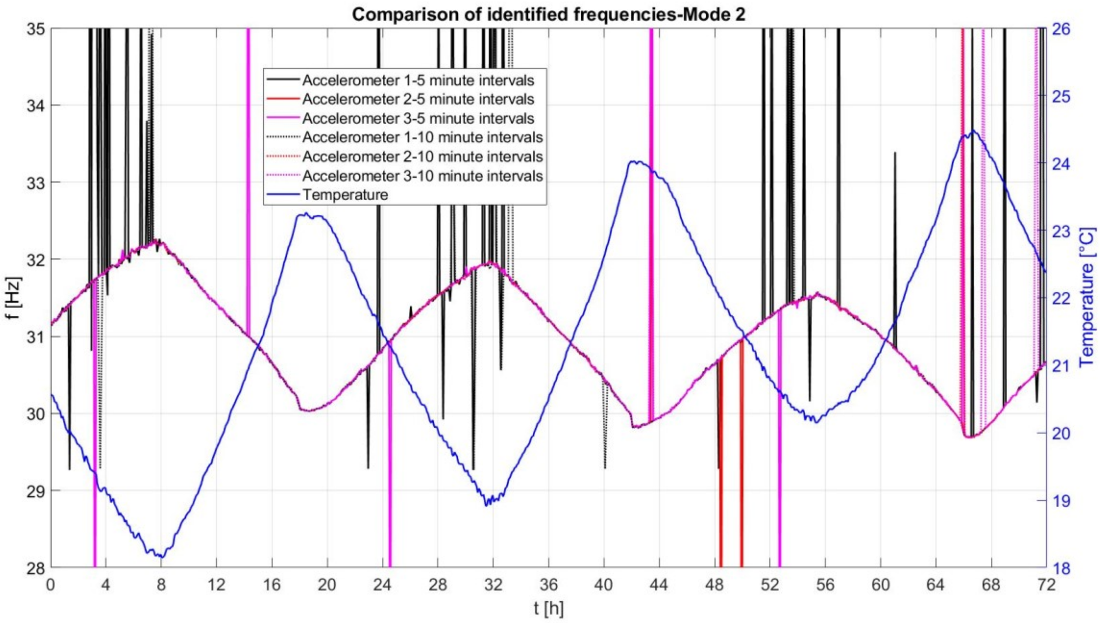

Figura 3.3.35: Trave 1: frequenze picco 3 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. Grafico depurato dal rumore dell'accelerometro 4.

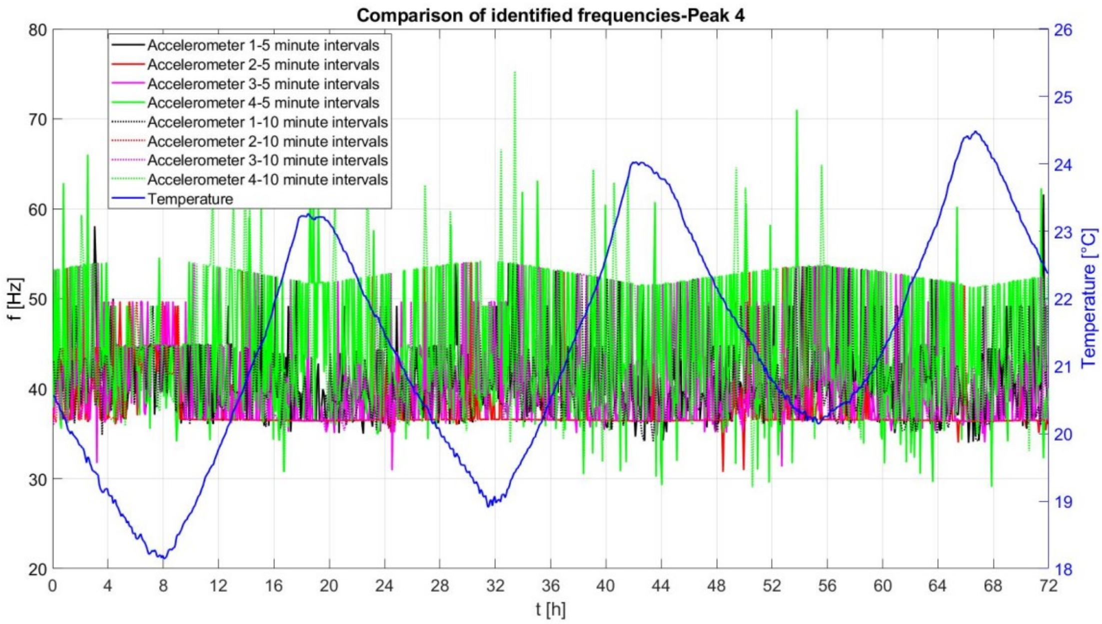

Figura 3.3.36: Trave 1: frequenze picco 4 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura.

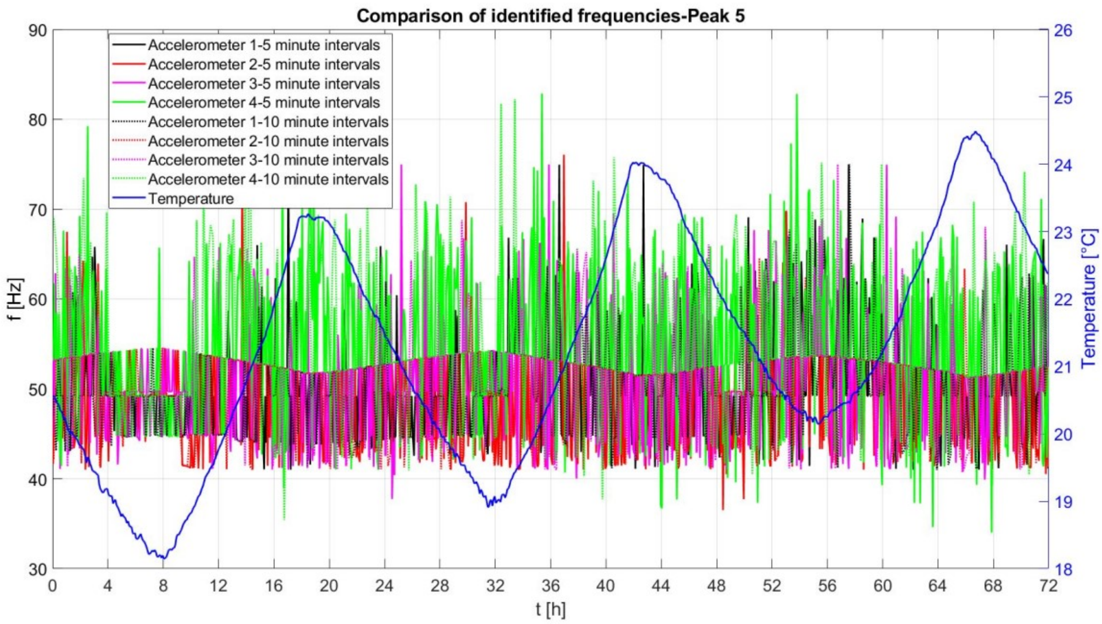

Figura 3.3.37: Trave 1: frequenze picco 5 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura.

Come è possibile notare dalla Figura 3.3.33, per le frequenze relative al secondo picco estratte dalla PSD, la frequenza tende a presentare valore costante a 25 Hz. Come già detto in precedenza questo valore di frequenza non rappresenta un modo proprio della trave, ma è probabilmente legato al disturbo indotto da una forzante esterna. Nella Figura 3.3.34 e nella Figura 3.3.35 vengono riportate le frequenze corrispondenti al terzo picco della PSD. Si può notare come in questo caso le frequenze identificate tornino ad essere correlate con l’andamento della temperatura ambientale. Inoltre, come è possibile notare dal confronto tra le due figure, l’accelerometro 4 causa un notevole rumore, quest’ultima considerazione porta alla conclusione che le frequenze estratte per il terzo picco della PSD siano le frequenze relative al Modo 2 della trave. Infine, dalla Figura 3.3.36 e dalla Figura 3.3.37 si osserva come per i picchi successivi al terzo il rumore aumenti considerevolmente, si può però notare la presenza di un andamento in frequenza correlato all'andamento della temperatura ambientale nell'intorno dei 52 Hz, che rappresenta quindi il modo 3 della trave.

Quindi, viste le considerazioni sopra riportate e considerando il risultato poco affidabile e affetto da elevato rumore per l'estrazione dei picchi per le frequenze superiori al modo 1, in seguito si procederà all'estrazione delle frequenze per modo 2 e modo 3 con altri metodi dell'analisi modale operativa.

Come è possibile notare dalla Figura 3.3.23 e dalla Figura 3.3.24 una correlazione di tipo inverso esiste tra andamento della temperatura e andamento delle frequenze identificate, in seguito si procederà alla correzione delle frequenze identificate depurandole dagli effetti termici. È presente, inoltre, una correlazione diretta tra andamento della forza assiale nella trave e frequenze identificate mostrato in Figura 3.3.38 per la trave 1 e in Figura 3.3.39 per la trave 2.

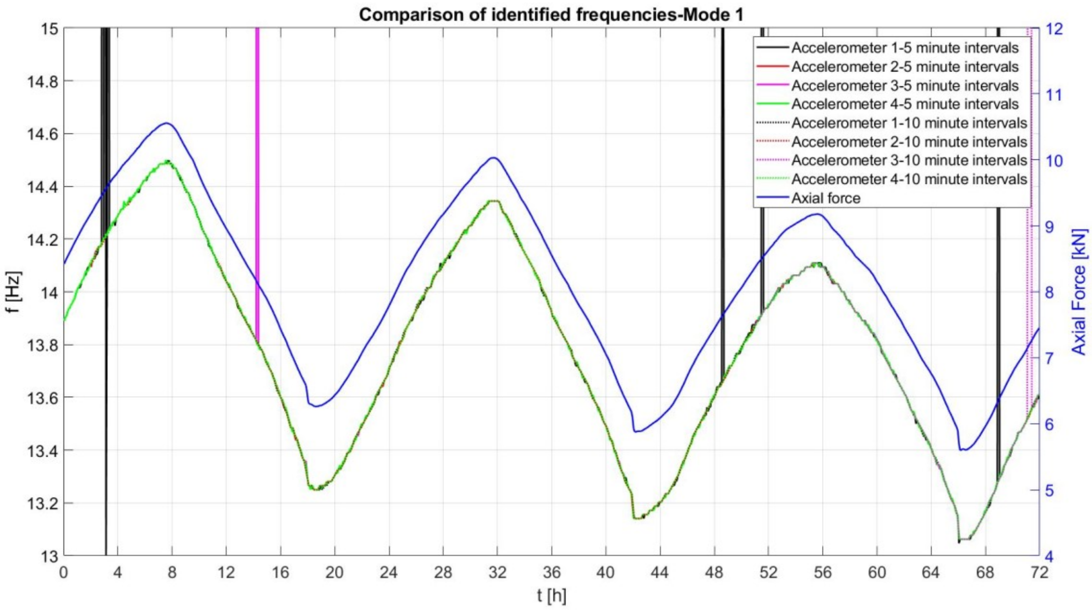

Figura 3.3.38: Trave 1. Data-set 72 h. Frequenze modo 1 vs forza assiale.

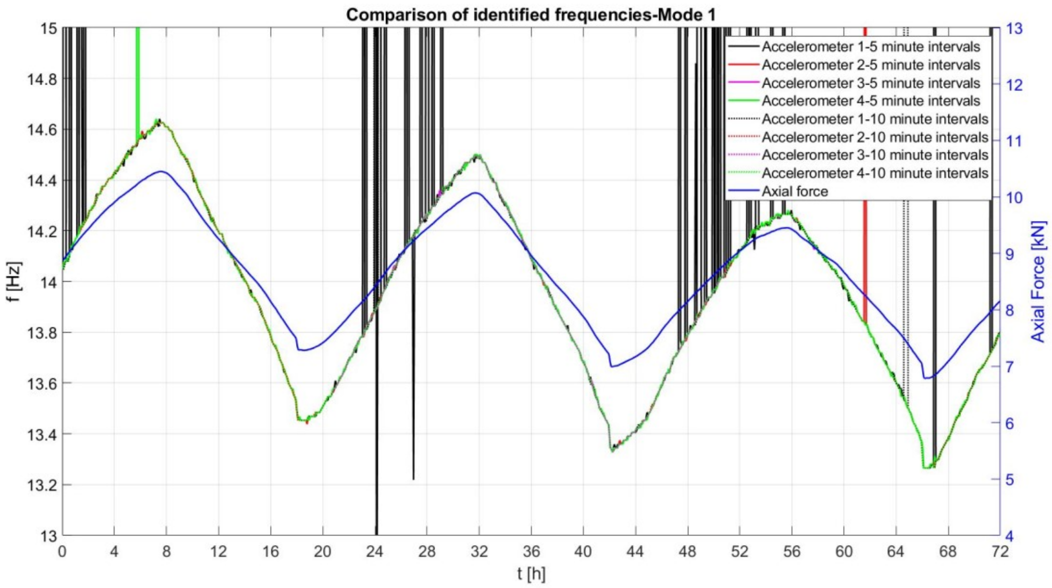

Figura 3.3.39: Trave 2. Data-set 72 h. Frequenze modo 1 vs forza assiale.

In seguito, si procederà alla correzione delle frequenze identificate per il modo 1, la correzione verrà effettuata sia in termini di temperatura sia in termini di forza assiale, valutando la differenza tra le due differenti correzioni.

Avendo stabilito in precedenza, per il data-set di 72 ore, scelto come data-set di riferimento, i parametri migliori al fine di estrarre le frequenze proprie della trave, nel seguito verranno mostrati i risultati ottenuti per i restanti data-sets di 12 ore. Si farà solo per il modo 1, avendo in precedenza notato che per i modi di ordine superiore il metodo Peak-Picking risulta essere poco affidabile.

3.3.1.8. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva dell'1% in mezzeria della trave 1

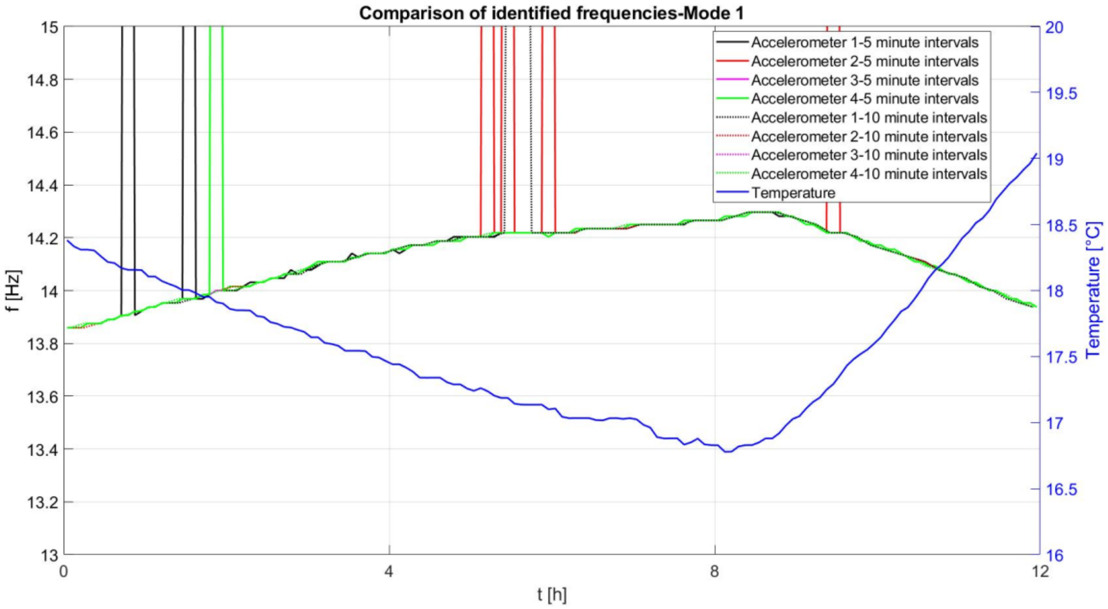

Figura 3.3.40: Trave 1. Data-set di 12h: massa 1%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

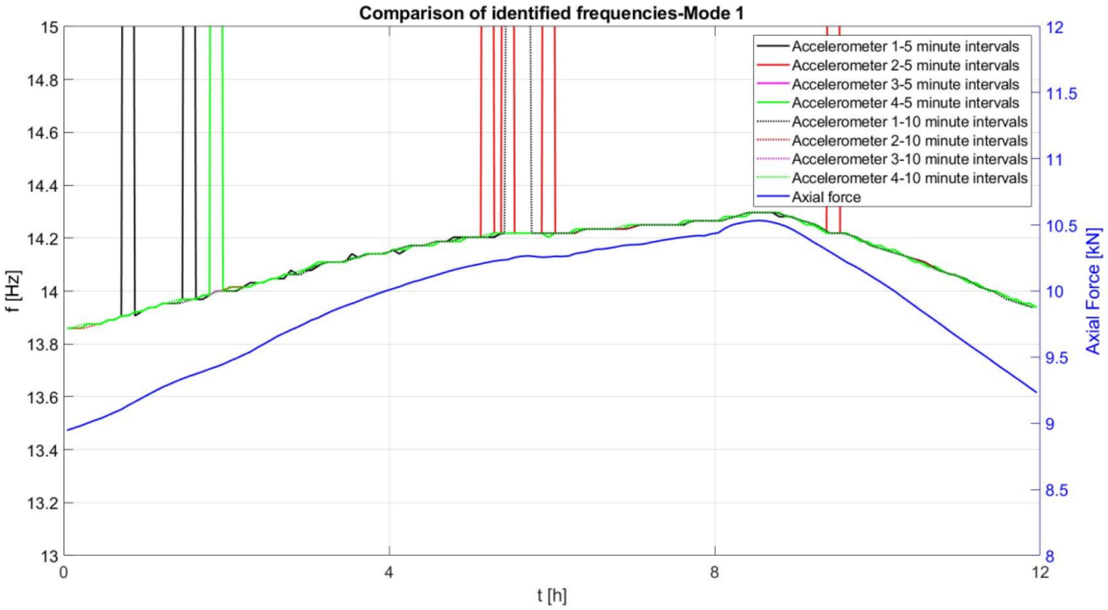

Figura 3.3.41: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

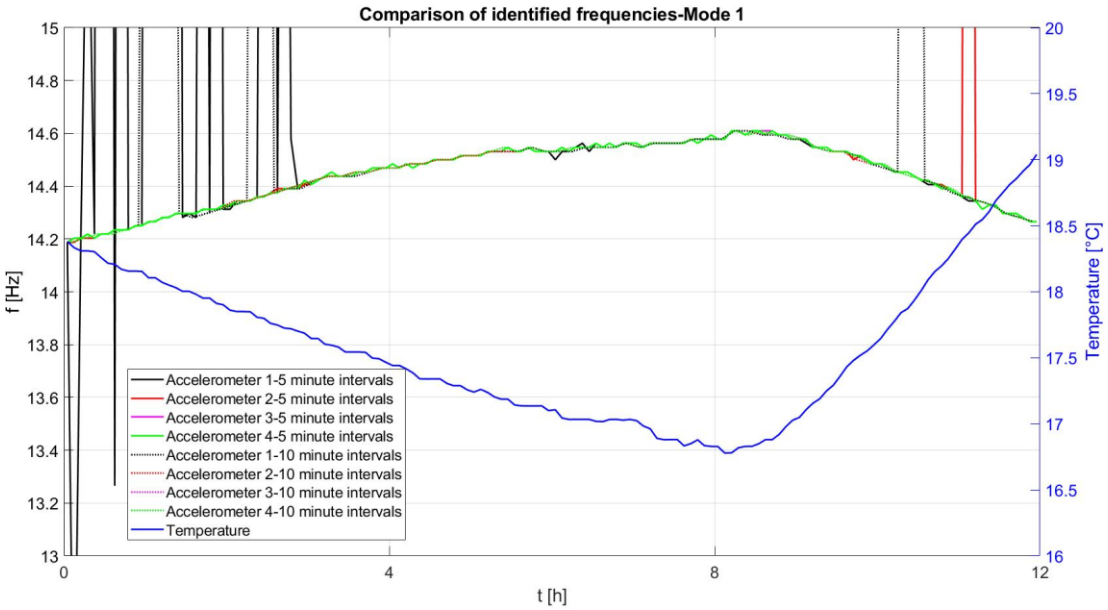

Figura 3.3.42: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

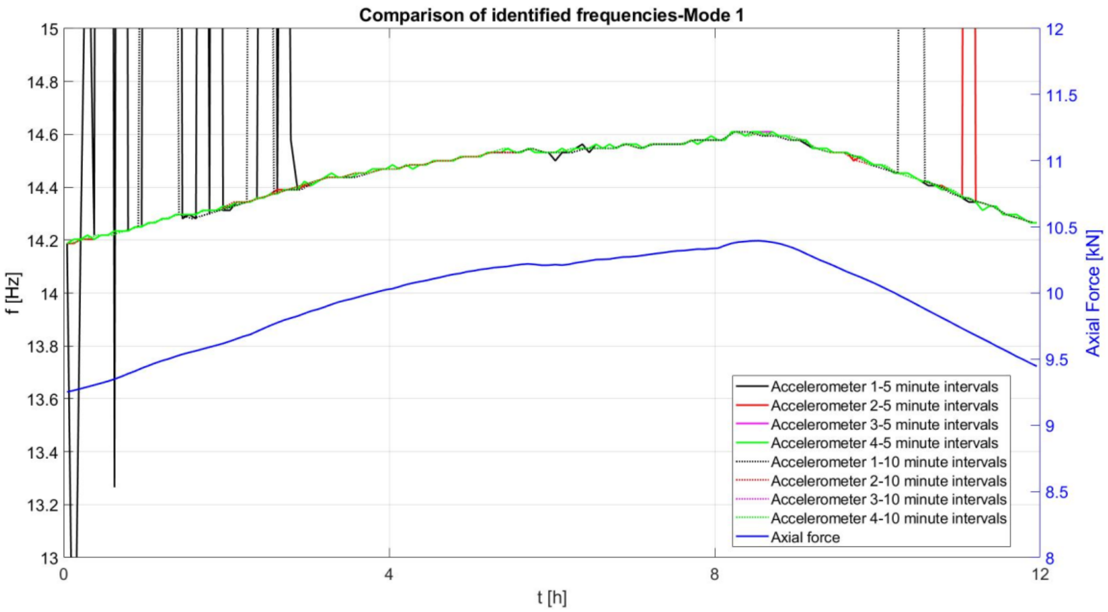

Figura 3.3.43: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

Come già notato analizzando il data-set di 72 ore, le frequenze identificate per il modo 1 dai quattro accelerometri, ad esclusione dei picchi in corrispondenza delle frequenze non identificate, non presentano variazioni apprezzabili.

3.3.1.9. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva del 3% a in mezzeria della trave 1

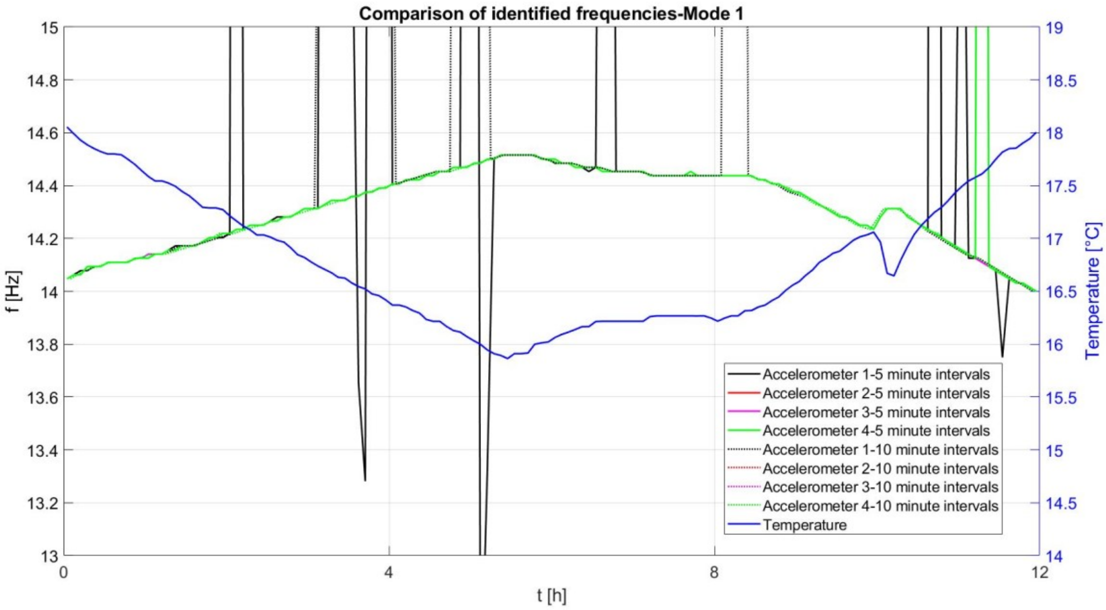

Figura 3.3.44: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

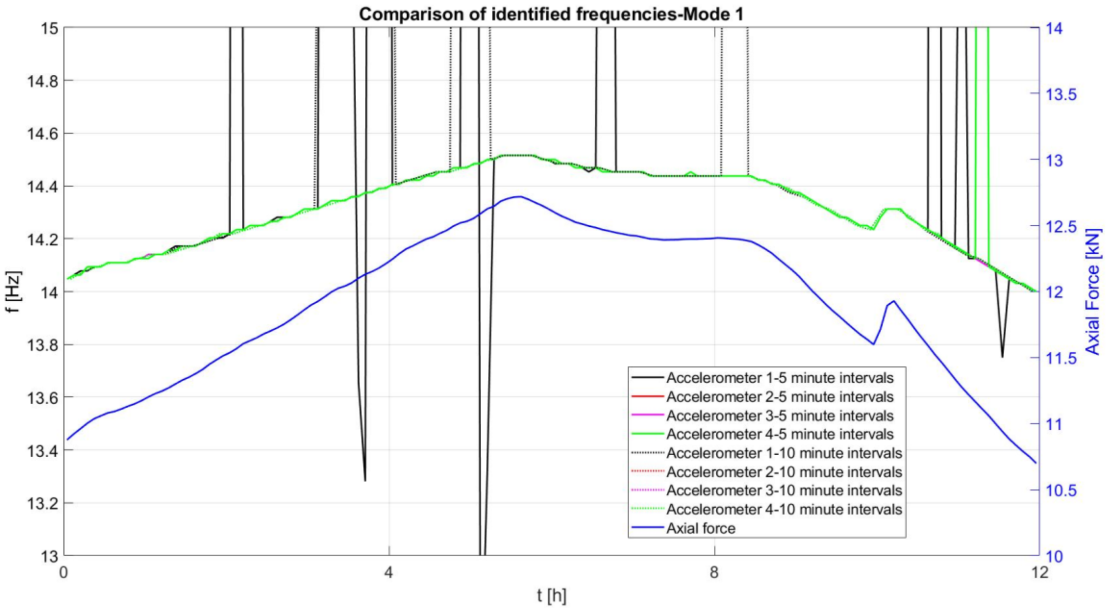

Figura 3.3.45: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

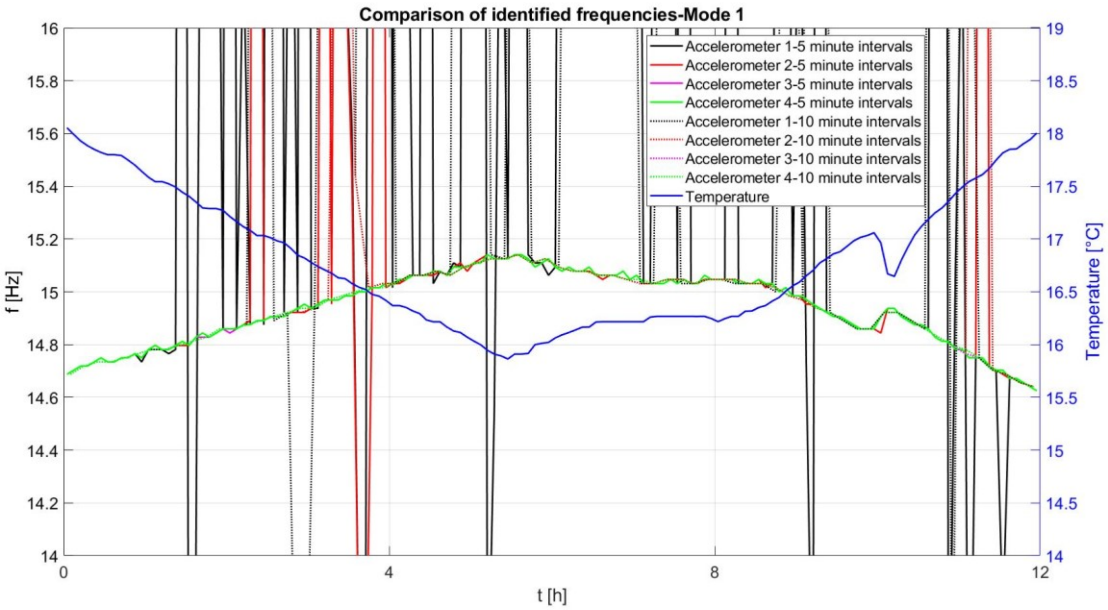

Figura 3.3.46: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

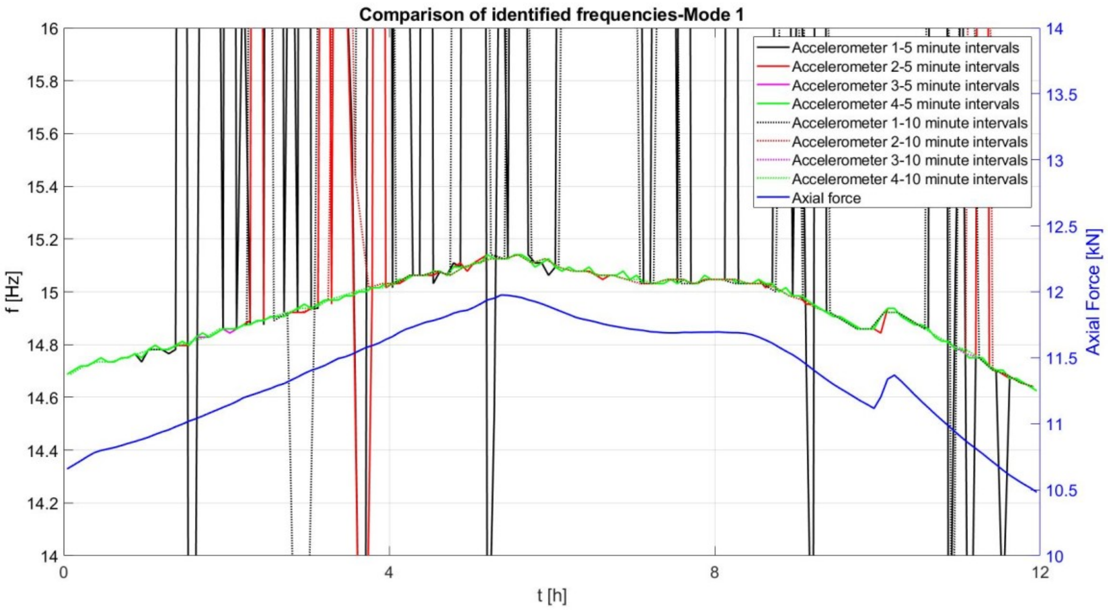

Figura 3.3.47: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

Per le frequenze identificate per il modo 1 nel data-set analizzato in questo paragrafo valgono le stesse considerazioni fatte precedentemente nel paragrafo 3.3.1.8.

3.3.1.10. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva del 3% b in mezzeria della trave 1

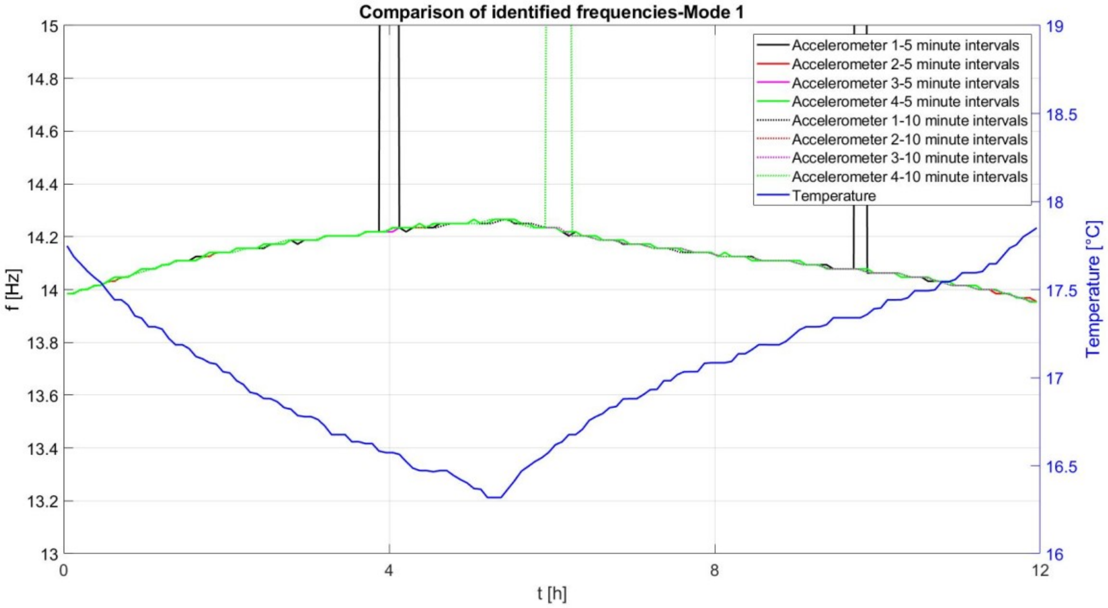

Figura 3.3.48: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

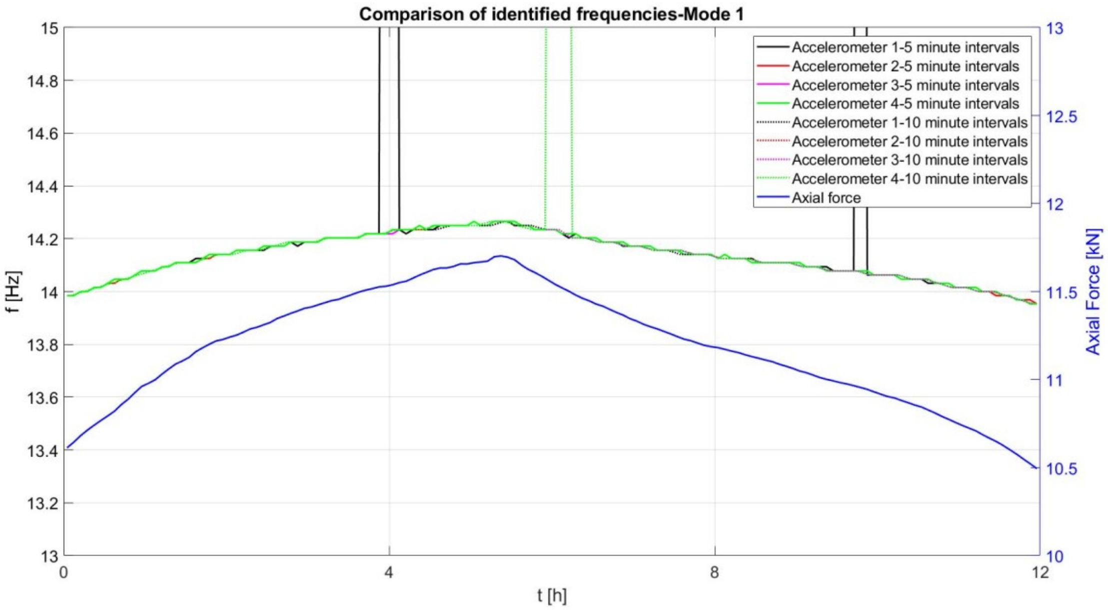

Figura 3.3.49: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

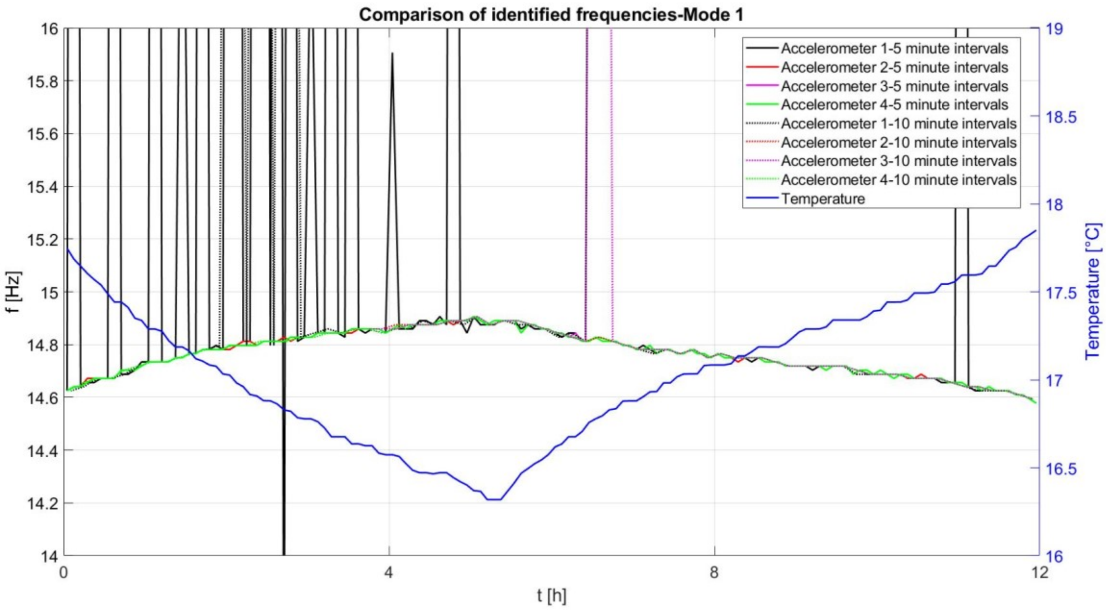

Figura 3.3.50: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

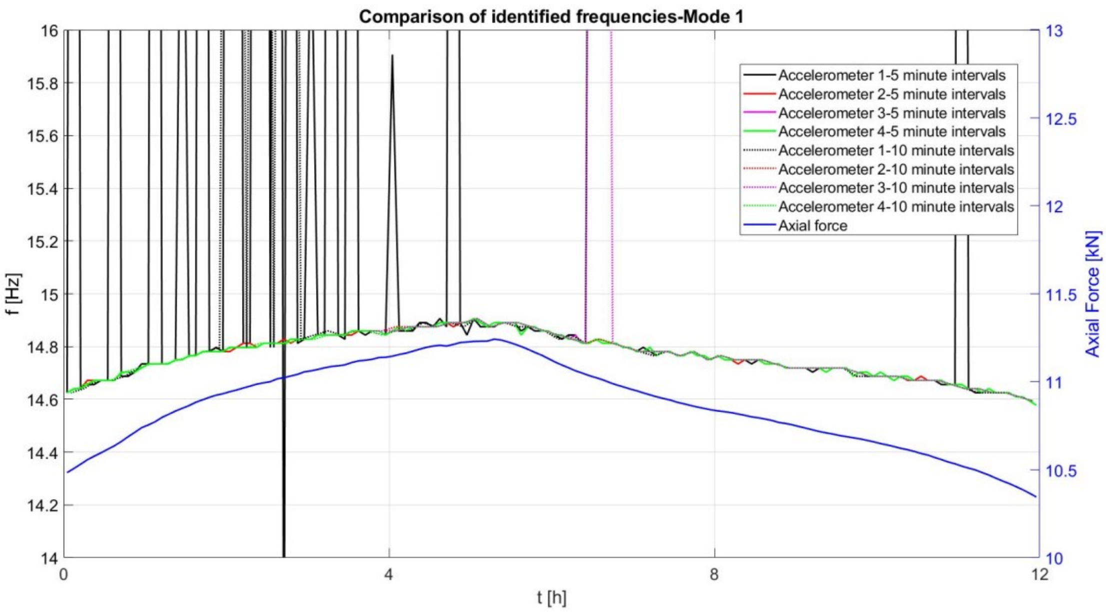

Figura 3.3.51: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

3.3.1.11. Frequenze identificate modo 1. Data-set di 12 h con massa aggiuntiva del 5% ad L/10 sulla trave 1

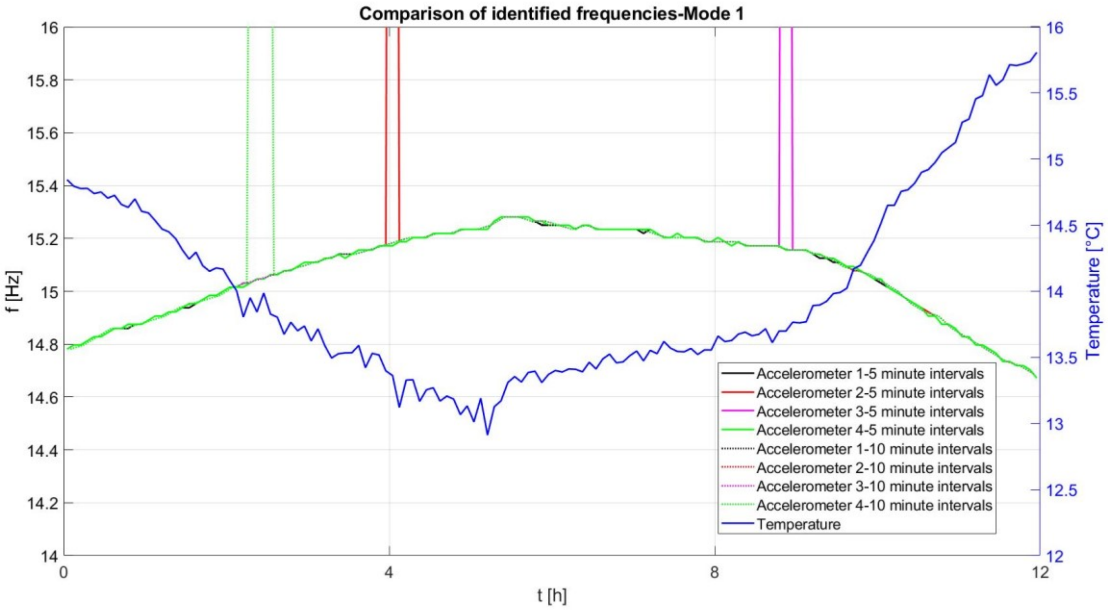

Figura 3.3.52: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

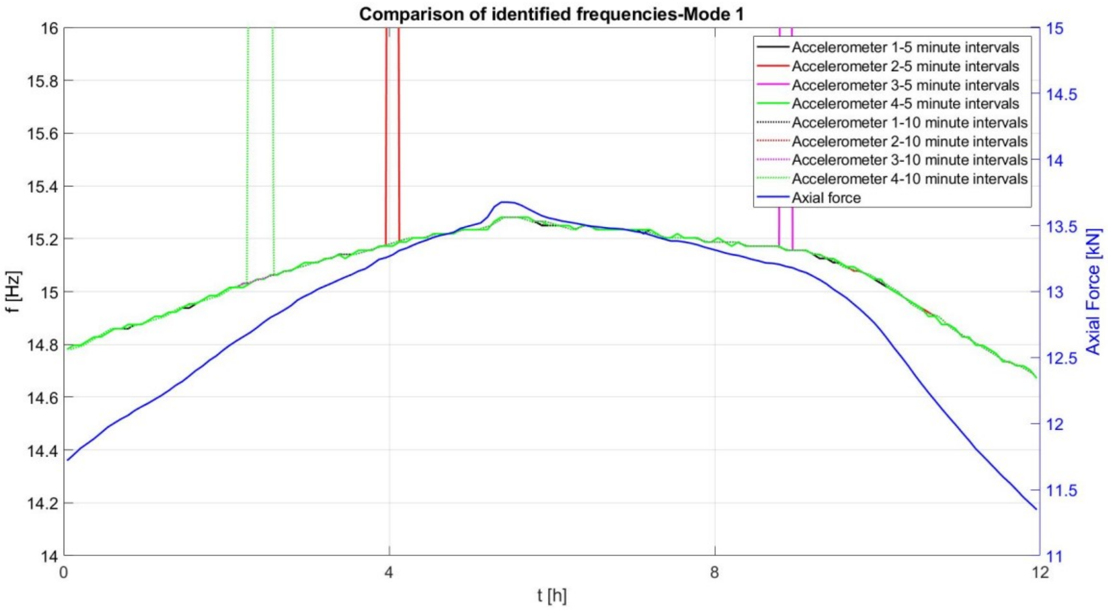

Figura 3.3.53: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

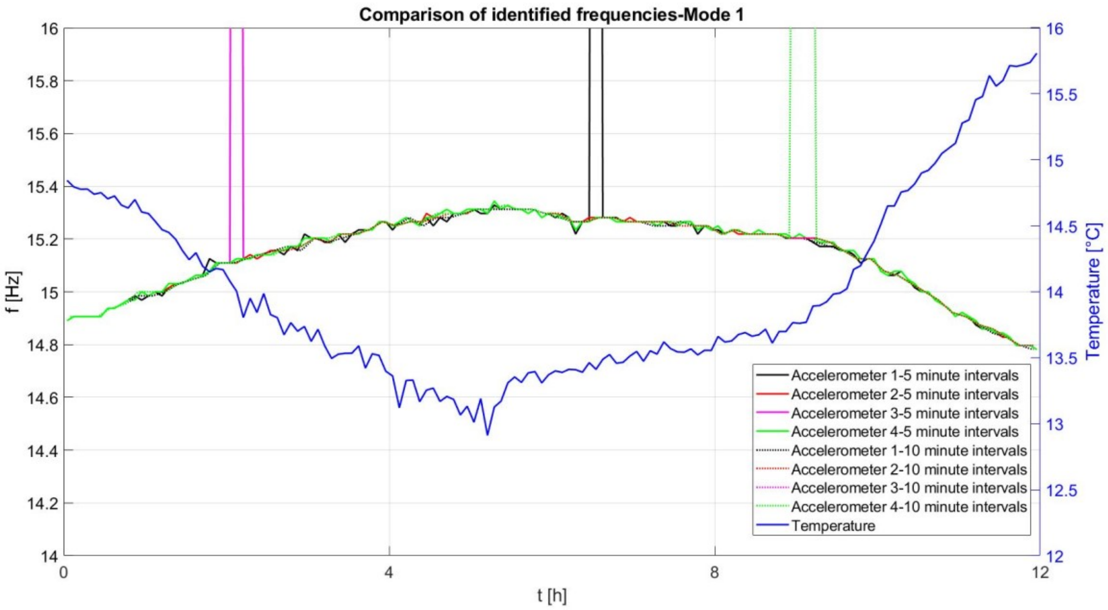

Figura 3.3.54: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura.

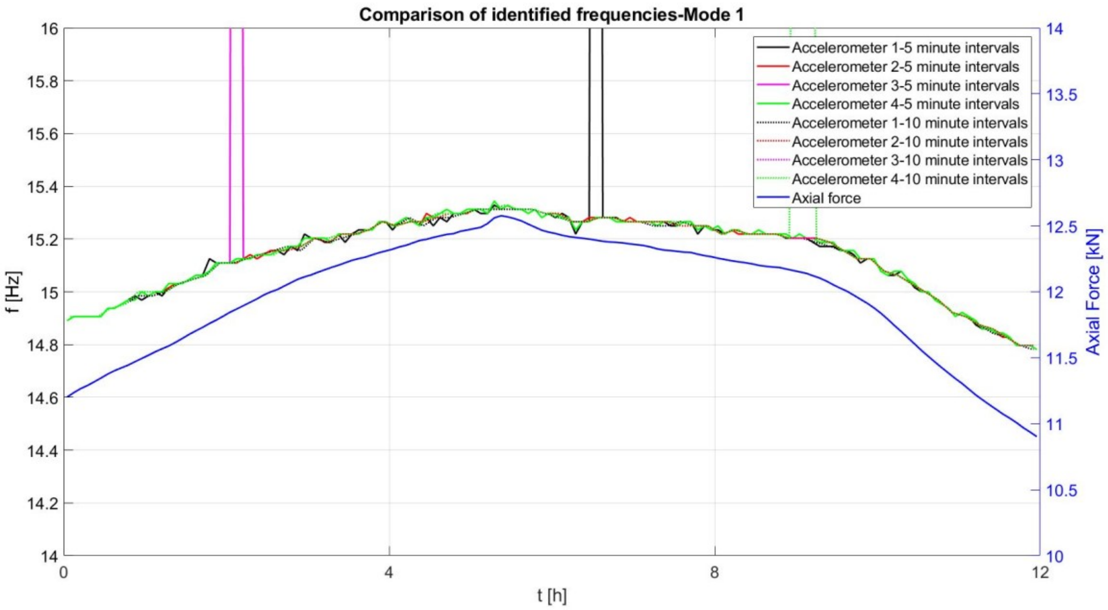

Figura 3.3.55: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale.

Per le frequenze identificate per il modo 1 nel data-set analizzato in questo paragrafo valgono le stesse considerazioni fatte precedentemente nel paragrafo 3.3.1.8.

Come è possibile notare dalle figure sopra riportate, per la presenza di outliers nelle frequenze identificate è fornita prevalentemente dall’accelerometro 1. Questo fenomeno è molto marcato per la trave 2.

3.3.1.12. Correlazioni tra frequenze identificate e temperatura e tra frequenze identificate e forza assiale

Come detto in precedenza riportando i dati ottenuti dall'identificazione delle frequenze per il modo 1, esiste una correlazione di tipo inverso tra frequenze identificate e temperature e una correlazione di tipo diretto tra frequenze identificate e forza assiale. Nel seguente paragrafo verranno riportati i risultati ottenuti dalle regressioni lineari, che in seguito verranno utilizzati per la correzione delle frequenze grezze identificate. Al fine di ottenere i parametri della regressione di buona qualità, gli outliers presenti nelle frequenze identificate, vengono sostituiti dal valore medio tra valore precedente e successivo all'outlier.

Di seguito verranno riportate le regressioni per i quattro accelerometri sulla trave 1 per discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti.

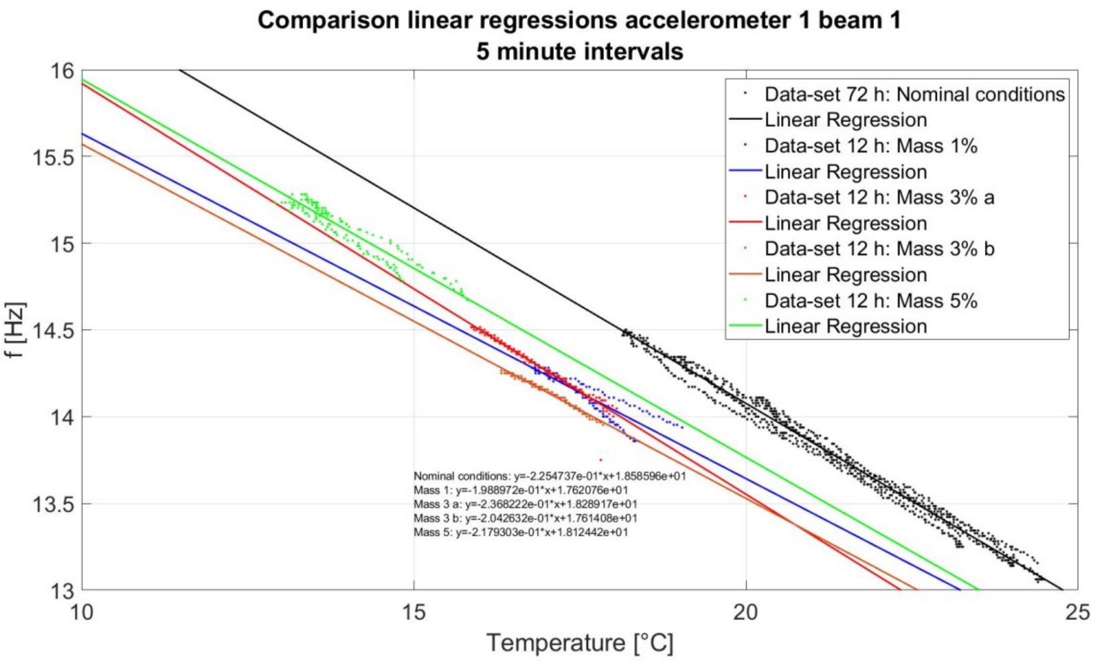

Figura 3.3.56: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

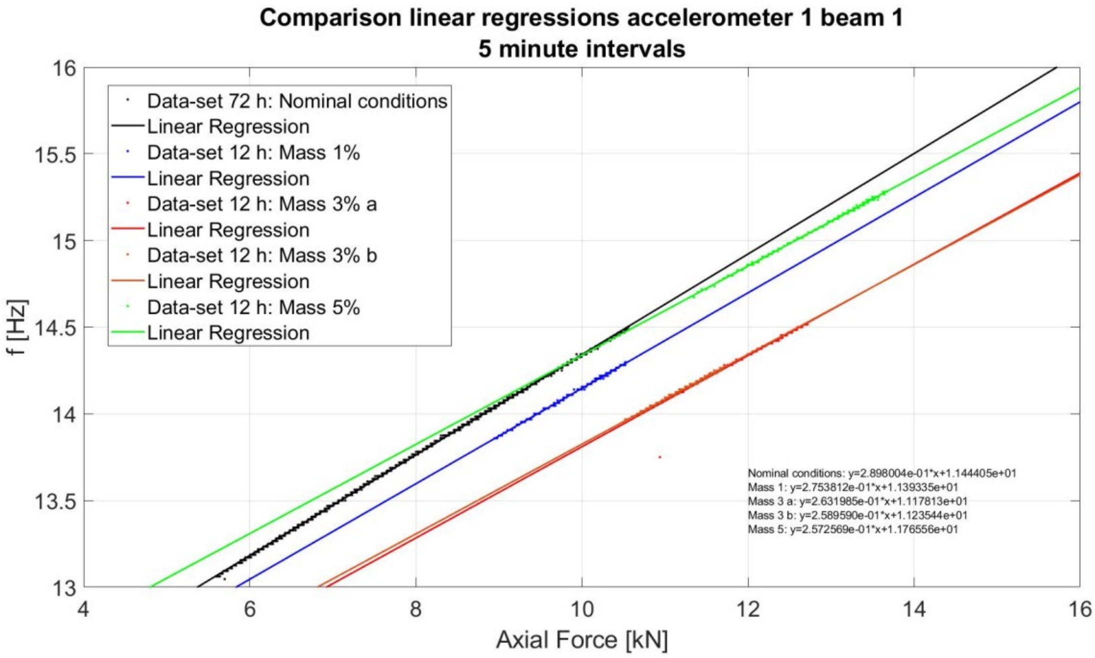

Figura 3.3.57: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

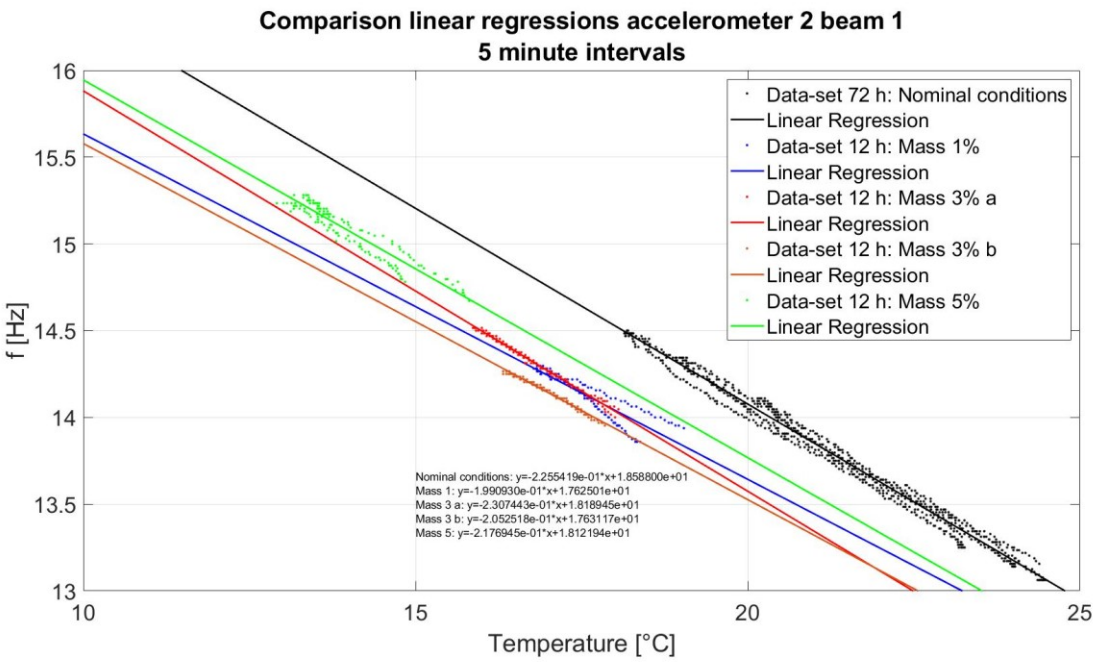

Figura 3.3.58: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

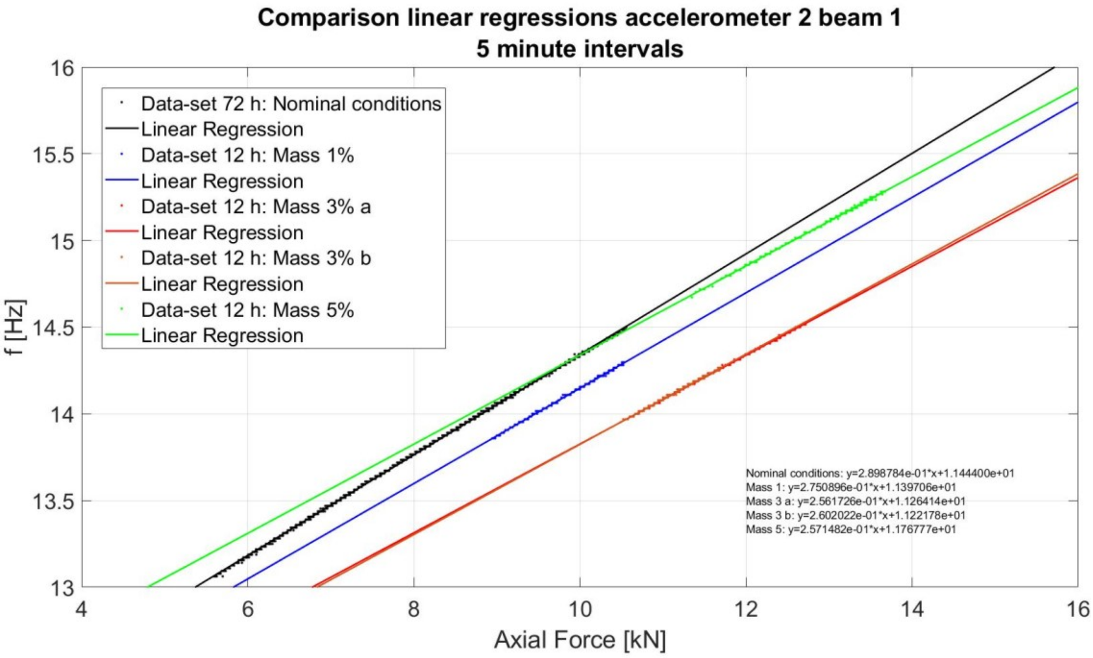

Figura 3.3.59: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

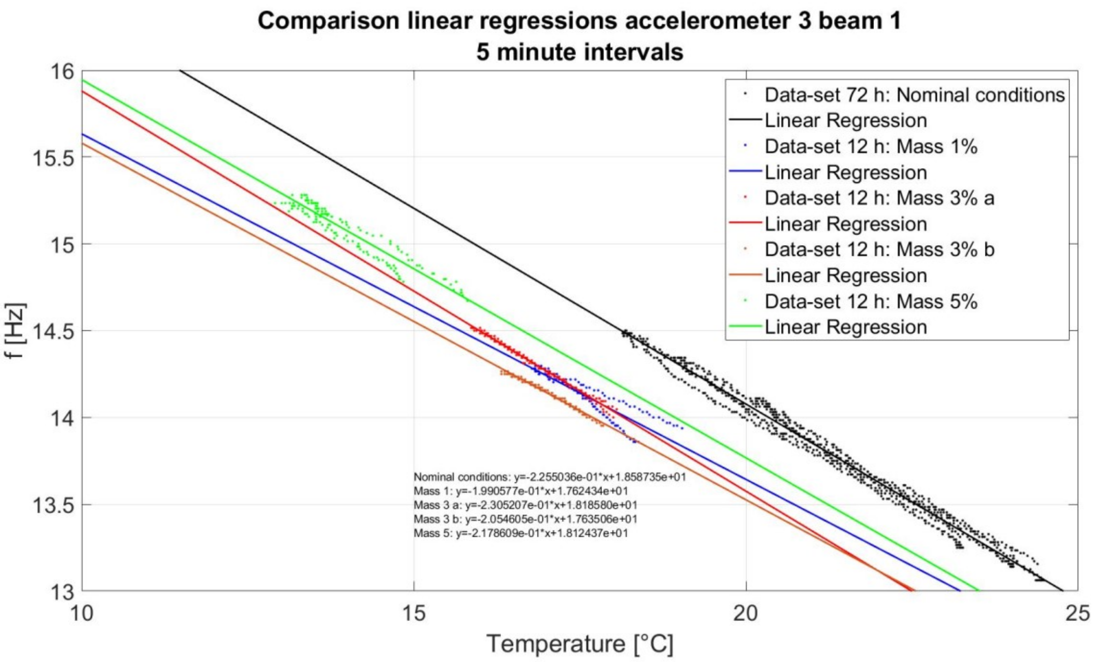

Figura 3.3.60: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

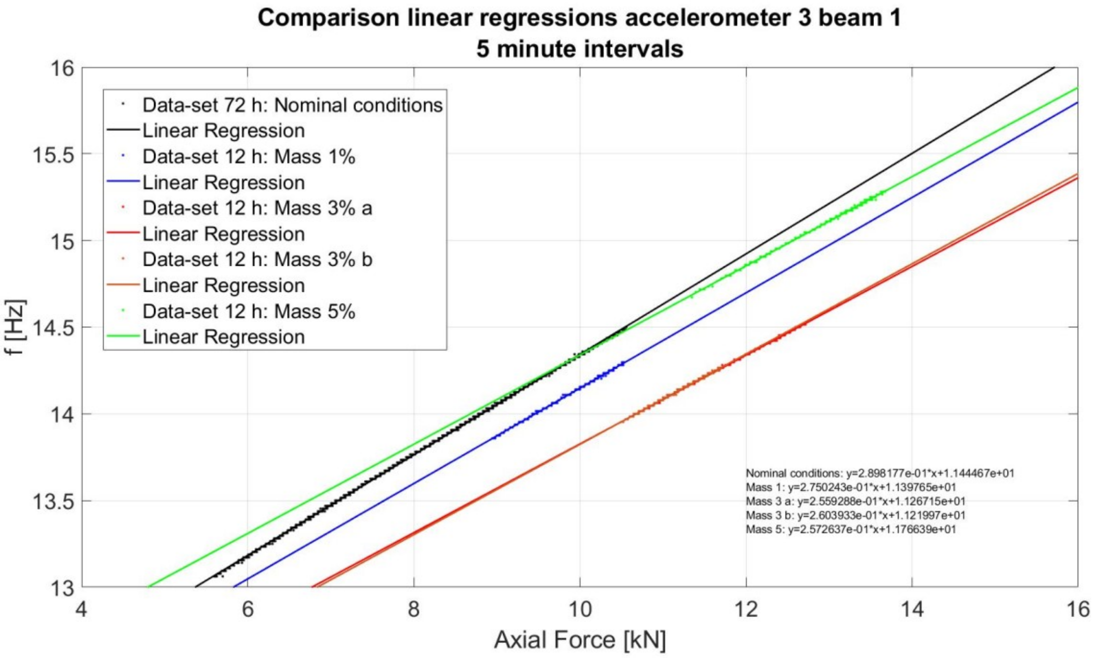

Figura 3.3.61: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

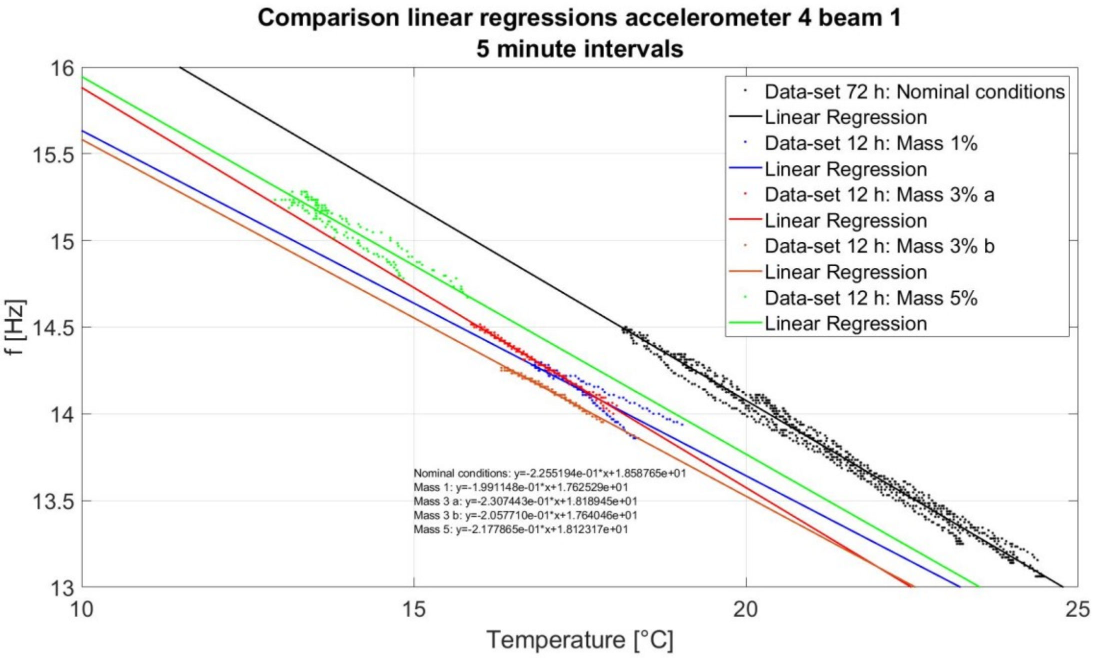

Figura 3.3.62: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

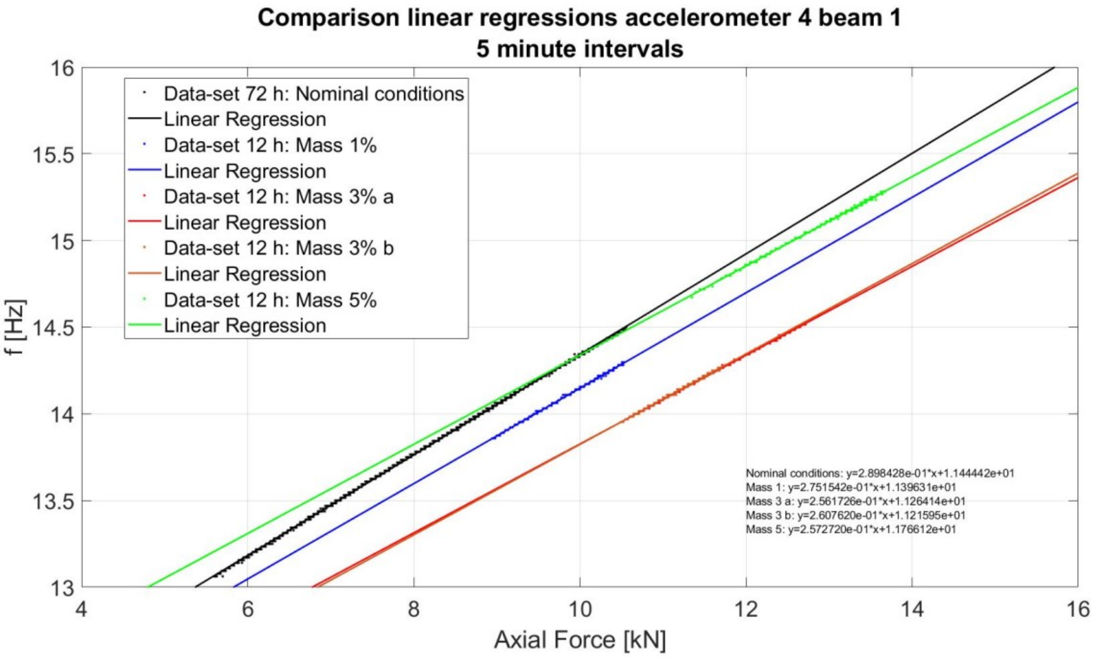

Figura 3.3.63: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

Di seguito verranno riportate le regressioni per i quattro accelerometri sulla trave 1 per discretizzazione del data-set in intervalli di 10 minuti.

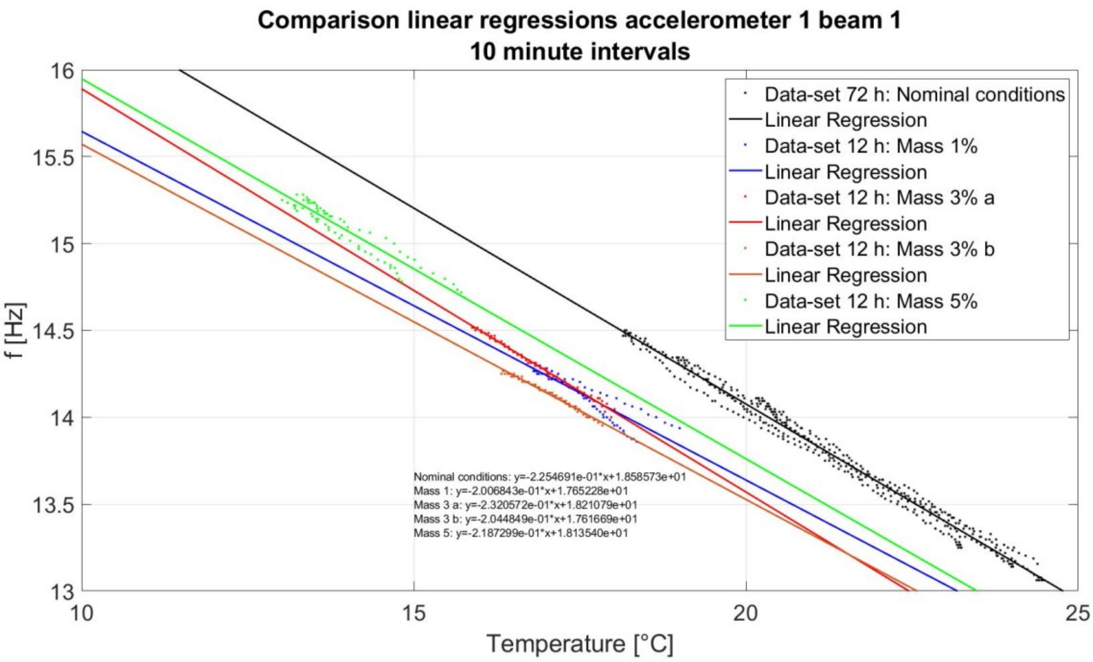

Figura 3.3.64: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

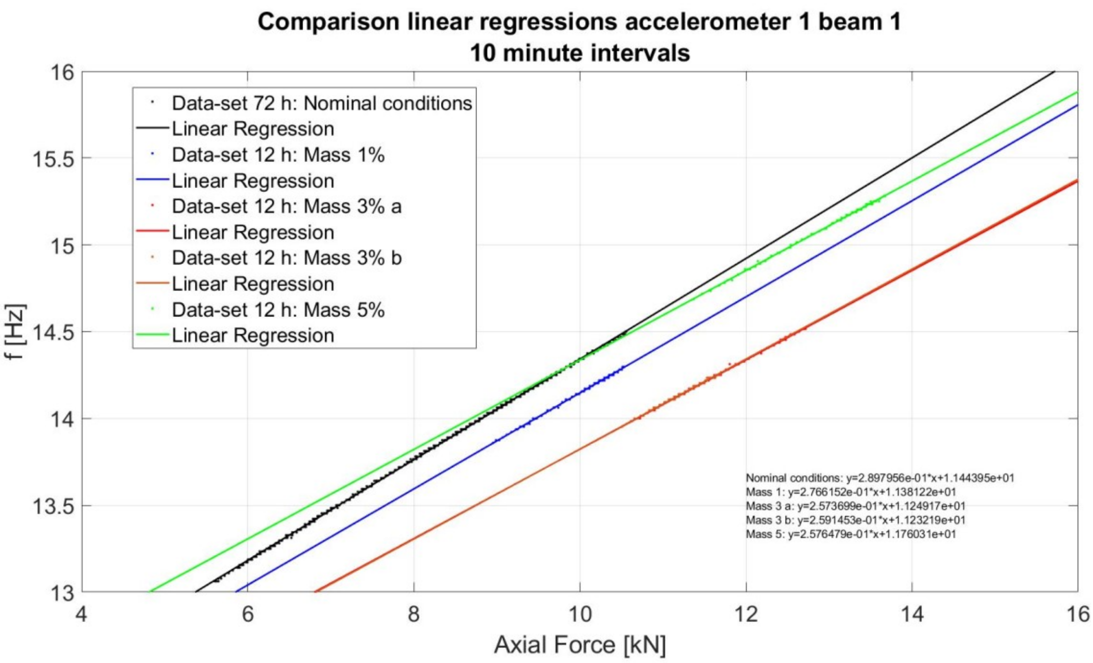

Figura 3.3.65: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

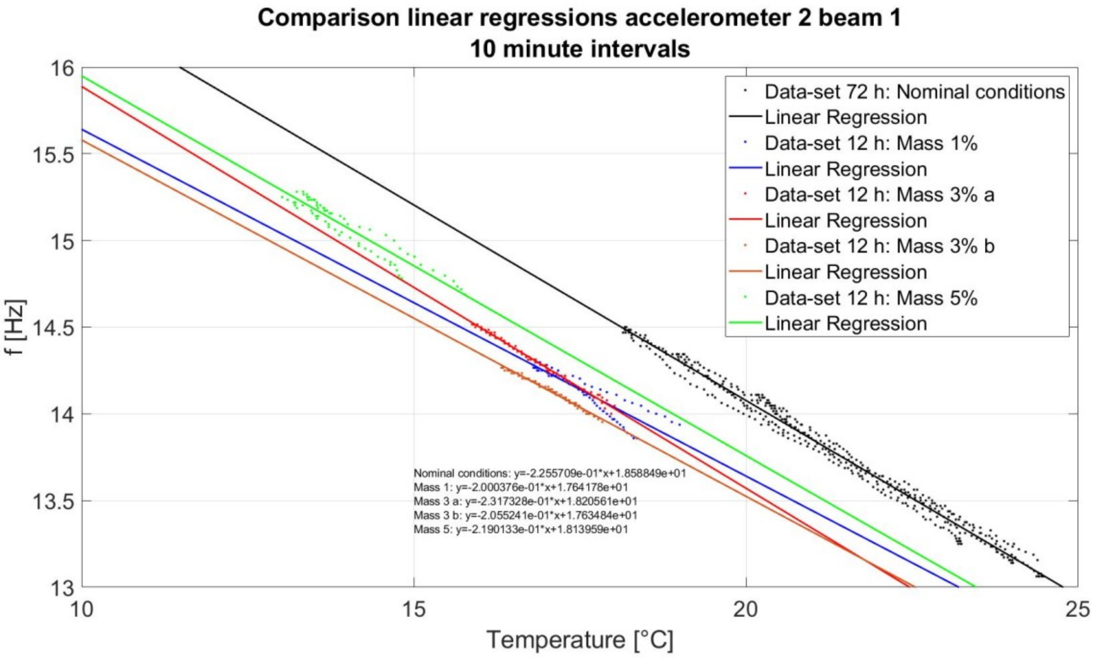

Figura 3.3.66: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

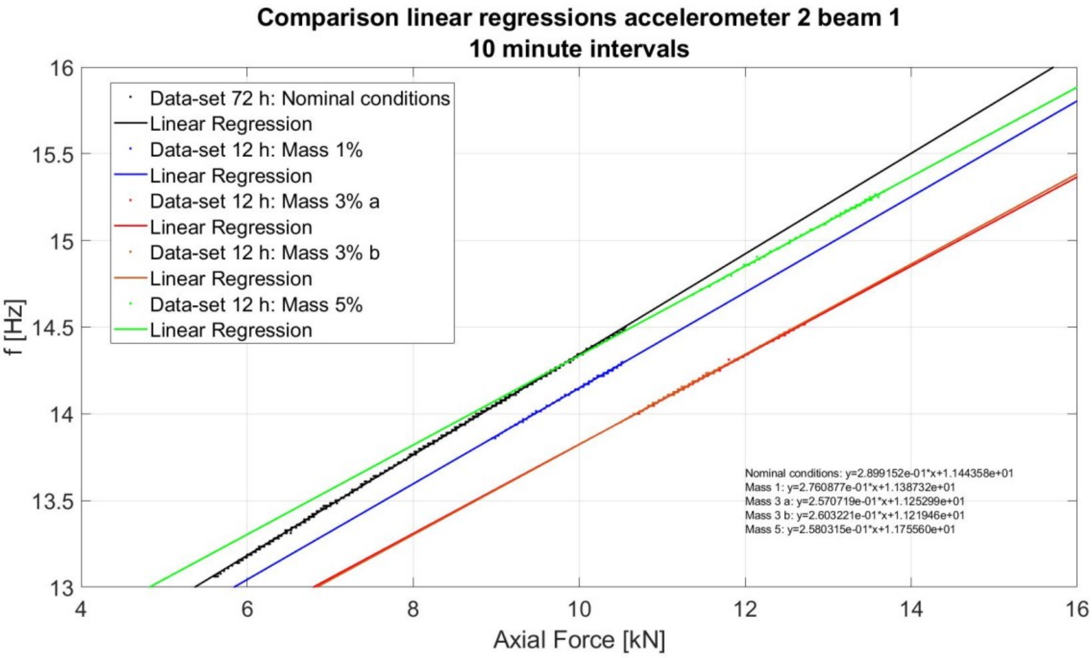

Figura 3.3.67: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

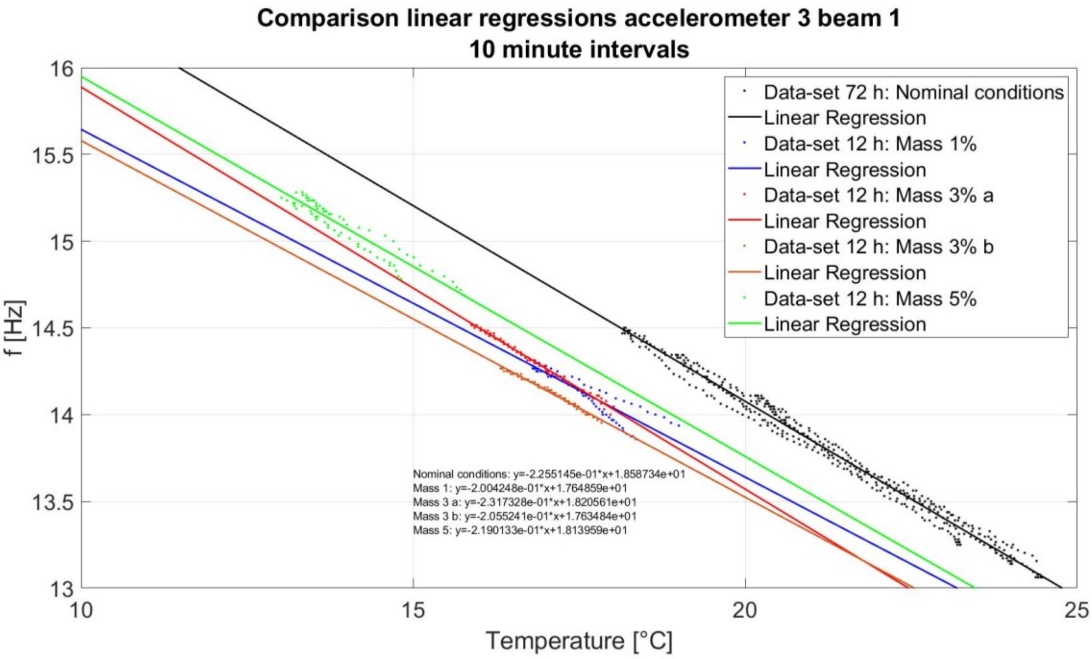

Figura 3.3.68: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

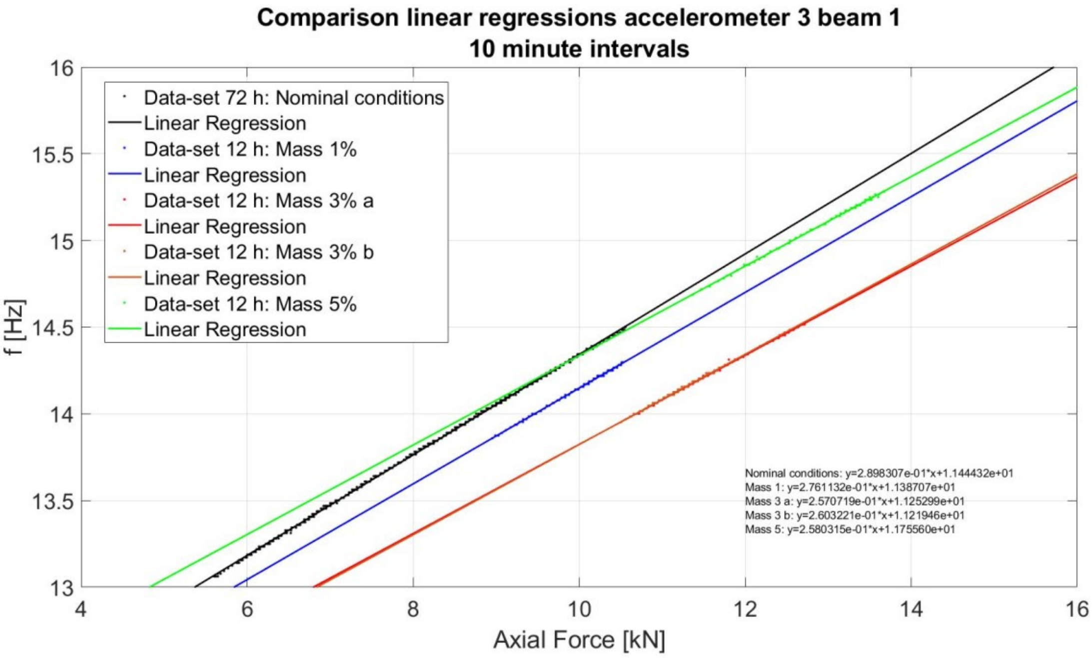

Figura 3.3.69: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

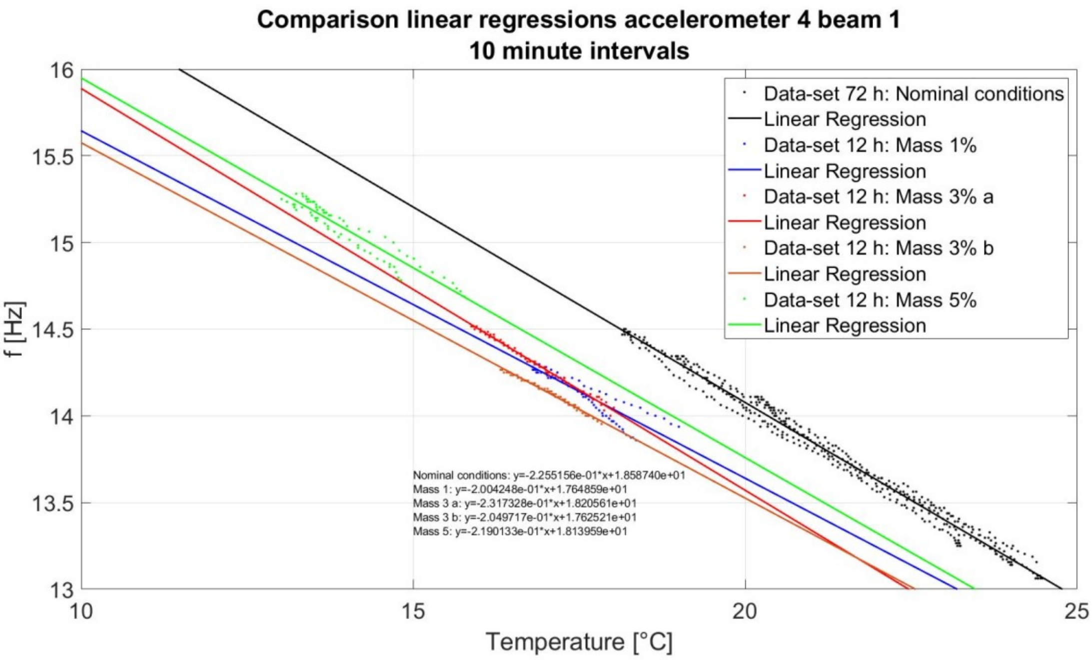

Figura 3.3.70: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

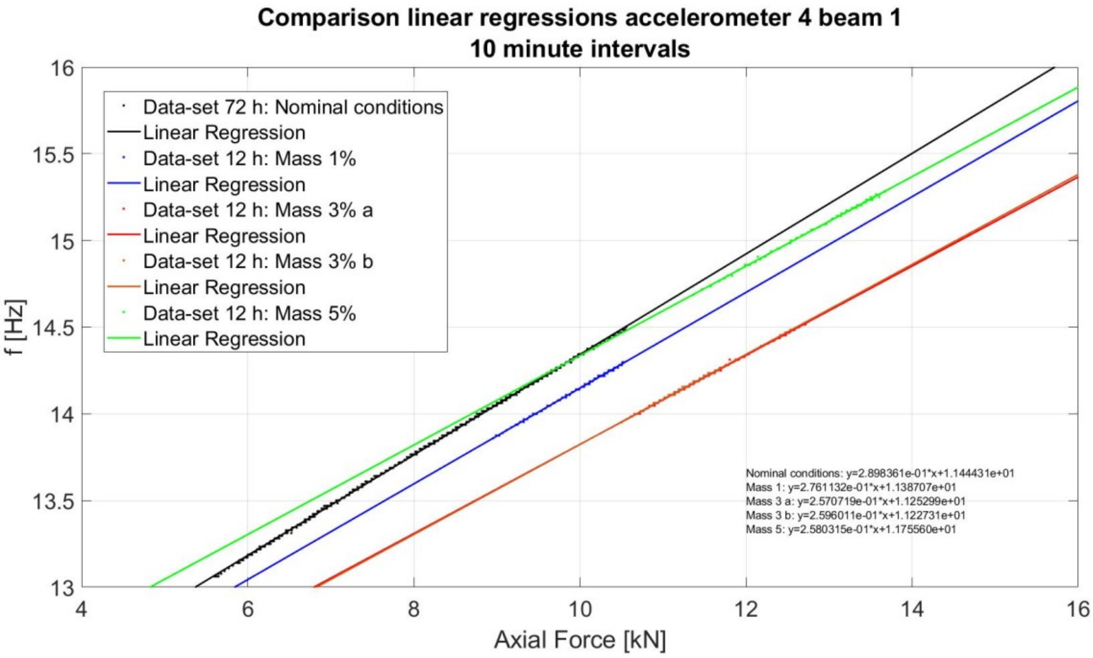

Figura 3.3.71: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

Di seguito verranno riportate le regressioni per i quattro accelerometri sulla trave 2 per discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti.

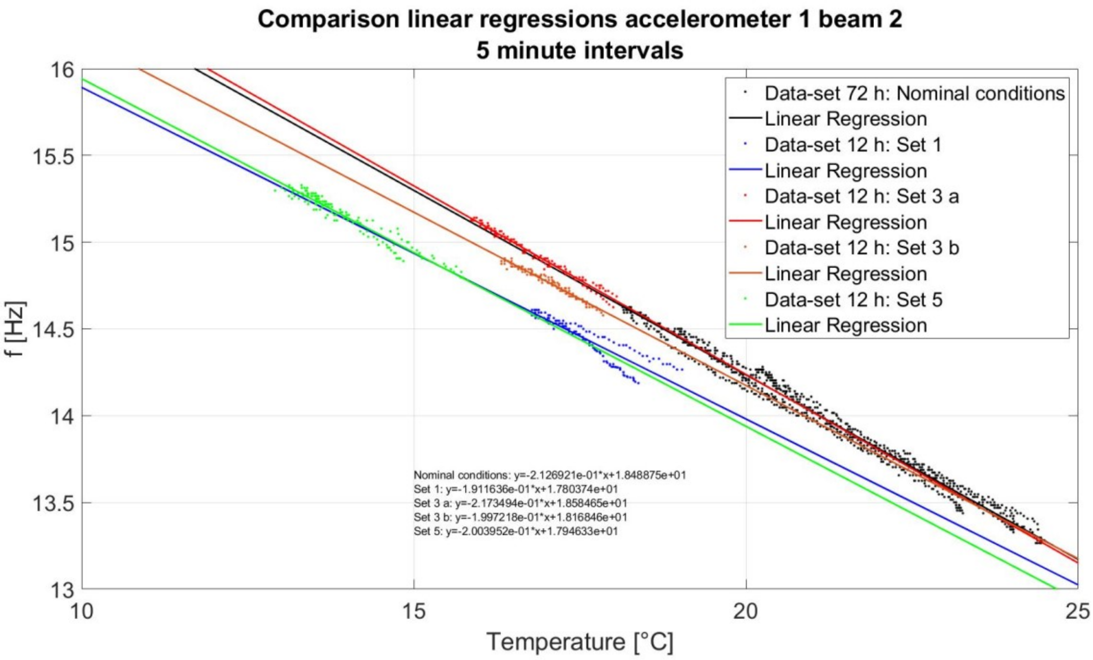

Figura 3.3.72: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

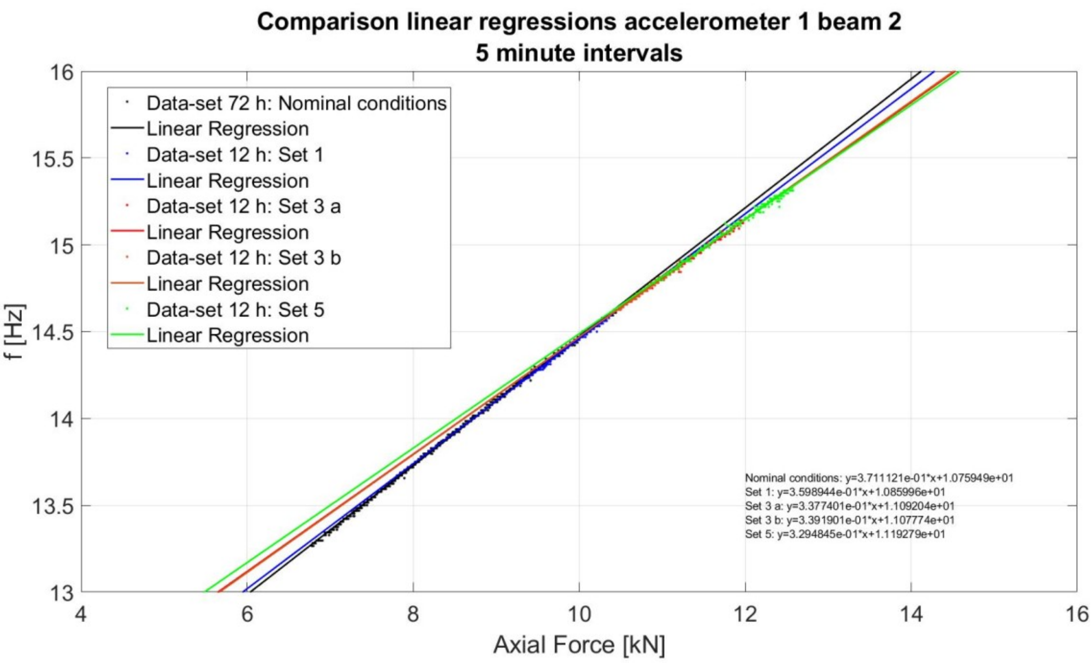

Figura 3.3.73: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

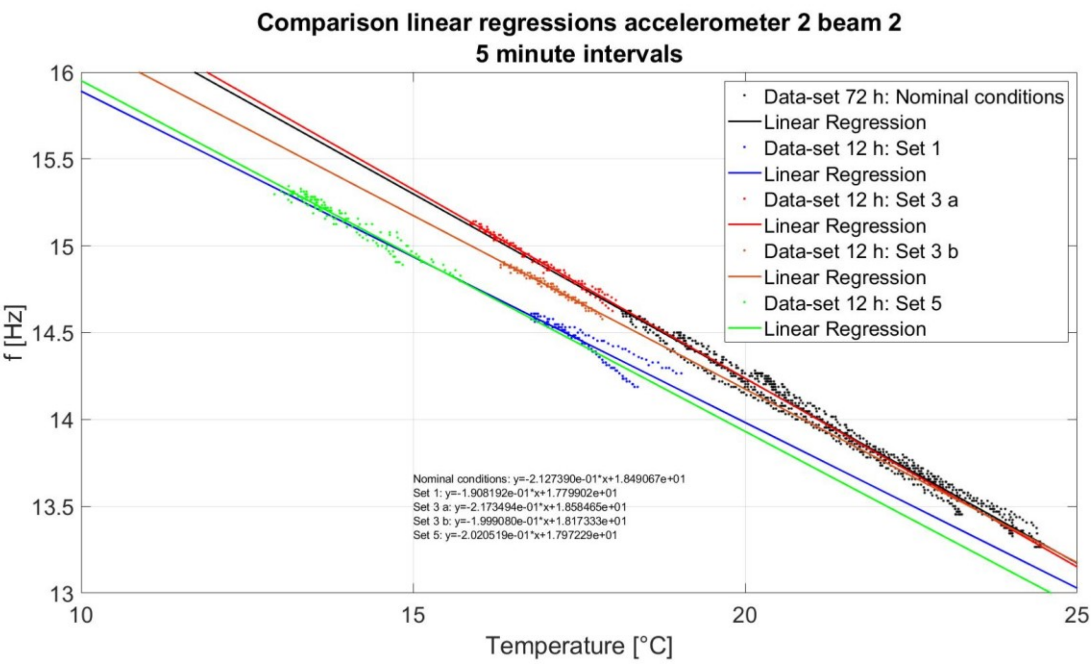

Figura 3.3.74: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

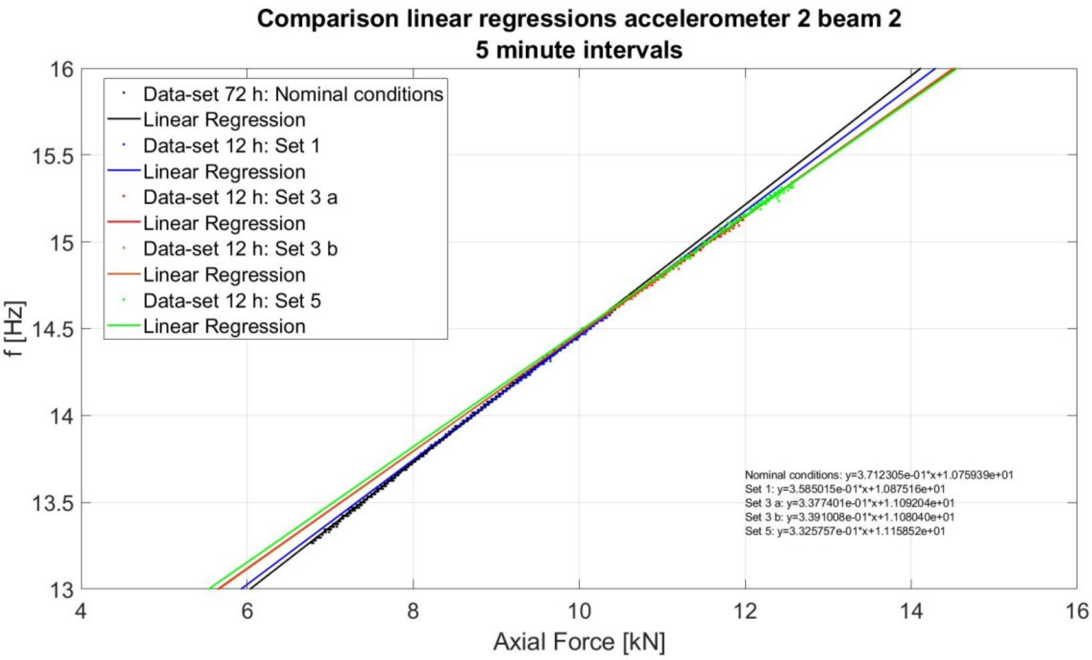

Figura 3.3.75: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

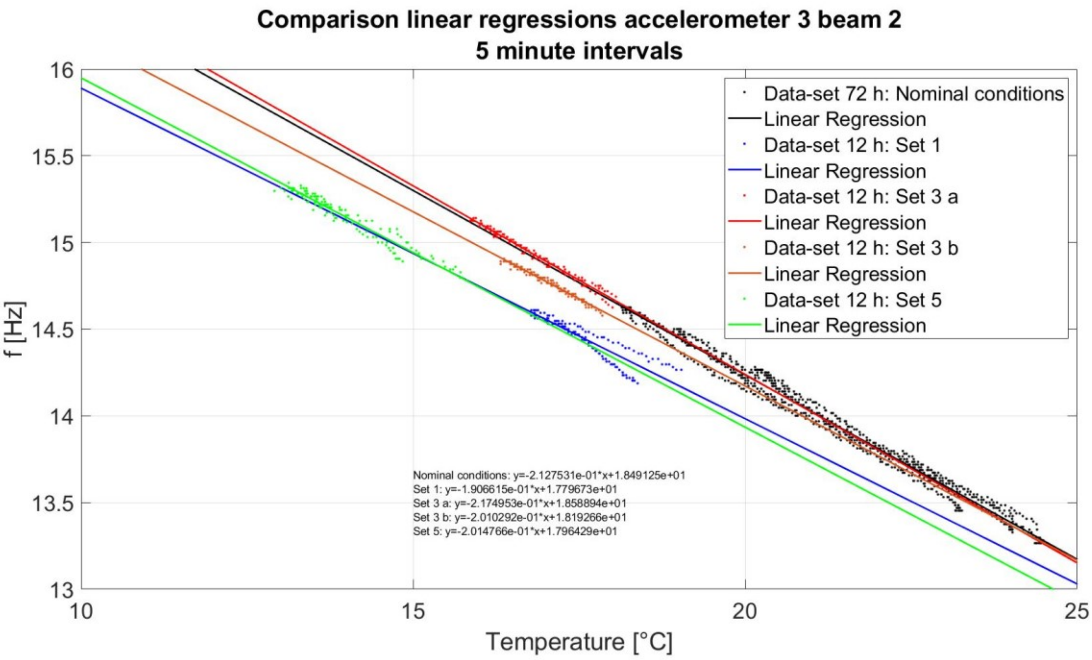

Figura 3.3.76: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

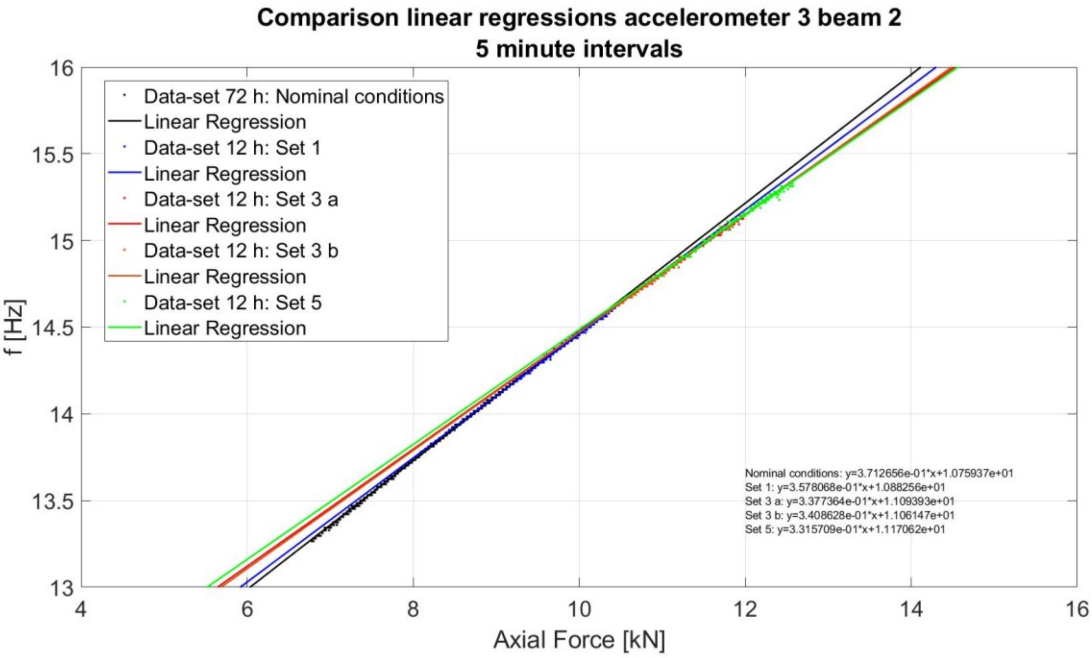

Figura 3.3.77: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

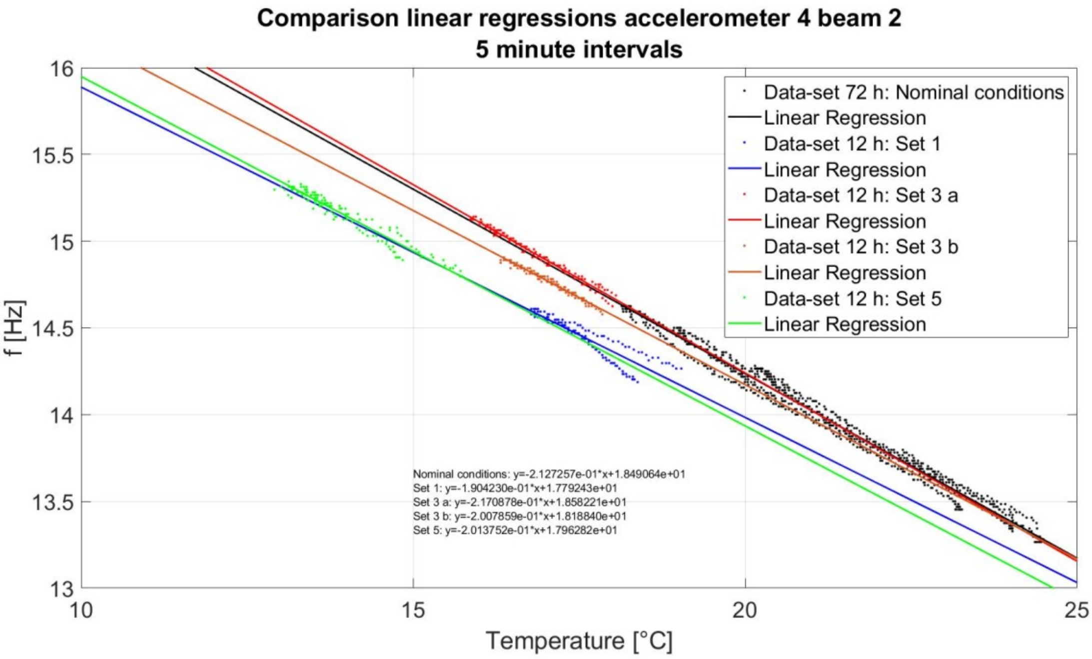

Figura 3.3.78: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

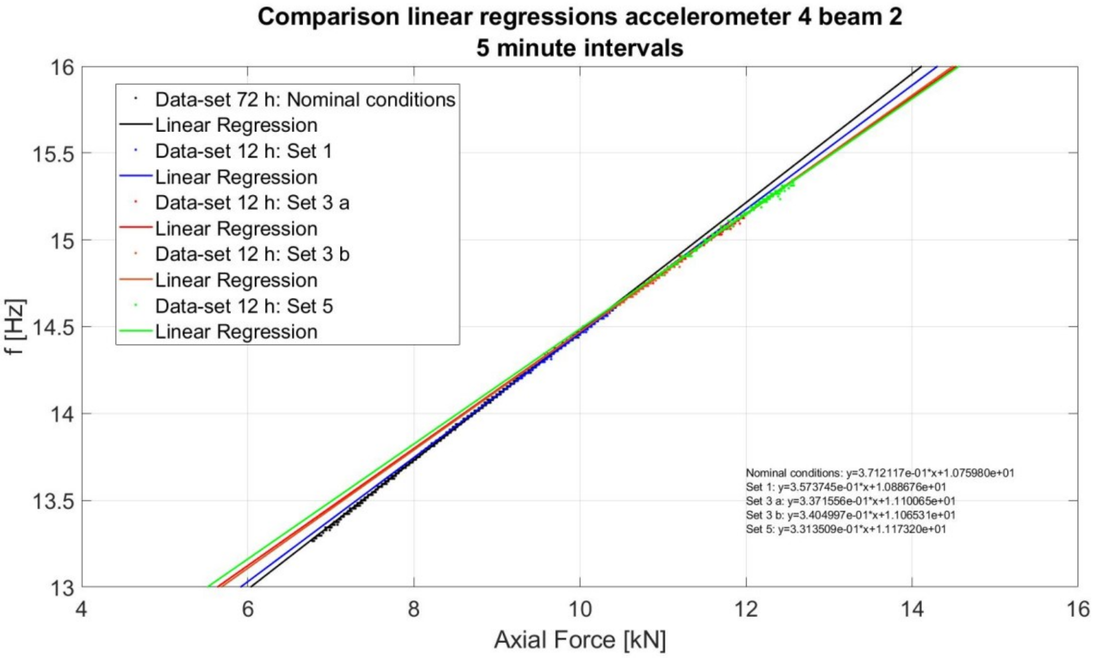

Figura 3.3.79: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti.

Di seguito verranno riportate le regressioni per i quattro accelerometri sulla trave 2 per discretizzazione del data-set in intervalli di 10 minuti.

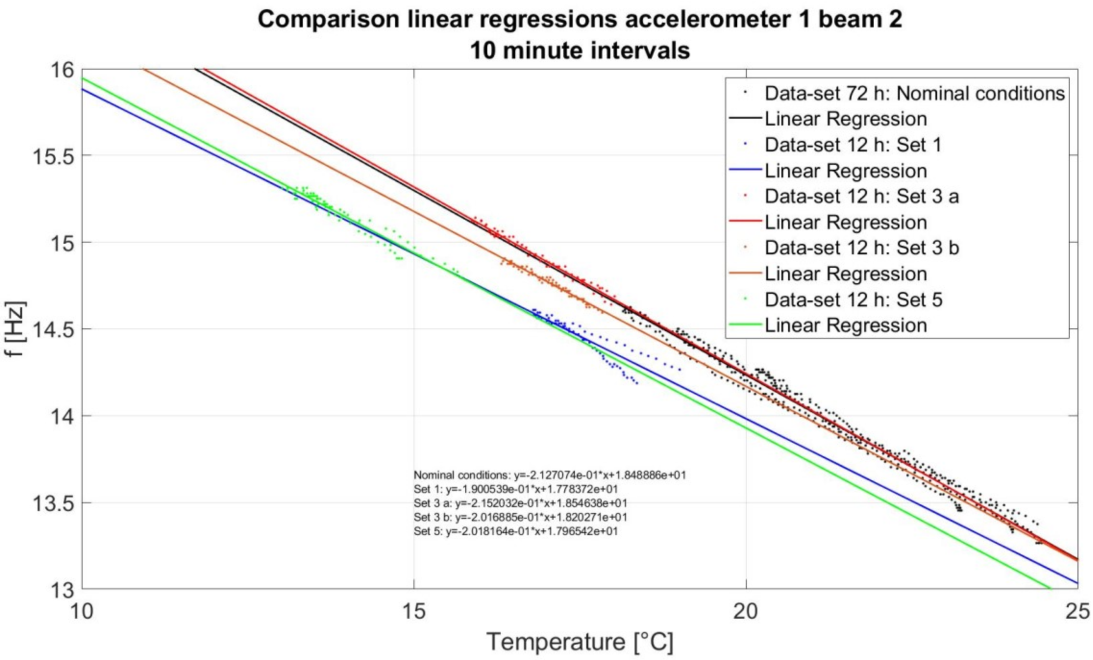

Figura 3.3.80: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

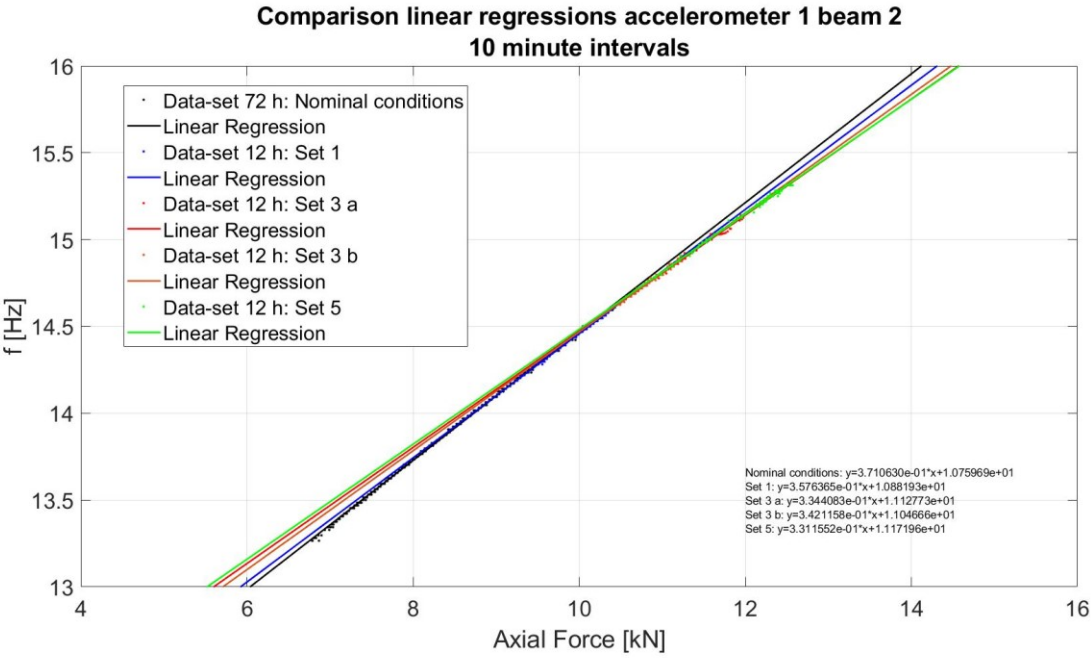

Figura 3.3.81: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

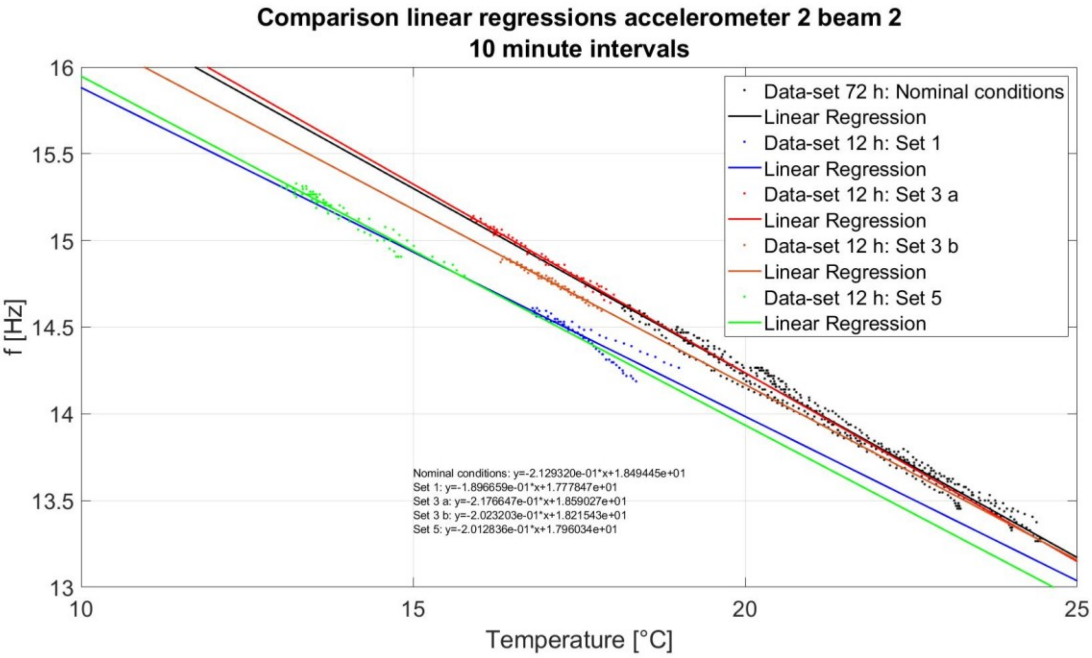

Figura 3.3.82: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

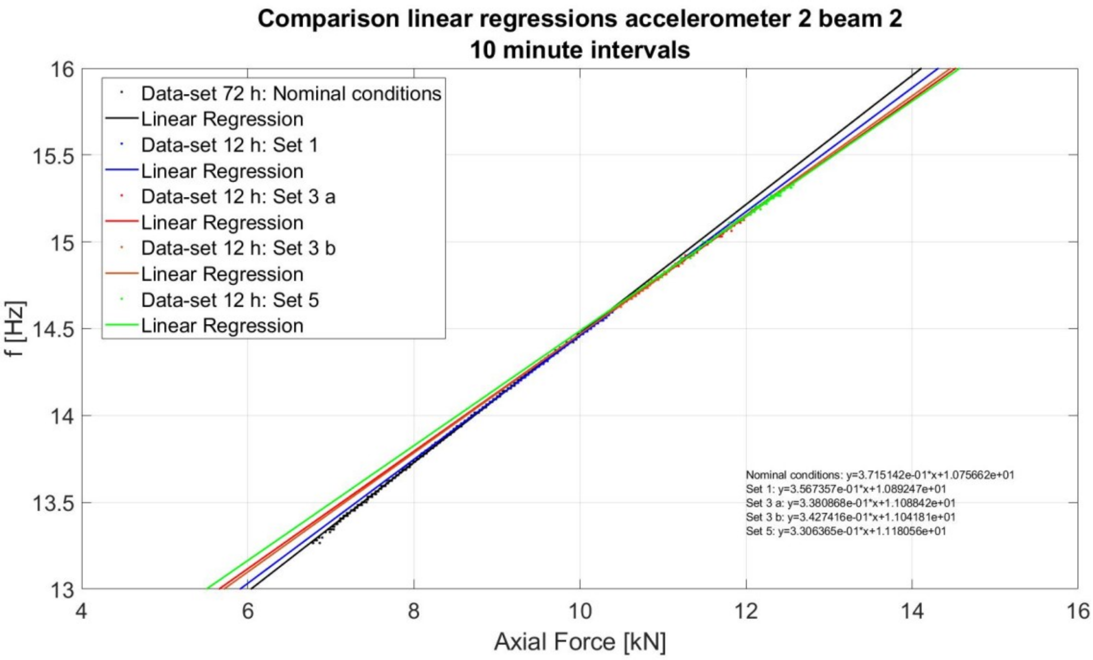

Figura 3.3.83: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

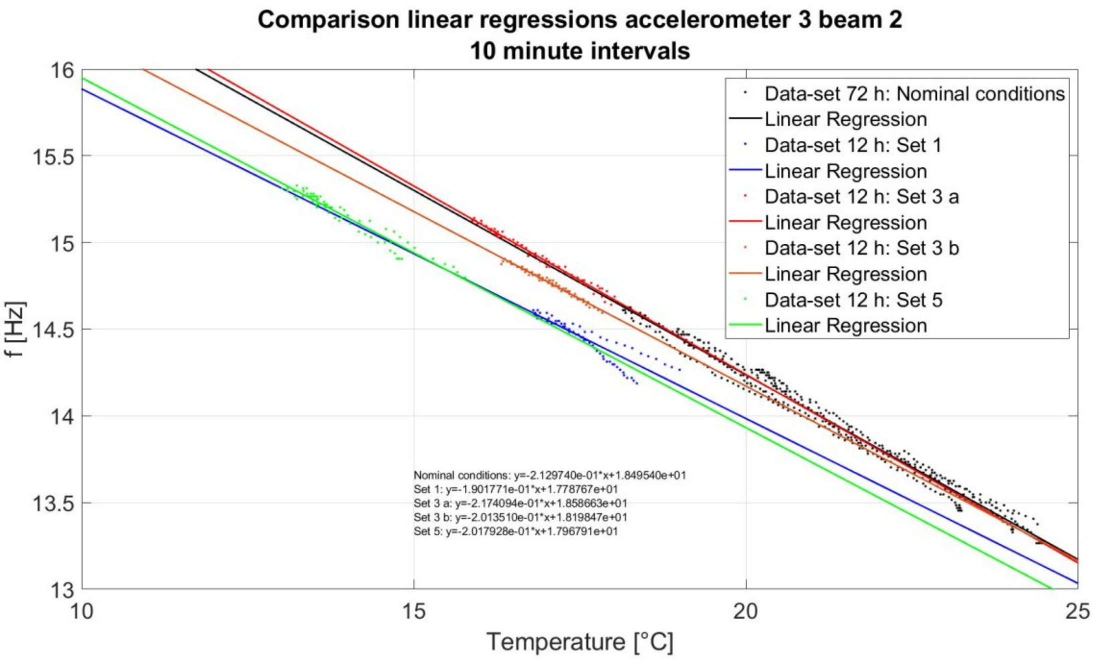

Figura 3.3.84: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

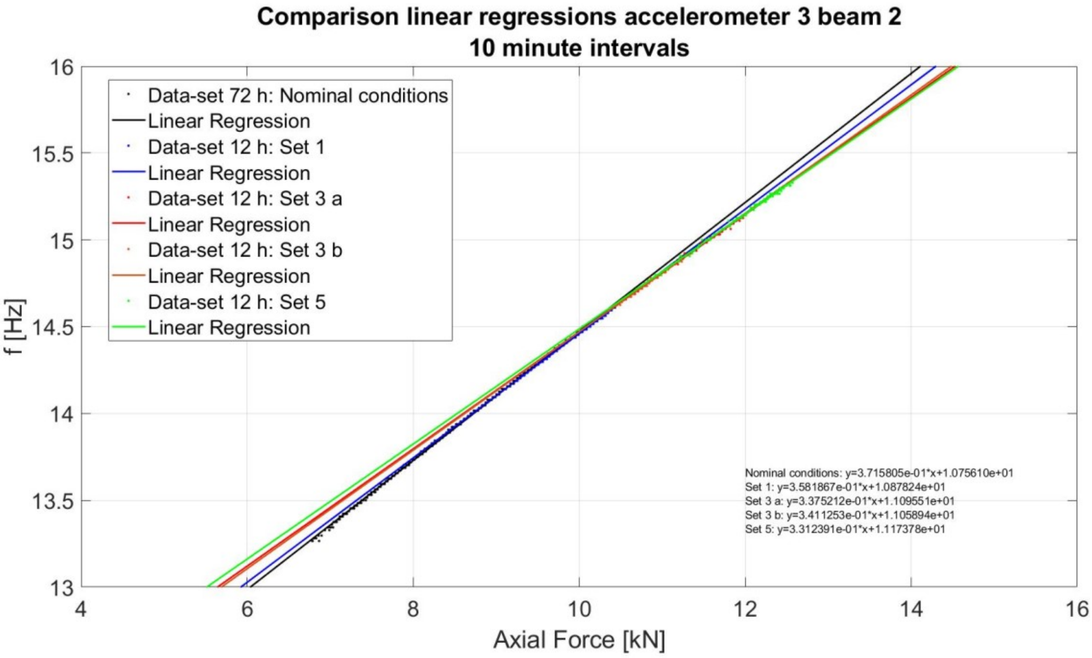

Figura 3.3.85: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

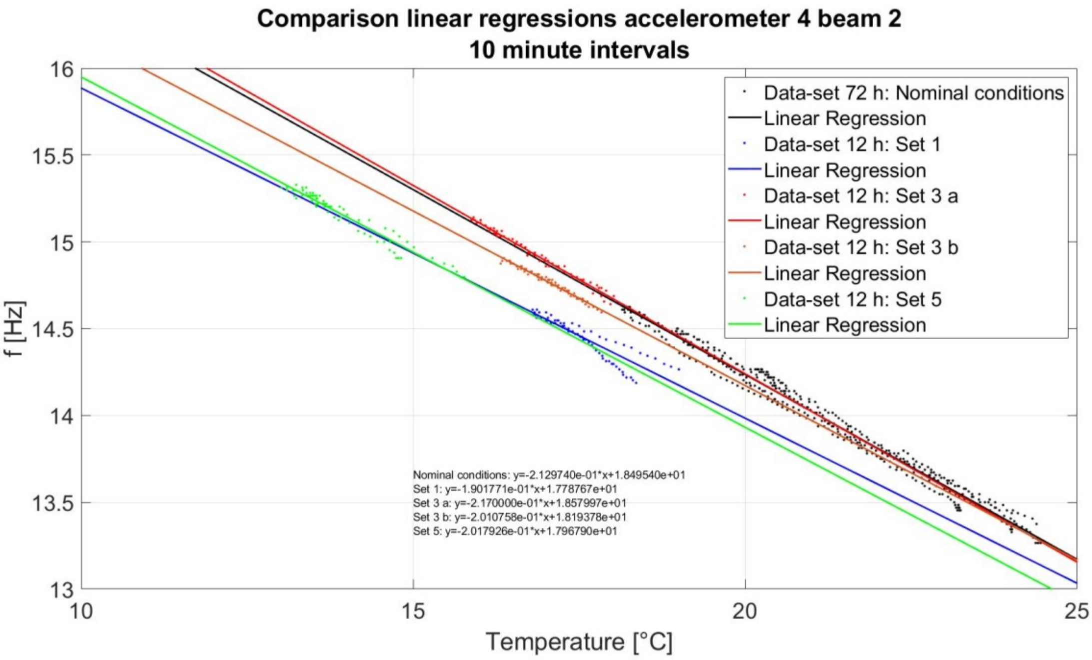

Figura 3.3.86: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

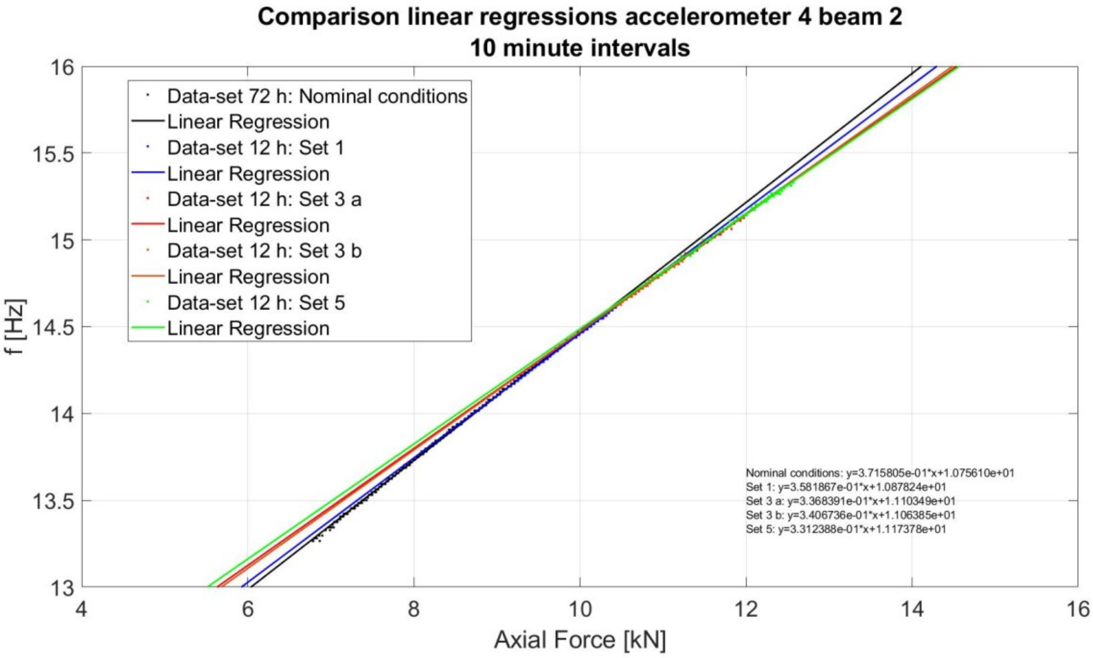

Figura 3.3.87: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti.

Di seguito verranno riportate le tabelle con i valori delle regressioni per ogni data-set e per ogni accelerometro.

Tabella 3.3.1: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	18.59	-0.2255	0.9862	18.59	-0.2255	0.9862
Accelerometro 2	18.59	-0.2255	0.9863	18.59	-0.2255	0.9862
Accelerometro 3	18.59	-0.2255	0.9862	18.59	-0.2255	0.9864
Accelerometro 4	18.59	-0.2255	0.9864	18.59	-0.2255	0.9863

Tabella 3.3.2: Parametri regressioni lineari trave 2. Data set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	18.49	-0.2127	0.985	18.49	-0.2127	0.986
Accelerometro 2	18.49	-0.2127	0.985	18.49	-0.2127	0.985
Accelerometro 3	18.49	-0.2128	0.985	18.5	-0.213	0.985
Accelerometro 4	18.49	-0.2127	0.985	18.5	-0.213	0.985

Tabella 3.3.3: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.44	0.2898	0.9996	11.44	0.2898	0.9997
Accelerometro 2	11.44	0.2899	0.9997	11.44	0.2899	0.9997
Accelerometro 3	11.44	0.2898	0.9997	11.44	0.2898	0.9997
Accelerometro 4	11.44	0.2898	0.9997	11.44	0.2898	0.9997

Tabella 3.3.4: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	10.76	0.3711	0.9993	10.76	0.3711	0.9994
Accelerometro 2	10.76	0.3712	0.9995	10.76	0.3715	0.9995
Accelerometro 3	10.76	0.3713	0.9995	10.76	0.3713	0.9995
Accelerometro 4	10.76	0.3712	0.9995	10.76	0.3716	0.9995

Tabella 3.3.5: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	17.62	-0.1989	0.8074	17.65	-0.2007	0.8148
Accelerometro 2	17.63	-0.1991	0.8111	17.64	-0.2	0.8127
Accelerometro 3	17.62	-0.1991	0.8111	17.65	-0.2004	0.8158
Accelerometro 4	17.63	-0.1991	0.8109	17.65	-0.2004	0.8158

Tabella 3.3.6: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.39	0.2754	0.9977	11.38	0.2766	0.9983
Accelerometro 2	11.4	0.2751	0.9982	11.39	0.2761	0.9984
Accelerometro 3	11.4	0.275	0.9980	11.39	0.2761	0.9985
Accelerometro 4	11.4	0.2752	0.9981	11.39	0.2761	0.9985

Tabella 3.3.7: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	17.80	-0.1912	0.818	17.78	-0.1901	0.8202
Accelerometro 2	17.80	-0.1908	0.8225	17.78	-0.1897	0.8212
Accelerometro 3	17.80	-0.1907	0.8241	17.79	-0.1904	0.8188
Accelerometro 4	17.79	-0.1904	0.8241	17.79	-0.1902	0.8188

Tabella 3.3.8: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	10.86	0.3599	0.9947	10.88	0.3578	0.9969
Accelerometro 2	10.88	0.3585	0.9961	10.89	0.3567	0.9972
Accelerometro 3	10.88	0.3578	0.9958	10.88	0.3582	0.9971
Accelerometro 4	10.89	0.3574	0.9958	10.88	0.3582	0.9971

Tabella 3.3.9: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	18.29	-0.2368	0.9606	18.21	-0.2321	0.9934
Accelerometro 2	18.19	-0.2307	0.9924	18.21	-0.2317	0.9929
Accelerometro 3	18.19	-0.2305	0.9624	18.21	-0.2317	0.9929
Accelerometro 4	18.19	-0.2307	0.9924	18.21	-0.2317	0.9929

Tabella 3.3.10: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.27	0.256	0.9987	11.27	0.2584	0.9959
Accelerometro 2	11.27	0.2562	0.9988	11.27	0.2571	0.9985
Accelerometro 3	11.27	0.2559	0.9988	11.27	0.2571	0.9985
Accelerometro 4	11.27	0.2562	0.9988	11.27	0.2571	0.9985

Tabella 3.3.11: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	18.58	-0.2173	0.9839	18.55	-0.2152	0.9814
Accelerometro 2	18.58	-0.2173	0.9839	18.59	-0.2177	0.9855
Accelerometro 3	18.59	-0.2175	0.9852	18.59	-0.2174	0.9864
Accelerometro 4	18.58	-0.2171	0.9848	18.58	-0.2170	0.9865

Tabella 3.3.12: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.09	0.3377	0.9952	11.13	0.3344	0.9934
Accelerometro 2	11.09	0.3377	0.9952	11.09	0.3381	0.9962
Accelerometro 3	11.09	0.3377	0.9952	11.1	0.3375	0.9966
Accelerometro 4	11.1	0.3372	0.9951	11.1	0.3368	0.9964

Tabella 3.3.13: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	18.29	-0.2368	0.9606	18.21	-0.2321	0.9934
Accelerometro 2	18.19	-0.2307	0.9924	18.21	-0.2317	0.9929
Accelerometro 3	18.19	-0.2305	0.9624	18.21	-0.2317	0.9929
Accelerometro 4	18.19	-0.2307	0.9924	18.21	-0.2317	0.9929

Tabella 3.3.14: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.24	0.2590	0.9985	11.23	0.2591	0.9945
Accelerometro 2	11.22	0.2602	0.9980	11.22	0.2603	0.9980
Accelerometro 3	11.22	0.2604	0.9977	11.22	0.2603	0.9979
Accelerometro 4	11.22	0.2608	0.9985	11.23	0.2596	0.9987

Tabella 3.3.15: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	18.17	-0.1997	0.9835	18.21	-0.2017	0.9830
Accelerometro 2	18.17	-0.2000	0.9840	18.22	-0.2023	0.9875
Accelerometro 3	18.19	-0.2010	0.9842	18.20	-0.2014	0.9869
Accelerometro 4	18.19	-0.2008	0.9848	18.19	-0.2011	0.9880

Tabella 3.3.16: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.08	0.3392	0.9952	11.05	0.3421	0.9934
Accelerometro 2	11.08	0.3391	0.9952	11.04	0.3427	0.9962
Accelerometro 3	11.06	0.3409	0.9952	11.06	0.3411	0.9966
Accelerometro 4	11.07	0.3405	0.9951	11.06	0.3407	0.9964

Tabella 3.3.17: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			Intervallo 10 minuti		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	18.12	-0.2179	0.9068	18.14	-0.2187	0.9088
Accelerometro 2	18.12	-0.2177	0.9055	18.14	-0.2190	0.9084
Accelerometro 3	18.12	-0.2179	0.9061	18.14	-0.2190	0.9084
Accelerometro 4	18.12	-0.2178	0.9054	18.14	-0.2190	0.9084

Tabella 3.3.18: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.77	0.2573	0.9986	11.76	0.2576	0.9988
Accelerometro 2	11.77	0.2571	0.9985	11.76	0.2580	0.9987
Accelerometro 3	11.77	0.2573	0.9985	11.76	0.2580	0.9987
Accelerometro 4	11.77	0.2573	0.9985	11.27	0.2580	0.9987

Tabella 3.3.19: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	17.95	-0.2004	0.9415	17.97	-0.2018	0.9476
Accelerometro 2	17.97	-0.2021	0.9424	17.96	-0.2013	0.9463
Accelerometro 3	17.96	-0.2015	0.9427	17.97	-0.2018	0.9476
Accelerometro 4	17.96	-0.2014	0.9429	17.97	-0.2017	0.9471

Tabella 3.3.20: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale

	Intervallo 5 minuti			**Intervallo 10 minuti**		
	C	**α**	**R^2**	**C**	**α**	**R^2**
Accelerometro 1	11.19	0.3295	0.9896	11.17	0.3312	0.9942
Accelerometro 2	11.16	0.3326	0.9927	11.18	0.3306	0.9950
Accelerometro 3	11.17	0.3316	0.9927	11.17	0.3312	0.9950
Accelerometro 4	11.17	0.3314	0.9926	11.17	0.3312	0.9950

Dai grafici e dalle tabelle sopra riportate possono essere fatte le seguenti considerazioni:

- La discretizzazione dei data-set in intervalli di 5 minuti o di 10 minuti porta a risultati delle correlazioni pressoché uguali. La discretizzazione del data-set in intervalli di 10 minuti fornisce valori di R^2 generalmente migliori rispetto alla discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti, ma le differenze sono minime.
- Tutti gli accelerometri forniscono risultati pressoché uguali, da questo si può dedurre che il loro posizionamento sulla trave non è in zone critiche.
- Le correlazioni tra temperatura e frequenze identificate mostrano regressioni diverse e ben distinte per ogni data-set e per entrambe le travi.
- Le correlazioni tra forza assiale e frequenze identificate, per la trave 1 presentano regressioni distinte per ogni data-set, ad eccezione dei due data-set dove viene simulato lo stesso danneggiamento, causa delle condizioni diverse della trave 1 per ogni data-set. Per la trave 2 il comportamento è pressoché uguale per ogni data-set. Dunque, le correlazioni tra forza assiale e frequenze identificate forniscono risultati migliori rispetto alle correlazioni tra temperatura e frequenze identificate.

Ottenuti i parametri delle regressioni, nel paragrafo successivo si procederà alla correzione delle frequenze grezze identificate.

3.3.1.13. Correzione delle frequenze identificate

Come in precedenza fatto nel paragrafo 3.2 per la correzione del dato di forza assiale, nel seguente paragrafo in modo analogo, si procederà alla correzione delle frequenze grezze identificate sfruttando i parametri delle regressioni tra frequenza e temperature e i parametri delle regressioni tra frequenza e forza assiale.

Per la correzione delle frequenze attraverso i parametri di regressione ottenuti dalla correlazione tra frequenze e temperature si procederà nel seguente modo:

$$f_{c,i} = f_{raw,i} - D_t(T_i - T_0) \tag{3.2}$$

Dove:

- $f_{c,i}$ rappresenta l'i-esimo valore della serie di dati corretto, ovvero depurato dagli effetti termici;
- $f_{raw,i}$ è l'i-esimo valore di frequenza grezza;
- D_t è la deriva in temperatura della forza assiale, coincide al parametro α ricavato dalla regressione lineare;
- T_i è la temperatura istantanea;
- T_0 è un valore di temperatura arbitrario scelto come riferimento. Come parametro di riferimento di temperatura si è scelta la media di temperatura sul data-set di 72 ore, che fornisce T_0=21.2908 °C.

Per la correzione di ogni data-set come parametri di correzione α e T_0 vengono mantenuti quelli del data-set di 72 ore, che viene scelto come riferimento.

Per la correzione delle frequenze attraverso i parametri di regressione ottenuti dalla correlazione tra frequenze e forza assiale si procederà nel seguente modo:

$$f_{c,i} = f_{raw,i} - D_f(F_i - F_0) \tag{3.3}$$

Dove:

- $f_{c,i}$ rappresenta l'i-esimo valore della serie di dati corretto;
- $f_{raw,i}$ è l'i-esimo valore di frequenza grezza;

- D_f coincide al parametro α ricavato dalla regressione lineare;
- F_i è la forza assiale istantanea;
- F_0 è un valore di forza assiale arbitrario scelto come riferimento. Come parametro di riferimento di forza assiale si è scelta la media di forza assiale sul data-set di 72 ore, che fornisce F_0=8.0793 kN per la trave 1 e F_0=8.6251 kN per la trave 2.

Per la correzione di ogni data-set come parametri di correzione α e F_0 vengono mantenuti quelli del data-set di 72 ore, che viene scelto come riferimento.

Di seguito vengono riportate le frequenze corrette per la trave 1 nel caso di data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

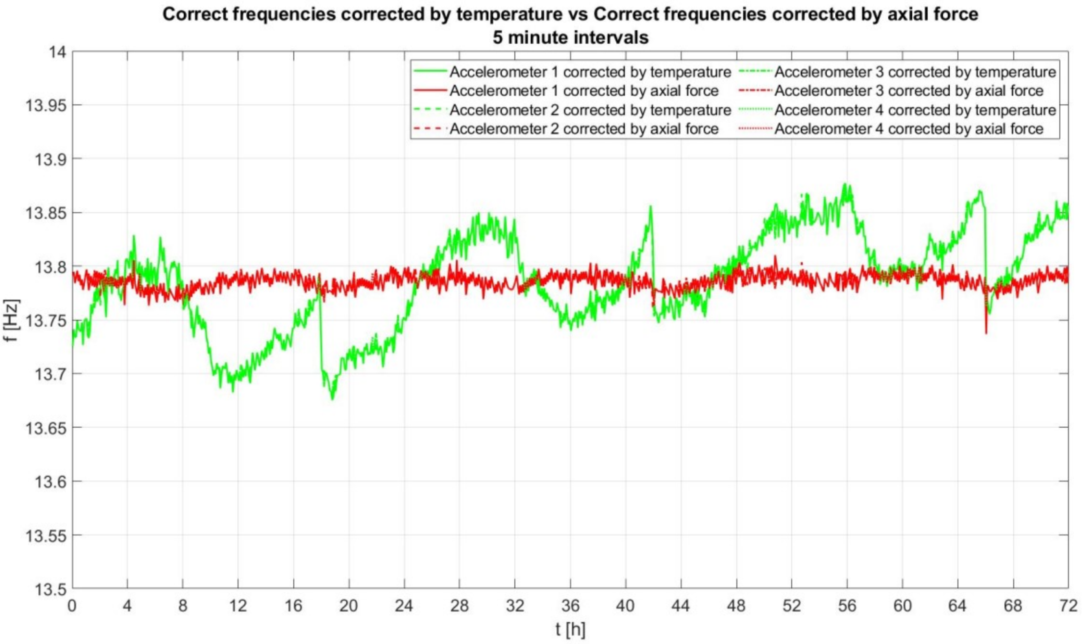

Figura 3.3.88: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

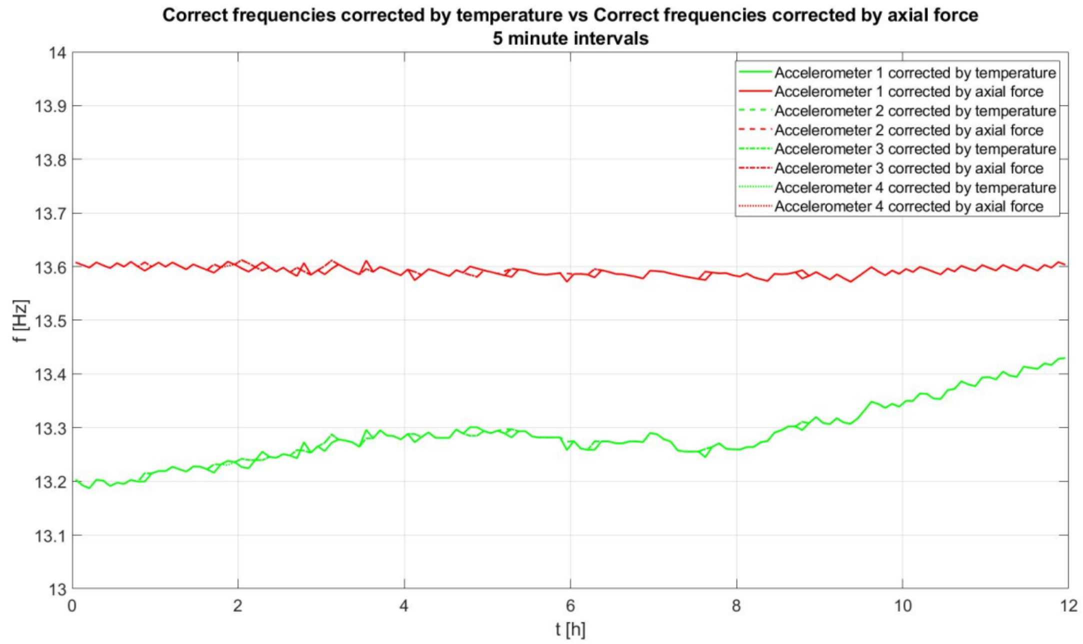

Figura 3.3.89: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

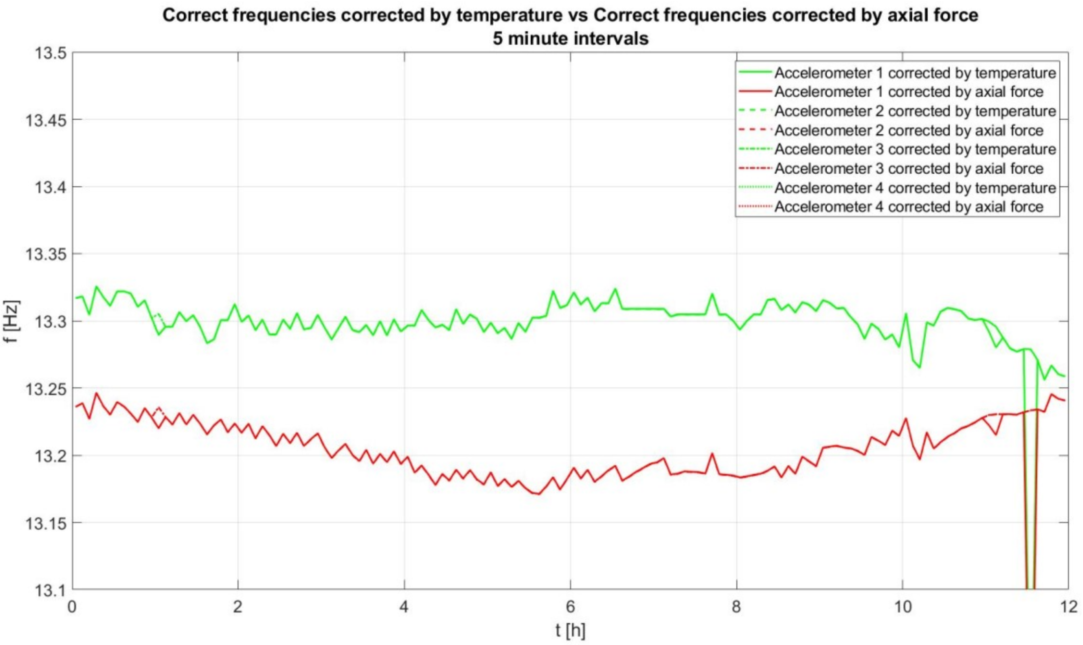

Figura 3.3.90: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

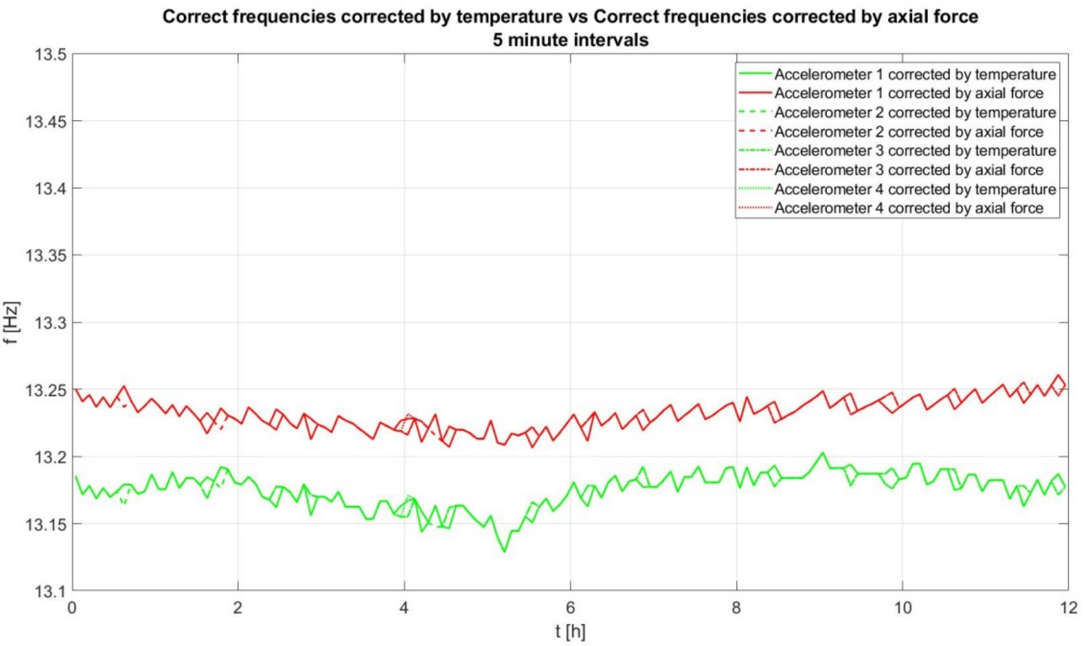

Figura 3.3.91: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

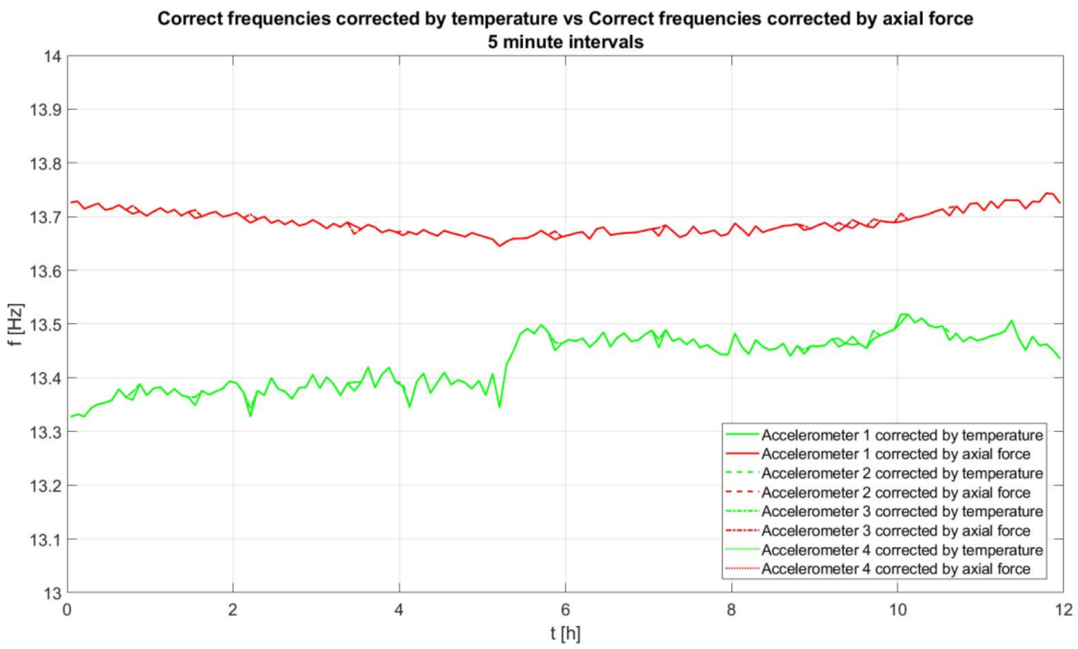

Figura 3.3.92: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

Di seguito vengono riportate le frequenze corrette per la trave 1 nel caso di data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

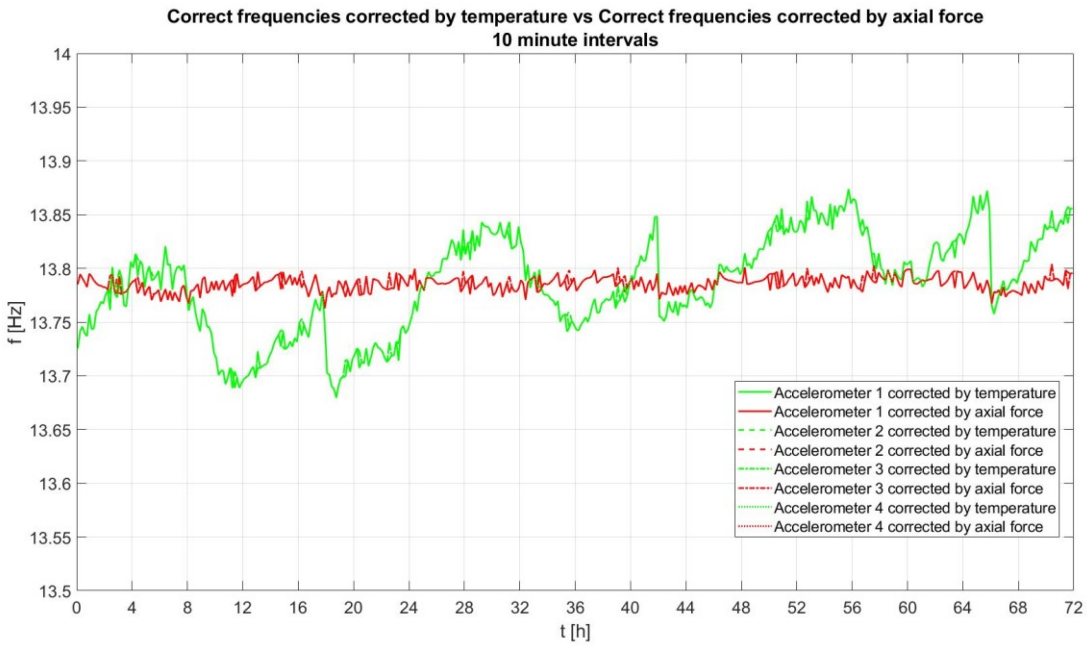

Figura 3.3.93: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

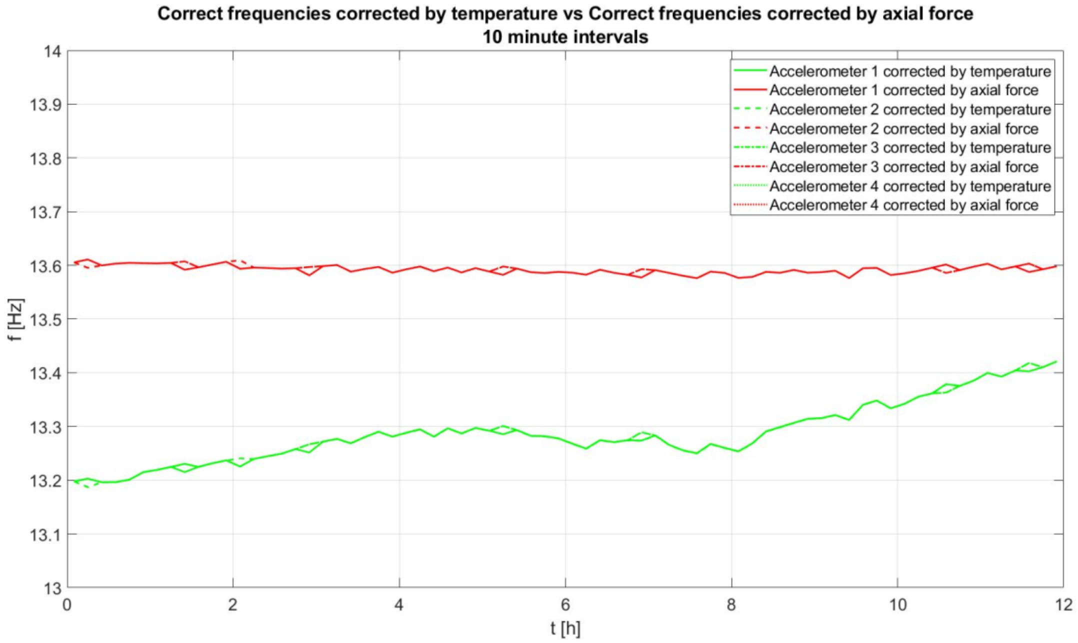

Figura 3.3.94: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

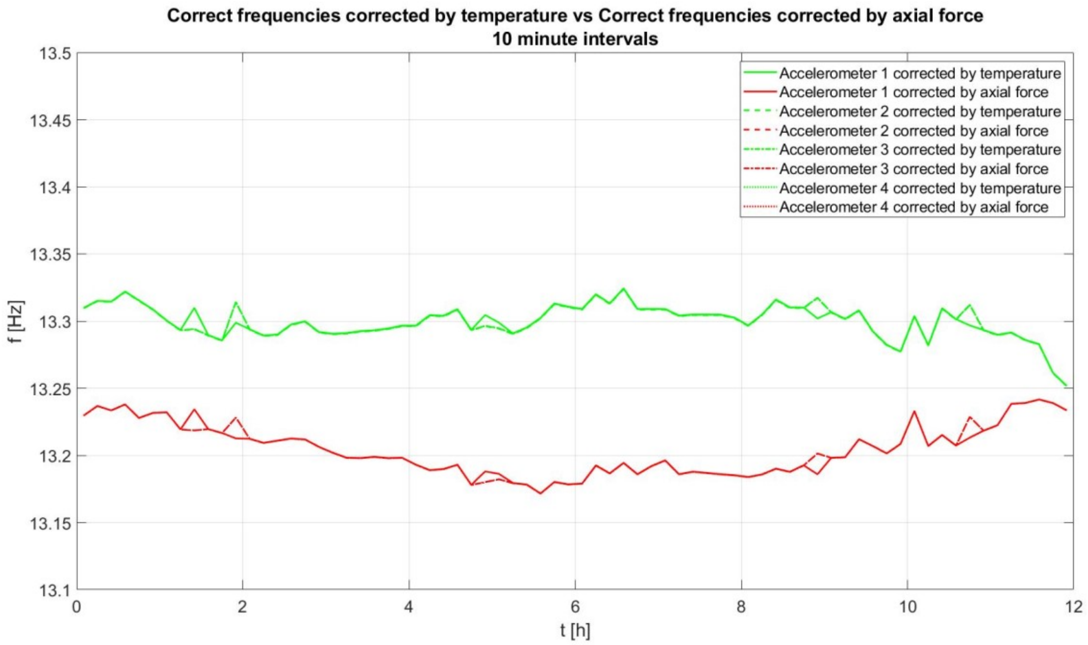

Figura 3.3.95: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

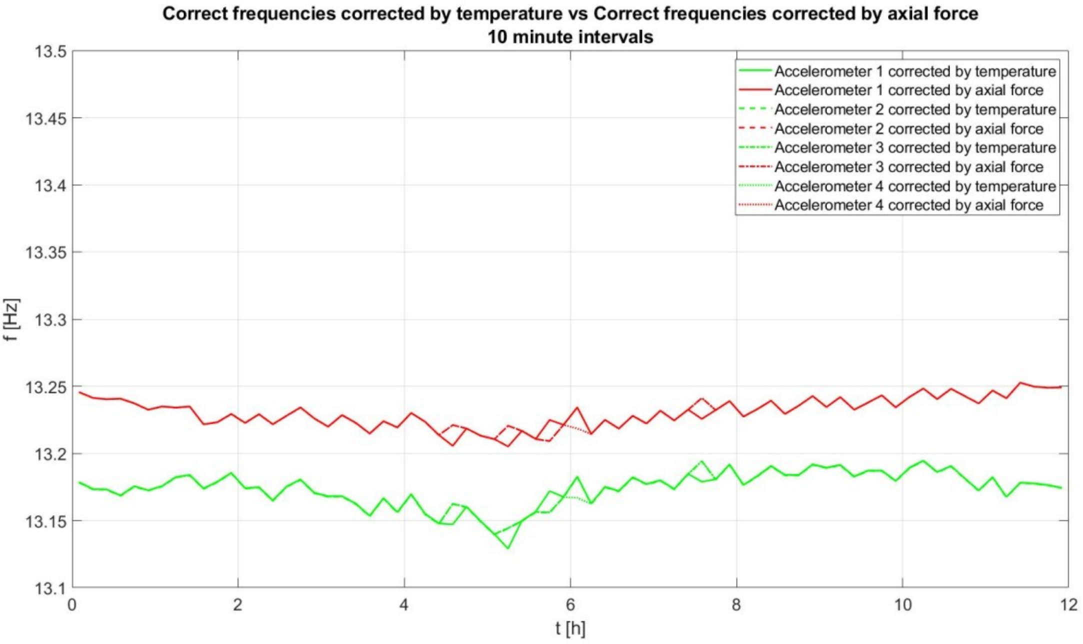

Figura 3.3.96: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

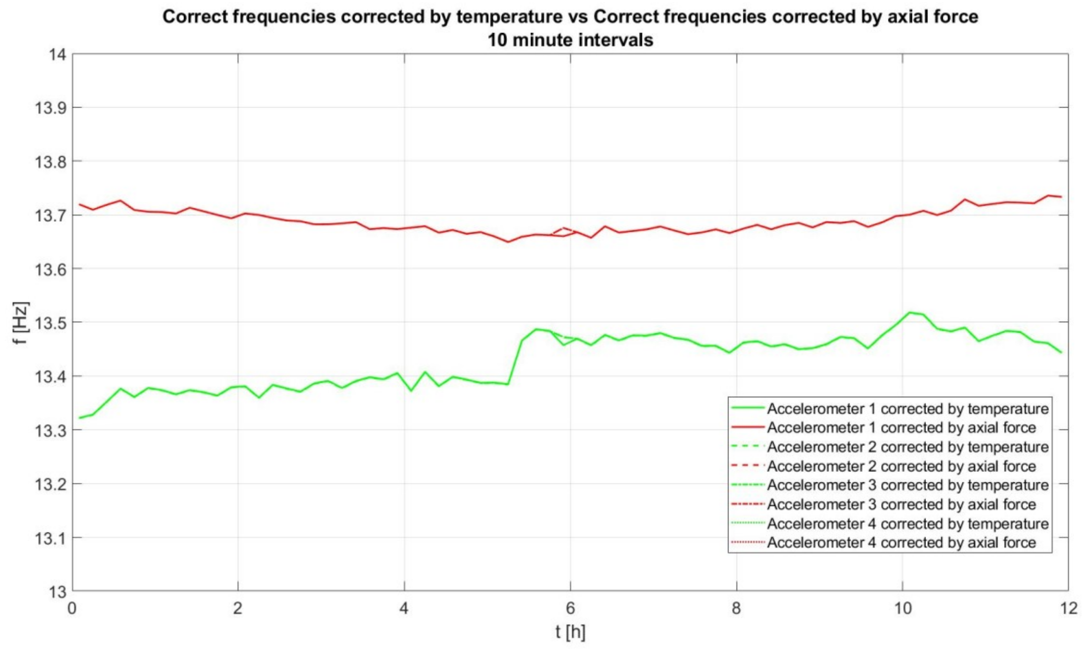

Figura 3.3.97: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti

Di seguito vengono riportate le frequenze corrette per la trave 2 nel caso di data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

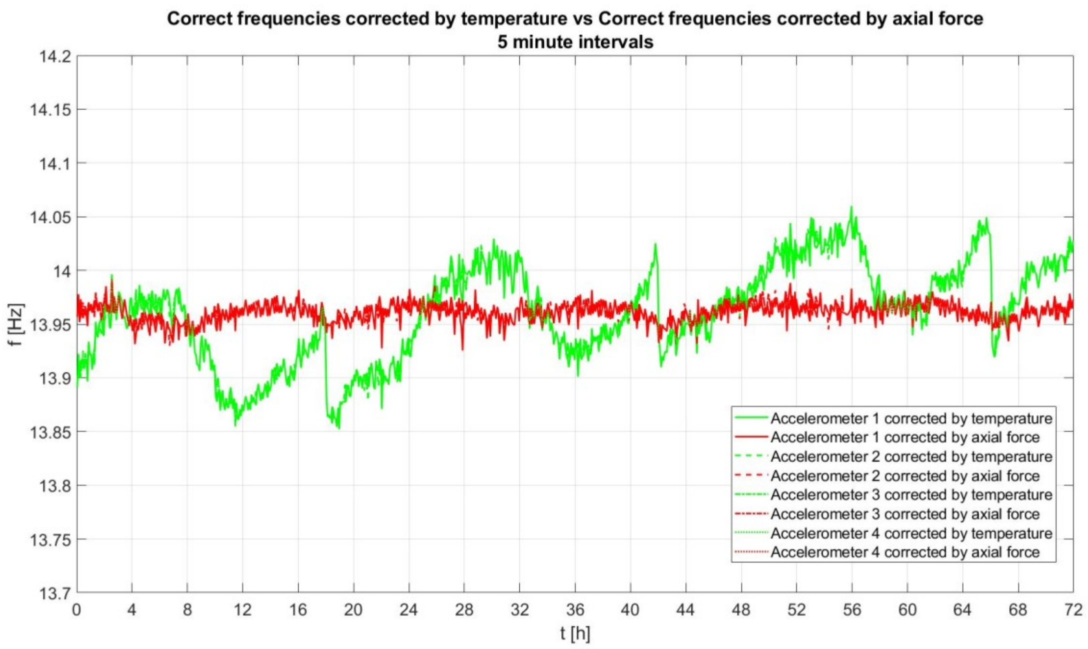

Figura 3.3.98: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

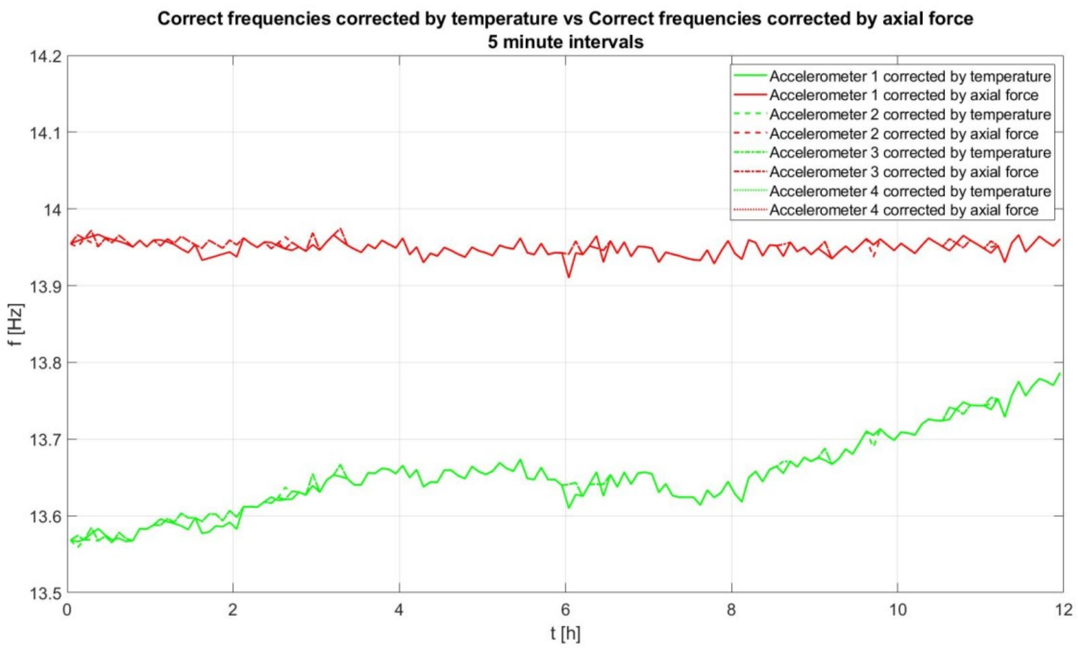

Figura 3.3.99: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

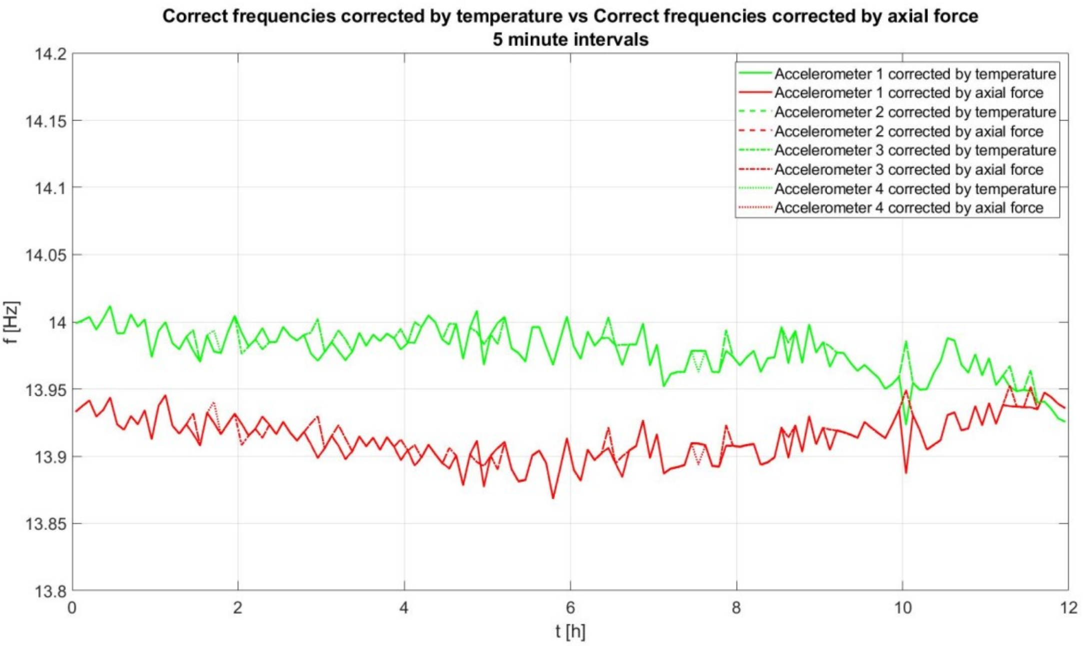

Figura 3.3.100: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

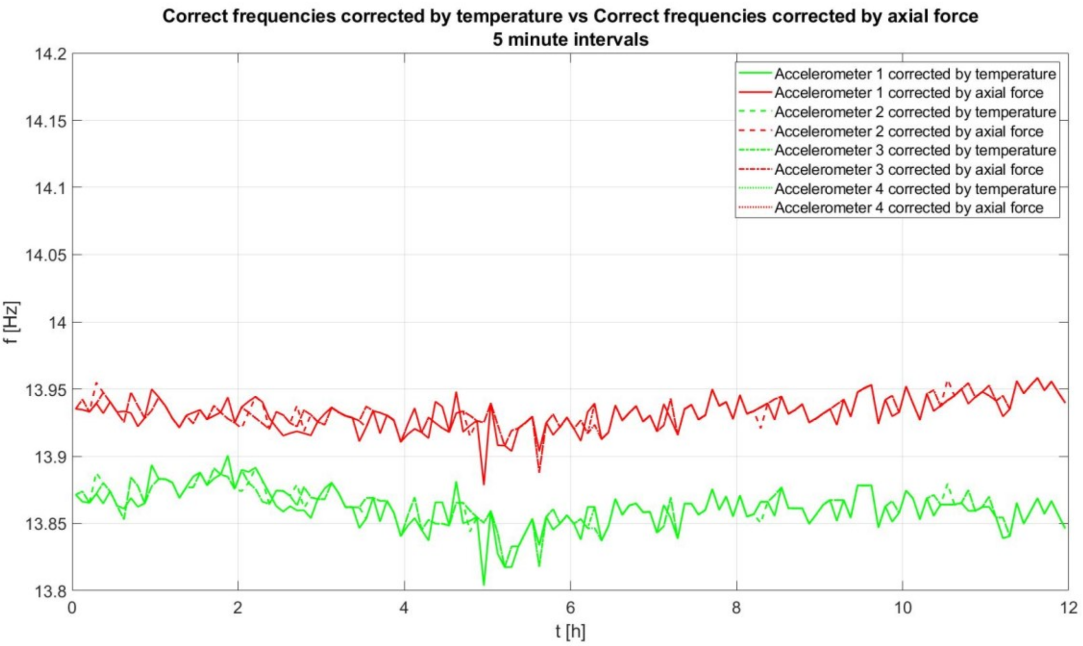

Figura 3.3.101: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

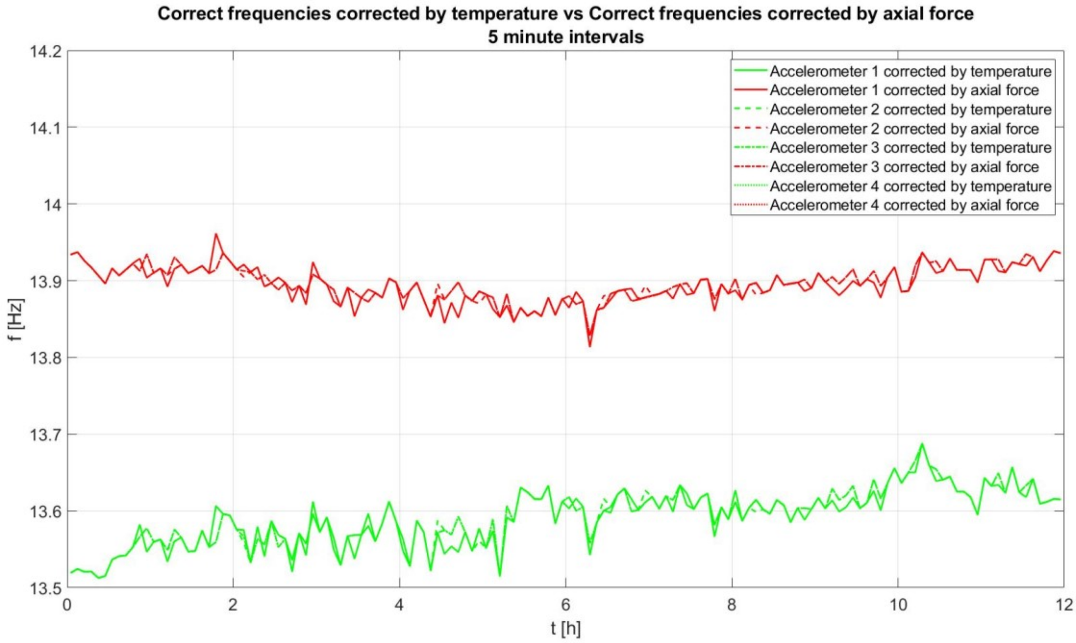

Figura 3.3.102: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

Di seguito vengono riportate le frequenze corrette per la trave 2 nel caso di data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

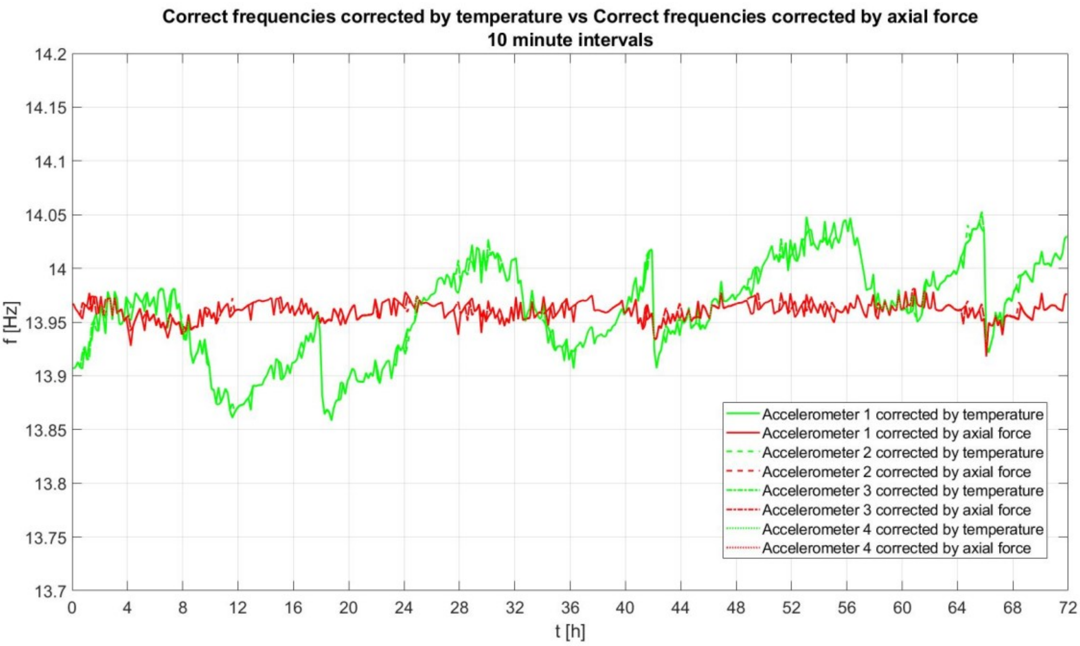

Figura 3.3.103: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

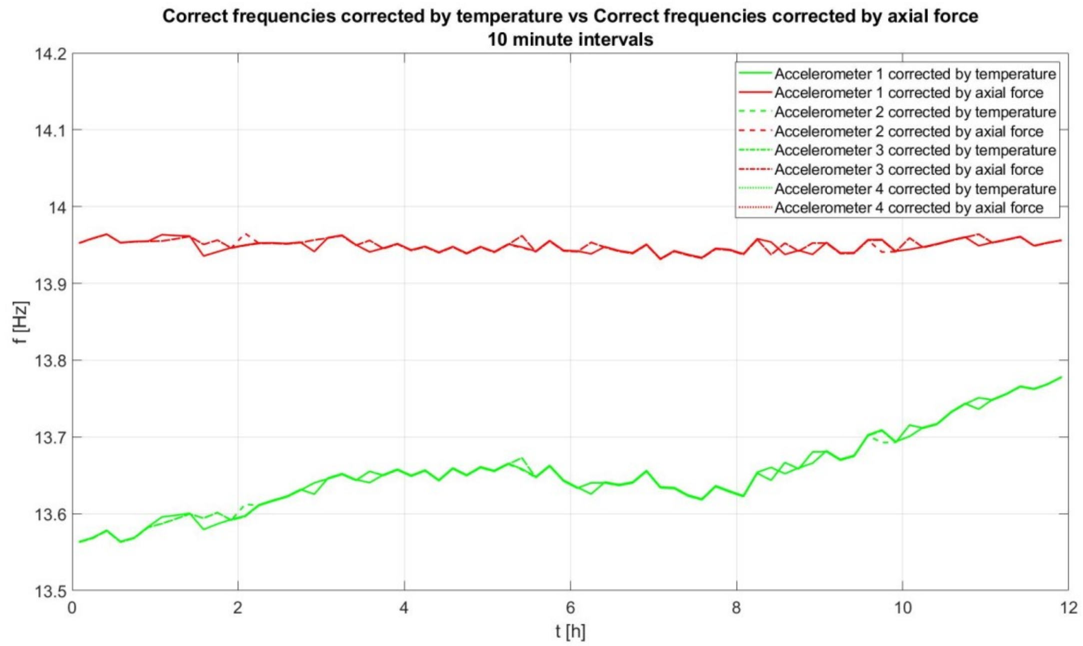

Figura 3.3.104: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

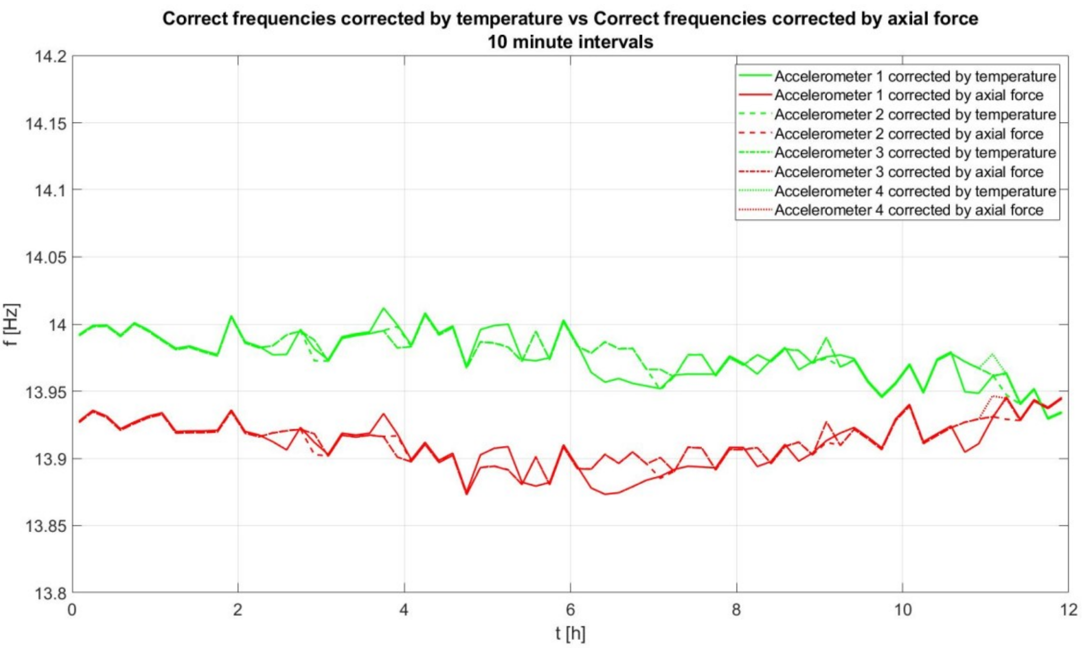

Figura 3.3.105: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

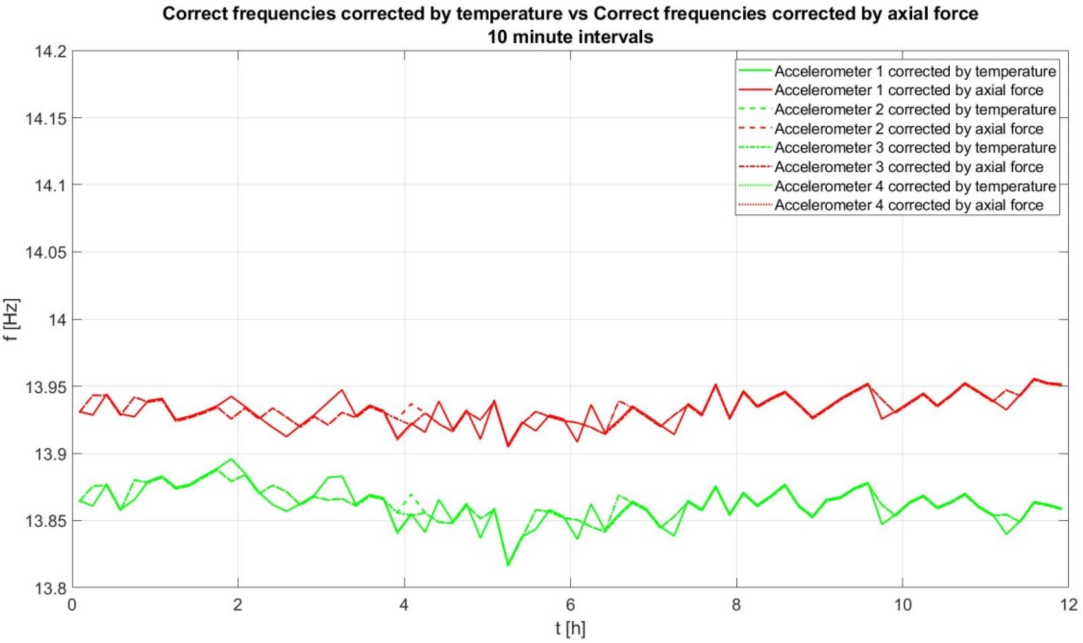

Figura 3.3.106: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

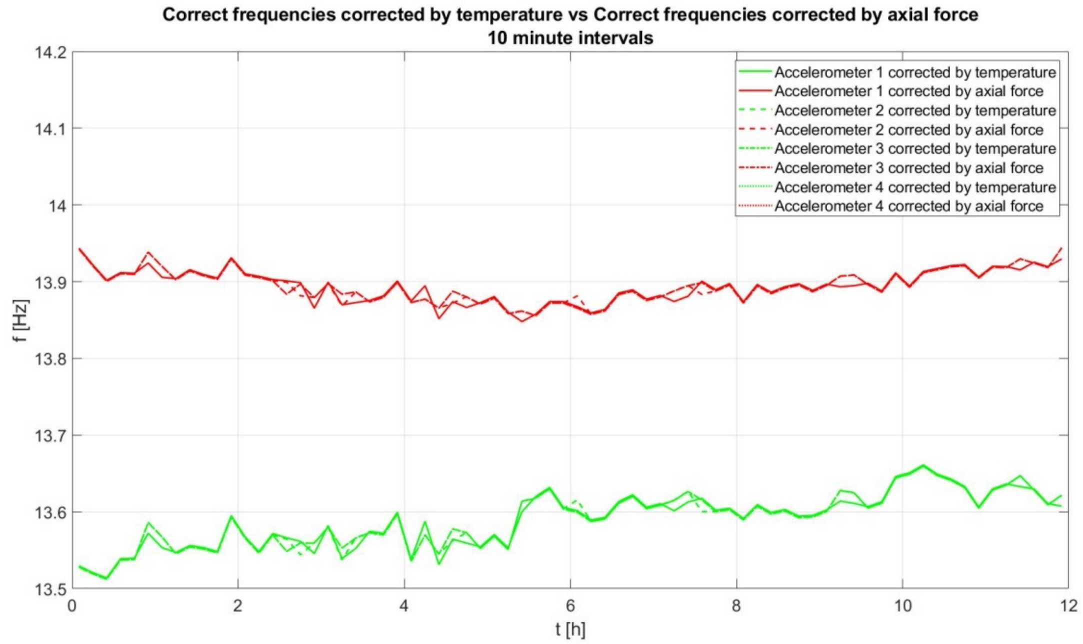

Figura 3.3.107: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Dalle figure sopra riportate, in particolar modo per il data-set di 72 h (Figura 3.3.88, Figura 3.3.93, Figura 3.3.98 e Figura 3.3.103), è possibile notare come la correzione della frequenza grezza attraverso la temperatura fornisca un dato corretto ancora fortemente correlato ai cicli termici giornalieri, la correzione attraverso la forza assiale, invece, fornisce un dato molto più pulito e stabile. questo fenomeno si manifesta in tutti gli alti data-set, ad eccezione dei data-sets di 12 h con massa del 3%, dove le due correzioni forniscono risultati paragonabili.

Di seguito verrà mostrato un confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Avendo in precedenza notato che i quattro accelerometri forniscono risultati sostanzialmente identici, verranno riportati i risultati per l’accelerometro 4.

Confronto tra le frequenze corrette della trave 1.

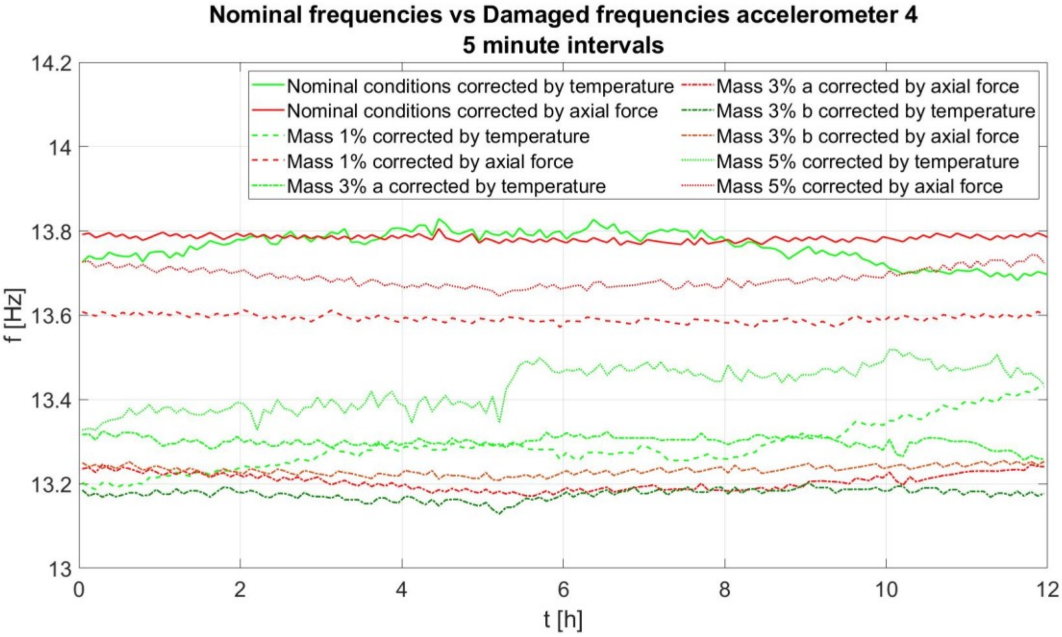

Figura 3.3.108: Trave1. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

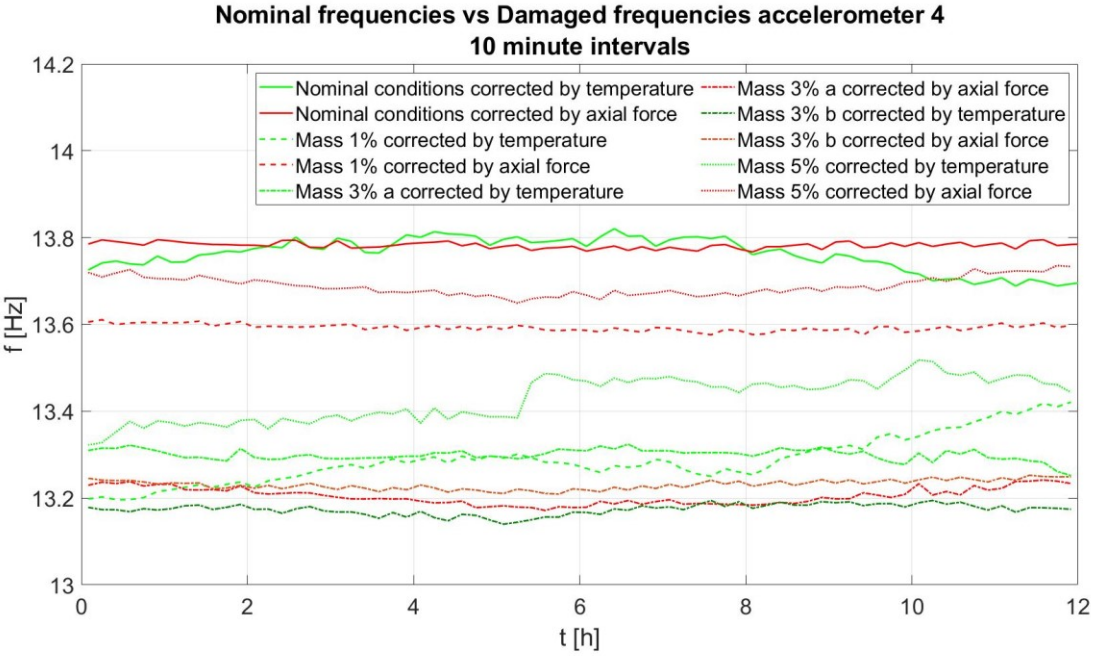

Figura 3.3.109: Trave 1. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Confronto tra le frequenze corrette della trave 2.

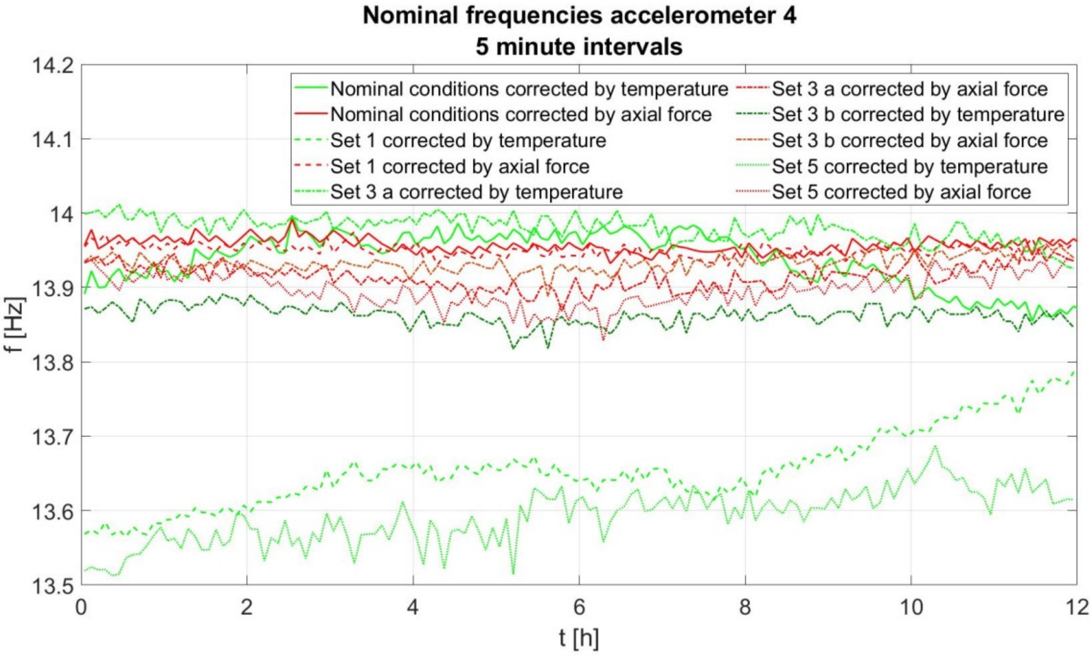

Figura 3.3.110: Trave 2. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

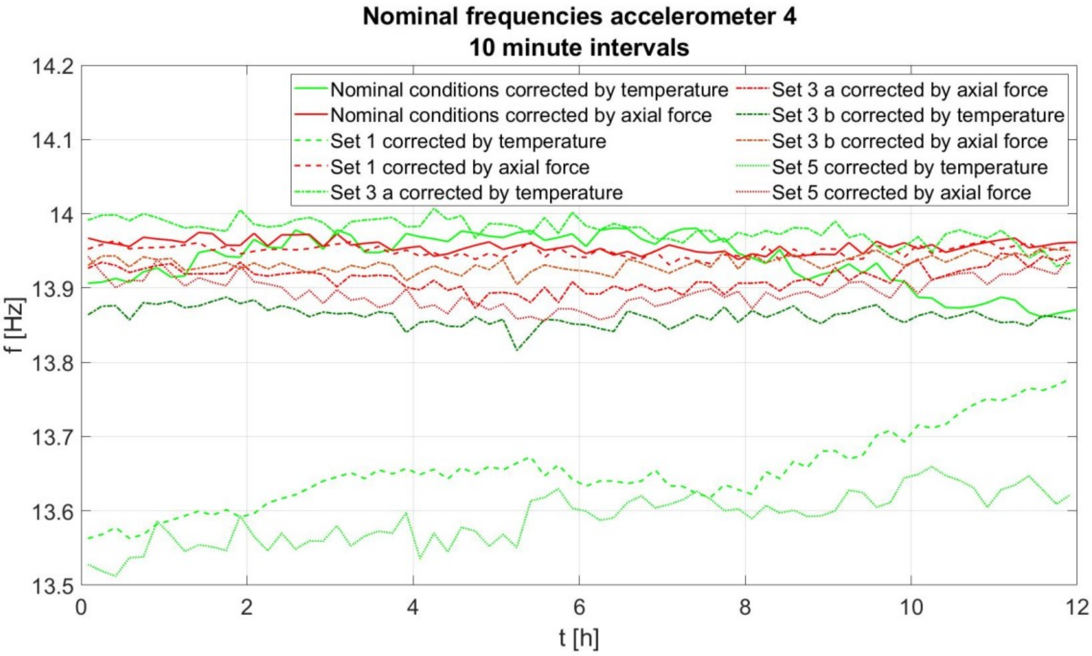

Figura 3.3.111: Trave 2. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Dalle figure sopra riportate, dove vengono confrontate le frequenze corrette dei differenti data-sets, si possono trarre le seguenti conclusioni:

- Per la trave 1, dove viene simulato il danneggiamento, le frequenze per il modo 1, in funzione dell'entità del danneggiamento e in funzione della posizione del danno, subiscono un decremento, che in seguito verrà quantificato.

- Per la trave 2, dove il danneggiamento non viene simulato, quindi la trave per ogni data-set è in condizioni nominali, le frequenze corrette si attestano in un range di valori molto ristretto, ad eccezione delle frequenze corrette con la temperatura, che mostrano, come già detto, un comportamento meno stabile rispetto alle frequenze corrette con la forza assiale.

Di seguito verranno riportate le tabelle di confronto tra frequenze nominali e frequenze danneggiate per la trave 1. Le tabelle di confronto tra le frequenze nominali della trave 2. Il confronto verrà effettuato per ogni data-set e per le due differenti metodologie di correzione.

Tabella 3.3.21: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

	Massa 1%	**Massa 3% a**	**Massa 3% b**	**Massa 5%**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.76	13.76	13.76	13.76
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.29	13.30	13.18	13.43
Variazione [%]	-3.5	-3.4	-4.2	-2.4

Tabella 3.3.22: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

	Massa 1%	**Massa 3% a**	**Massa 3% b**	**Massa 5%**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.78	13.78	13.78	13.78
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.59	13.20	13.23	13.69
Variazione [%]	-1.4	-4.2	-4.0	-0.7

Tabella 3.3.23: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

	Massa 1%	**Massa 3% a**	**Massa 3% b**	**Massa 5%**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.74	13.74	13.74	13.74
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.29	13.30	13.17	13.43
Variazione [%]	-3.3	-3.2	-4.1	-2.3

Tabella 3.3.24: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

	Massa 1%	**Massa 3% a**	**Massa 3% b**	**Massa 5%**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.78	13.78	13.78	13.78
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.59	13.20	13.23	13.69
Variazione [%]	-1.4	-4.2	-4.0	-0.7

Tabella 3.3.25: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

	Set 1	**Set 3 a**	**Set 3 b**	**Set 5**
$f_{Nominale,1}$ [Hz]	13.94	13.94	13.94	13.94
$f_{Nominale,2}$ [Hz]	13.66	13.98	13.86	13.59
Variazione [%]	-2.0	0.3	-0.6	-2.5

Tabella 3.3.26: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

	Set 1	**Set 3 a**	**Set 3 b**	**Set 5**
$f_{Nominale,1}$ [Hz]	13.96	13.96	13.96	13.96
$f_{Nominale,2}$ [Hz]	13.95	13.91	13.93	13.90
Variazione [%]	0.0	-0.3	-0.2	-0.4

Tabella 3.3.27: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

	Set 1	**Set 3 a**	**Set 3 b**	**Set 5**
$f_{Nominale,1}$ [Hz]	13.92	13.92	13.92	13.92
$f_{Nominale,2}$ [Hz]	13.65	13.98	13.86	13.59
Variazione [%]	-1.9	0.4	-0.4	-2.4

Tabella 3.3.28: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

	Set 1	**Set 3 a**	**Set 3 b**	**Set 5**
$f_{Nominale,1}$ [Hz]	13.96	13.96	13.96	13.96
$f_{Nominale,2}$ [Hz]	13.95	13.91	13.93	13.90
Variazione [%]	-0.1	-0.3	-0.2	-0.5

3.3.1.14. Considerazioni finali sul metodo Peak-Picking

In conclusione, possono essere fatte alcune considerazioni finali sul metodo Peak-Picking. Come visto il metodo si può applicare e fornisce risultati affidabili per l'identificazione del solo primo modo di vibrare. Per i modi successivi vengono estratti picchi della PSD che non sembrano essere modi del sistema, come ad esempio per il secondo picco estratto costantemente ad una frequenza di 25 Hz e non correlato con i cicli termici giornalieri, fenomeno che potrebbe essere correlato alla presenza di forzanti esterne che disturbano la prova in esame.

La correzione delle frequenze grezze estratte per il modo 1 è stata effettuata in due differenti modi: correggendo le frequenze attraverso il dato di temperatura e attraverso il dato di forza assiale. La correzione attraverso il dato di temperatura porta a risultati più variabili rispetto alla correzione effettuata attraverso il dato di forza assiale, con unica eccezione per i data-sets con massa aggiuntiva del 3%, dove le due correzioni forniscono risultati paragonabili. La forza assiale è un dato misurato in modo diretto sulla trave e dunque correlata in modo più stretto con la frequenza del sistema per questo la correzione delle frequenze attraverso il dato di forza assiale riesce a fornire risultati più stabili. La temperatura, essendo una misura ambientale non misurata sulla trave porta ad una serie di limitazioni sulla correlazione con le frequenze e per questo motivo la correzione attraverso il dato di temperatura ha una variabilità più elevata.

Infine, con riferimento al confronto tra le frequenze corrette, è possibile fare diverse considerazioni. Per la trave 1 dove viene simulato il danneggiamento in modo diverso per ogni data-set è possibile notare un decremento delle frequenze per il modo 1. Il decremento dipende dalla posizione della massa aggiuntiva e dalla sua entità, in particolar modo per massa aggiuntiva dell'1% posizionata in mezzeria si ha una riduzione delle frequenze del modo 1 dell'ordine dell'1.35%. Per massa del 3% aggiunta in mezzeria si ha un decremento dell'ordine del 4.2%. Per massa del 5% aggiunta ad L/10 si ha un decremento della frequenza del modo 1 dell'ordine dello 0.7%. è interessante notare come il ruolo più importante sia giocato dalla posizione del danneggiamento, infatti masse di entità minore del 5% provocano una riduzione delle frequenze maggiore, poiché sono posizionate nel punto dove l'ampiezza della deformata modale del modo 1 è massima (vedi Figura 2.6.1 e Figura 2.6.2).

Per la trave 2, che in ogni data-set è mantenuta in condizioni nominali, la variazione tra le frequenze identificate per i diversi data-set è di pochi decimi percentuali, dunque trascurabile.

Il metodo Peak-Picking, dunque, non è il metodo ideale per l'identificazione dei parametri modali del sistema, ma la sua applicazione preliminare permette di poter avere una prima stima di tali parametri e inoltre permette di valutare la qualità dei dati campionati.

3.3.2. Cov-SSI e metodo PolyMAX

Nel paragrafo precedente si è applicato lo strumento dell'analisi modale operativa più semplice e di immediato utilizzo per la stima dei parametri modali di un sistema, come si è potuto vedere si sono ottenuti buoni risultati per il primo modo di vibrare delle due travi, per i modi di ordine superiore al primo il metodo non è accurato. Per ottenere parametri modali accurati anche per modi superiori al primo, nel seguente paragrafo, verranno applicati i due strumenti dell'analisi modale operativa più utilizzati nell'ambito dell'ingegneria civile: l'algoritmo cov-SSI e il metodo PolyMAX. Il primo, come già detto, è un metodo non parametrico nel dominio del tempo, il modello matematico del metodo è stato esposto nel paragrafo 2.5.2. Il secondo è un metodo parametrico nel dominio delle frequenze, la sua implementazione è più complessa e richiede un onere computazionale maggiore, il suo modello matematico è stato esposto nel paragrafo 2.5.3. La maggior complessità del metodo PolyMAX rispetto all'algoritmo cov-SSI non implica che questo sia il metodo migliore per il caso in esame. Come già detto in precedenza, la scelta del metodo migliore dipende da caso a caso e spetta all'utente decidere confrontando i risultati ottenuti dai diversi metodi.

L'implementazione di entrambi i metodi è stata svolta in ambiente MatLab [16].

L'implementazione di un codice di calcolo per l'applicazione dell'algoritmo cov-SSI per l'identificazione modale attraverso dati di solo output è basata sui seguenti step, come indicato in [5]:

- Caricamento dei dati campionati ed eventuale filtraggio e decimazione dei dati grezzi. In questo elaborato i dati grezzi non sono stati filtrati o decimati;
- Stima del numero di modi della struttura in esame nel range di frequenze in osservazione. Questa stima può essere svolta in differenti modi, tra i quali, ad esempio, la valutazione del numero di picchi presenti nella PSD. Valutato il numero di modi della struttura in esame determinare le dimensioni minime della matrice a blocchi in accordo con la disuguaglianza indicata nella (2.56); il prodotto $l \ x \ i$ definisce il valore limite dell'ordine del modello massimo che si può adottare nella costruzione del diagramma di stabilizzazione;
- Decomposizione ai valori singolari della matrice a blocchi riportata nella (2.55) e definizione dell'ordine del modello massimo da adottare per la costruzione del diagramma di stabilizzazione;
- Calcolo della matrice di stato [A] come mostrato nella (2.61);
- I poli a tempo discreto sono ottenuti dalla decomposizione agli autovalori della matrice di stato [A]; i poli devono essere convertiti a tempo continuo come mostrato nella (2.62), in modo tale da poter ricavare frequenze, frequenze smorzate e smorzamento in accordo con (2.63), (2.64) e (2.65);
- Ripetere gli ultimi tre step per differenti ordini del modello e plottare il diagramma di stabilizzazione riportando i poli in funzione delle frequenze per differenti ordini del modello, dividendo poli stabili da poli non stabili in accordo con (2.66) e (2.67).

L'implementazione di un codice di calcolo per l'applicazione metodo PolyMAX per l'identificazione modale attraverso dati di solo output è basata sui seguenti step, come indicato in [5]:

- Caricamento dei dati campionati e settaggio di tutti i parametri per il calcolo delle funzioni di densità spettrale, i parametri utilizzati per il calcolo delle funzioni di densità spettrale sono stati mantenuti uguali a quelli scelti come riferimento nel paragrafo 3.3.1;
- Stima della matrice 3D PSD;
- Scegliere il dominio z come base delle funzioni;
- Costruzione delle matrici $[\Gamma_o]$ e $[\Upsilon_o]$ in accordo con (2.80) e (2.81) per o=1, …, l;

- Costruzione delle matrici $[R_o]$ (2.84), $[S_o]$ (2.85) e $[T_o]$ (2.86) per o=1, …, l;
- Costruzione della matrice [M] in accordo con (2.88);
- Costruzione della matrice $[\alpha]$ in accordo con (2.90), imponendo che i parametri all'ordine del polinomio massimo siano uguali alla matrice identità, in modo da forzare i poli non fisici a presentare smorzamento negativo;
- Costruzione della matrice [A] in accordo con (2.91);
- Ricavare i poli attraverso la decomposizione agli autovalori della matrice [A];
- Convertire gli autovalori ricavati dal dominio z al dominio di Laplace attraverso la (2.92);
- Ricavare frequenze, frequenze smorzate e smorzamento in accordo con (2.63), (2.64) e (2.65);
- Eliminazione dei poli non fisici (smorzamento negativo);
- Ripetere i punti precedenti per differenti ordini del polinomio in modo da poter costruire il diagramma di stabilizzazione imponendo (2.66) e (2.67).

La valutazione dei parametri modali del sistema si basa sull'allineamento dei poli stabili nel diagramma di stabilizzazione. Di seguito viene riportato un confronto tra un diagramma di stabilizzazione ottenuto attraverso l'applicazione dell'algoritmo cov-SSI e un diagramma di stabilizzazione ottenuto dall'applicazione del metodo PolyMAX. Il diagramma di stabilizzazione è riferito ad un intervallo di discretizzazione estratto alla trentaseiesima ora di campionamento per la trave 1 in condizioni nominali (data-set di 72 h).

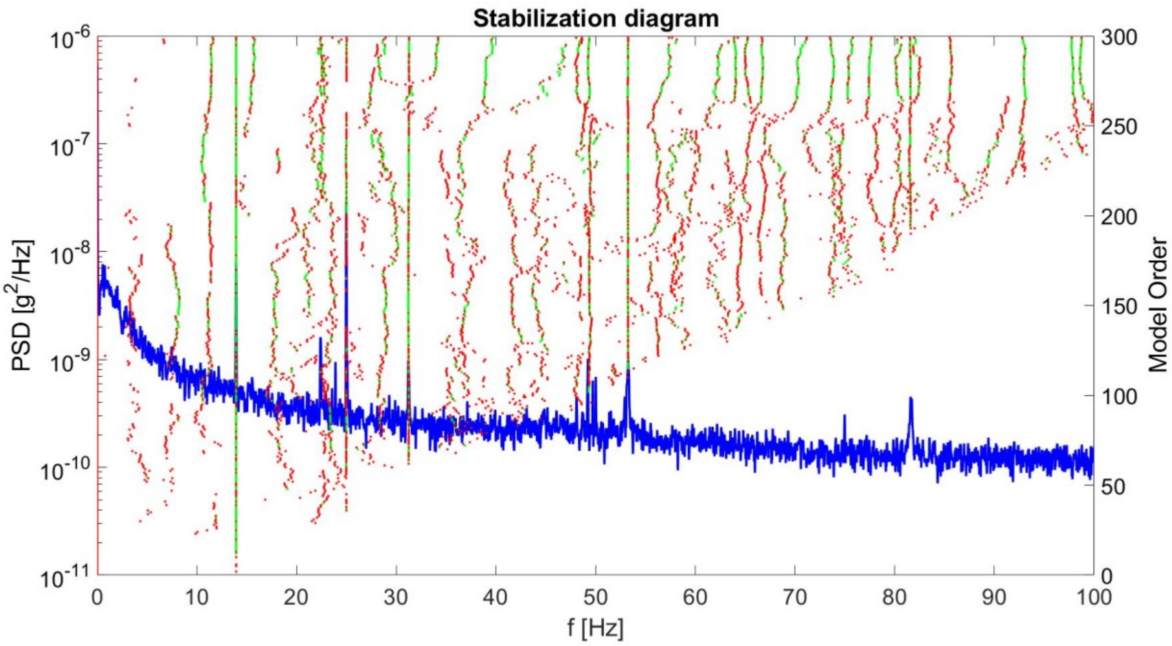

Figura 3.3.112: Diagramma di stabilizzazione cov-SSI. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 5%.

Dal diagramma di stabilizzazione ottenuto dall'applicazione dell'algoritmo cov-SSI si nota che i primi tre allineamenti di poli stabili si hanno per le frequenze riportate in Tabella 3.3.29.

Tabella 3.3.29:Frequenze ottenute dall'applicazione dell'algoritmo cov-SSI

cov-SSI	
Modo	**f [Hz]**
1	13.94
2	31.25
3	53.24

Dalla Figura 3.3.112 è possibile notare anche la presenza di un allineamento di poli a 25 Hz, ma a differenza dei poli scelti come modi della struttura riportati in Tabella 3.3.29, la presenza di poli stabili all'interno dell'allineamento è inferiore alla presenza di poli stabili negli allineamenti scelti come modi della struttura. Inoltre, nell'allineamento a 25 Hz si può anche notare, che per alcuni range di ordine modale non vengano forniti poli a quella frequenza. Quindi l'allineamento a 25 Hz, così come già discusso durante l'applicazione del metodo Peak-Picking, non è da considerarsi come un modo della struttura, ma come un disturbo indotto da una forzante esterna.

Di seguito vengono riportati i risultati ottenuti per lo stesso intervallo dall'applicazione del metodo PolyMAX.

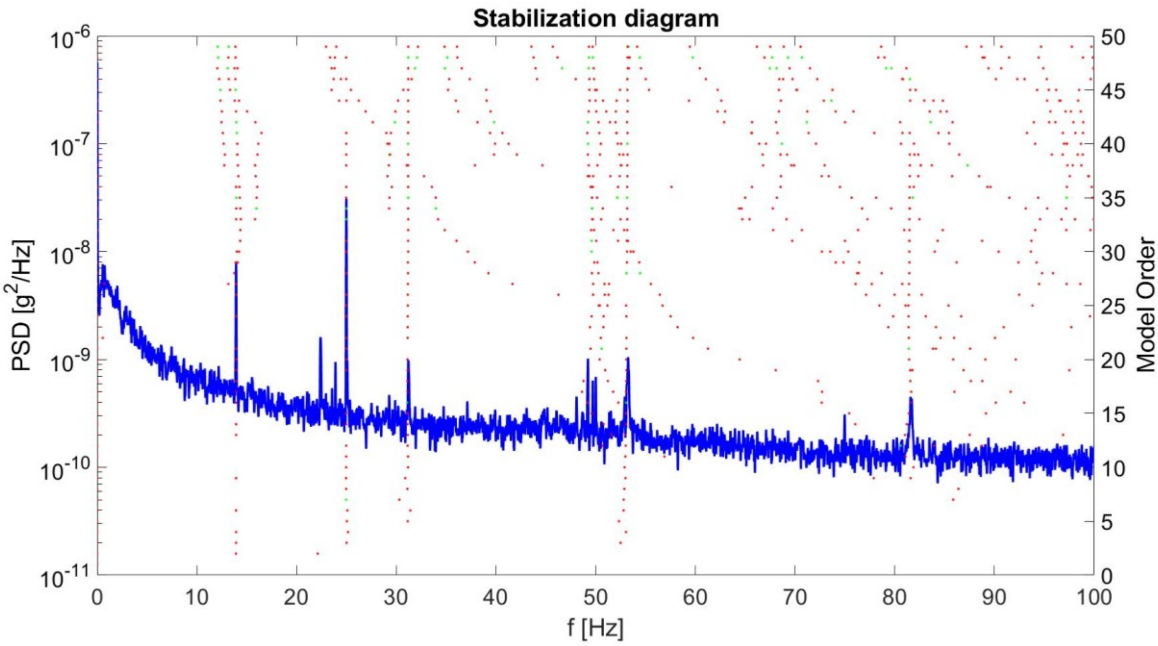

Figura 3.3.113: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 5%.

Tabella 3.3.30:Frequenze ottenute dall'applicazione dell'algoritmo PolyMAX

PolyMAX	
Modo	**f [Hz]**
1	13.94
2	31.10
3	53.10

Dal confronto tra la Tabella 3.3.29 e la Tabella 3.3.30 si può notare come gli allineamenti dei poli siano pressoché uguali per i due metodi.

Come è possibile notare dal confronto tra Figura 3.3.112 e Figura 3.3.113, l'allineamento dei poli nel caso di applicazione del metodo PolyMAX, in particolare per modo 2 e modo 3, avviene per ordini del modello bassi a differenza dell'algoritmo cov-SSI, dove per i modi successivi al primo l'allineamento dei poli si ha per ordini del modello via via crescenti. Nel caso di stabilizzazione con scarto in frequenza dell'1% e scarto di smorzamento del 5% l'algoritmo cov-SSI fornisce una presenza di poli stabili, sia in frequenza che in smorzamento, nell'allineamento, sempre superiore al 50% e in particolar modo per il modo 1 prossima all'80%. Nel caso di applicazione del metodo PolyMAX pur essendo allineate le frequenze la presenza di poli stabili nell'allineamento è di poche unità, questo indica che lo scarto tra gli smorzamenti tra due ordini del modello consecutivi per la stessa frequenza è superiore al 5%. Di seguito verranno riportati i diagrammi di stabilizzazione del metodo PolyMAX riferiti sempre ad uno scarto in frequenza dell'1%, ma con scarto dello smorzamento crescente, per valutare come varia la presenza di poli stabili sia in frequenza che in smorzamento nell'allineamento.

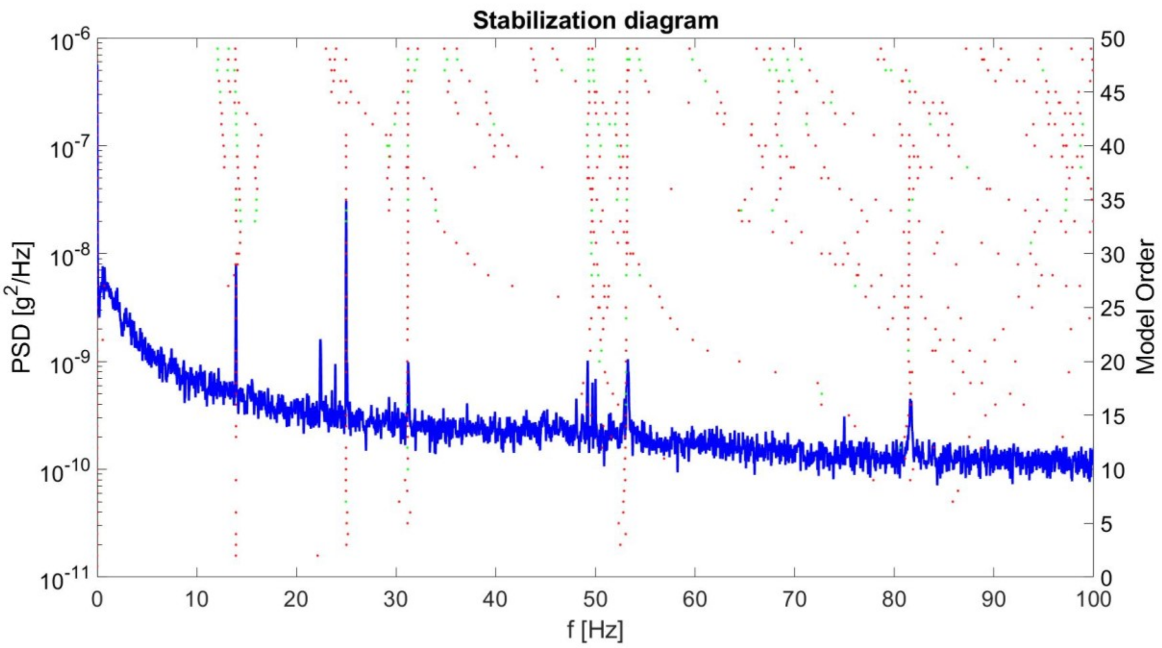

Figura 3.3.114: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 10%.

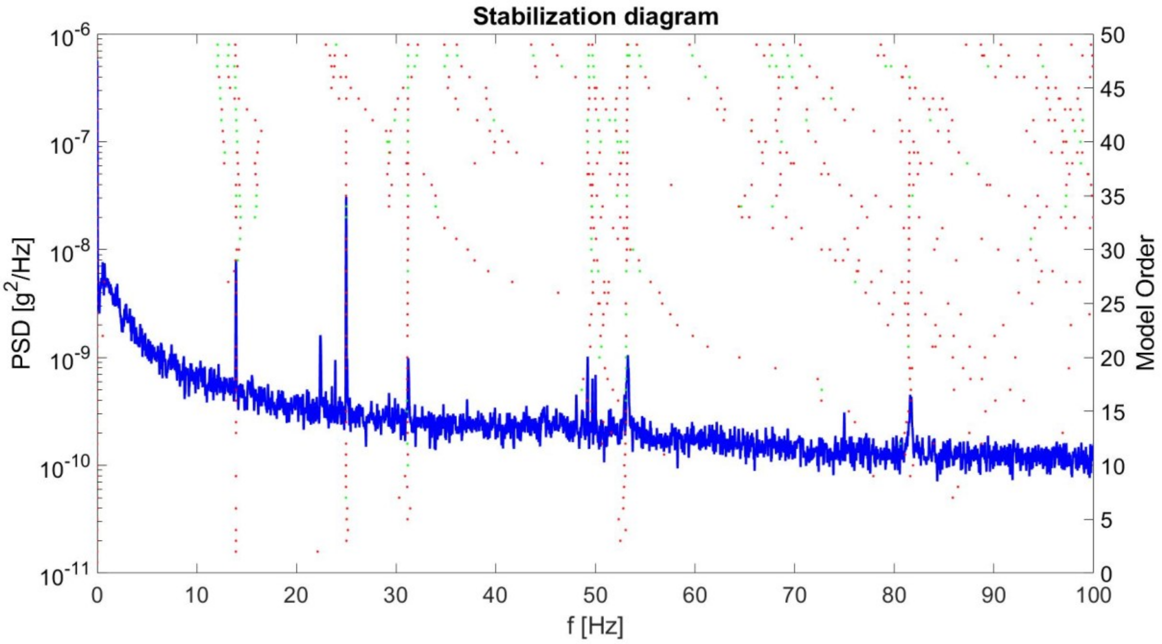

Figura 3.3.115: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 15%.

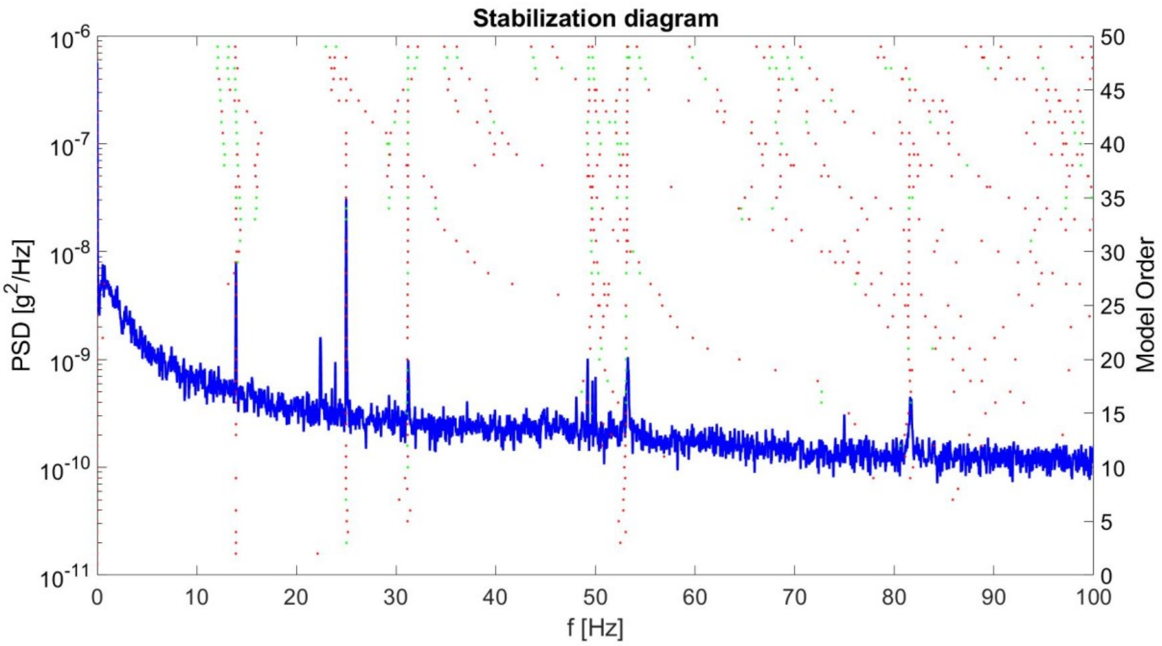

Figura 3.3.116: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 20%.

Dalla Figura 3.3.114, Figura 3.3.115 e Figura 3.3.116 è possibile notare come all'aumentare dello scarto di smorzamento ammesso per definire stabile o meno un polo, il numero di poli stabili nell'allineamento aumenta.

Dal confronto tra l'applicazione dell'algoritmo cov-SSI (Figura 3.3.112) e il metodo PolyMAX è possibile notare come il diagramma di stabilizzazione del metodo PolyMAX sia di più immediata lettura, l'allineamento dei poli è ben definito e il diagramma non è molto sporcato dalla presenza di poli al di fuori dell'allineamento come avviene per il cov-SSI. L'algoritmo cov-SSI fornisce invece una migliore stabilità dello smorzamento, come detto in precedenza.

Di seguito verranno riportate le frequenze identificate attraverso l'applicazione dell'algoritmo cov-SSI e attraverso l'applicazione del metodo PolyMAX per i primi tre modi di vibrare.

3.3.2.1. Frequenze identificate trave 1, discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti

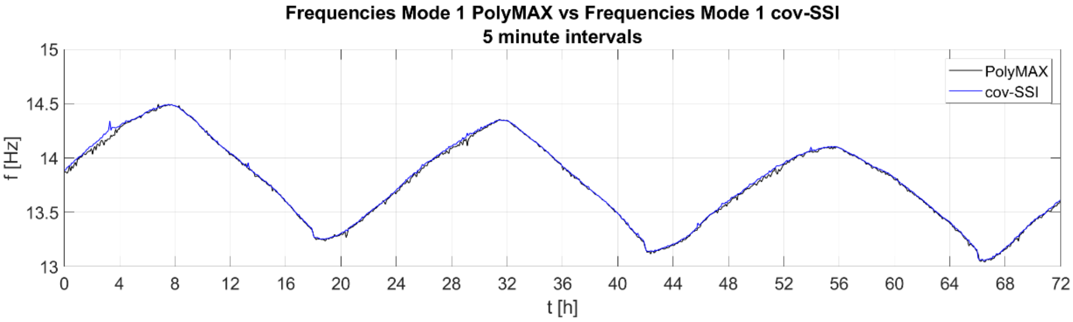

Figura 3.3.117: Modo 1 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

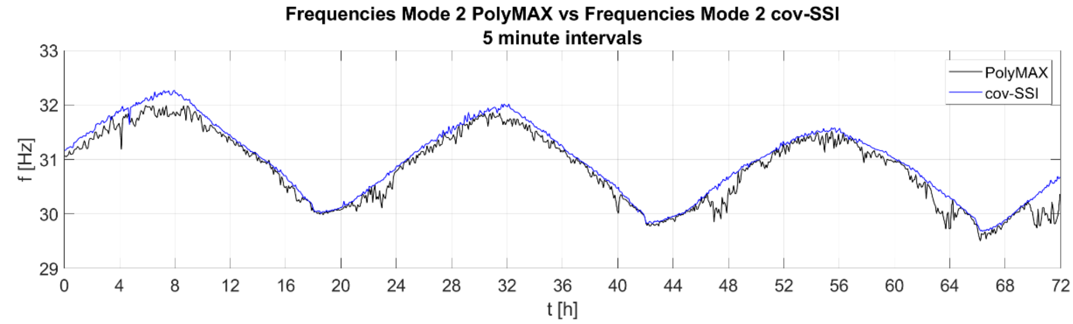

Figura 3.3.118: Modo 2 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

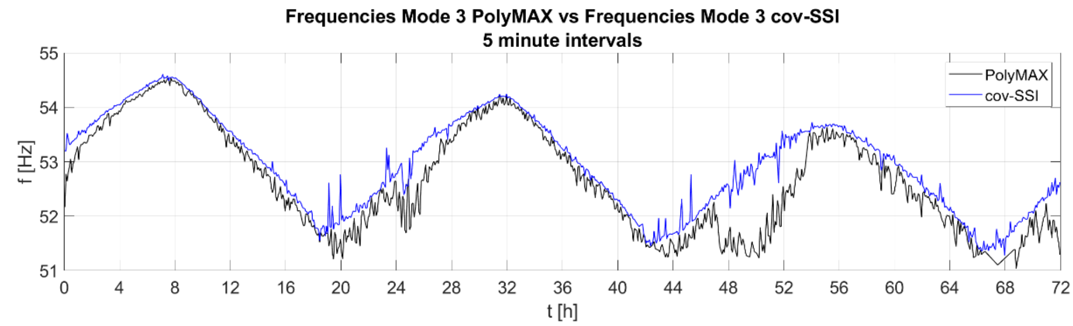

Figura 3.3.119: Modo 3 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

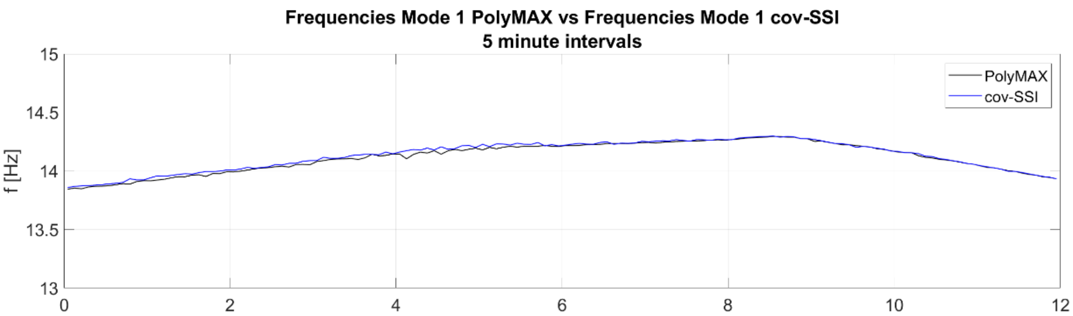

Figura 3.3.120: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

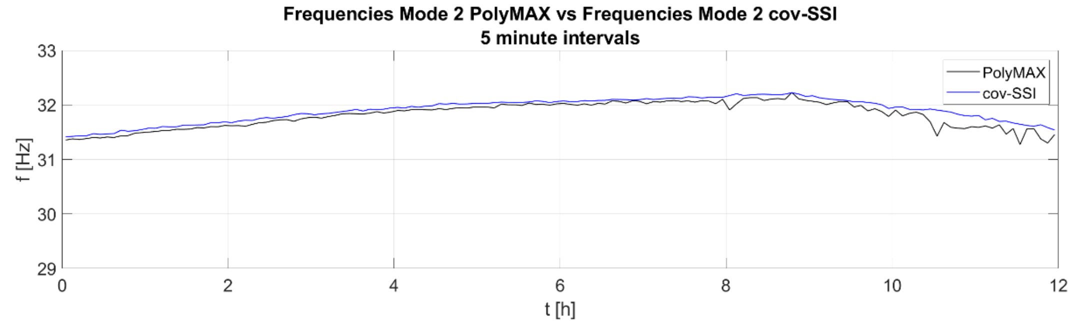

Figura 3.3.121: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

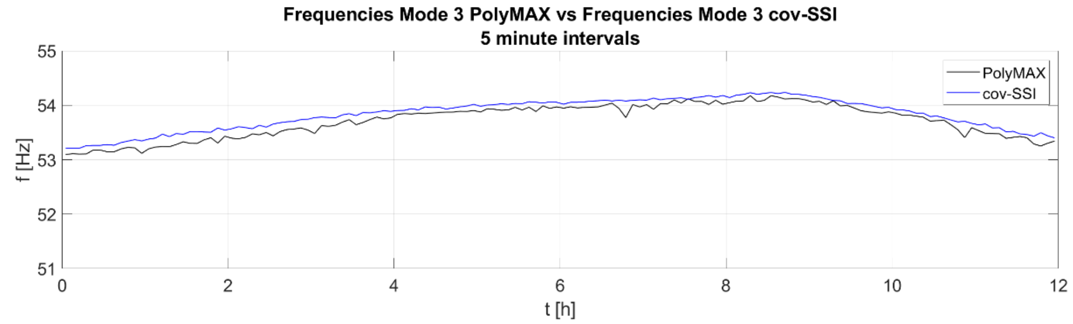

Figura 3.3.122: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

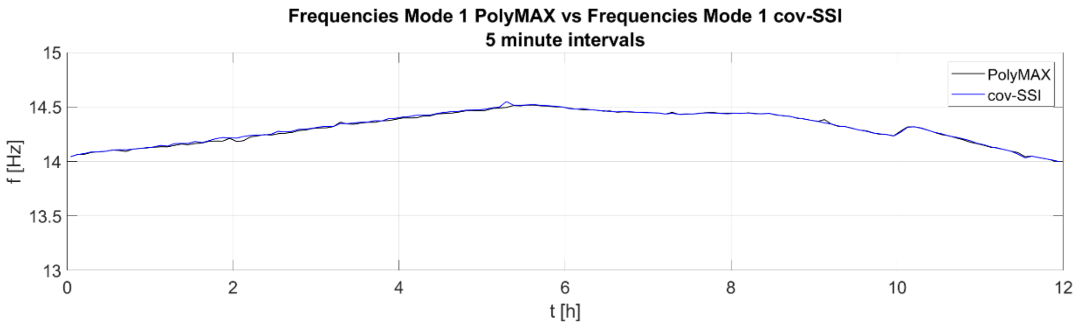

Figura 3.3.123: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

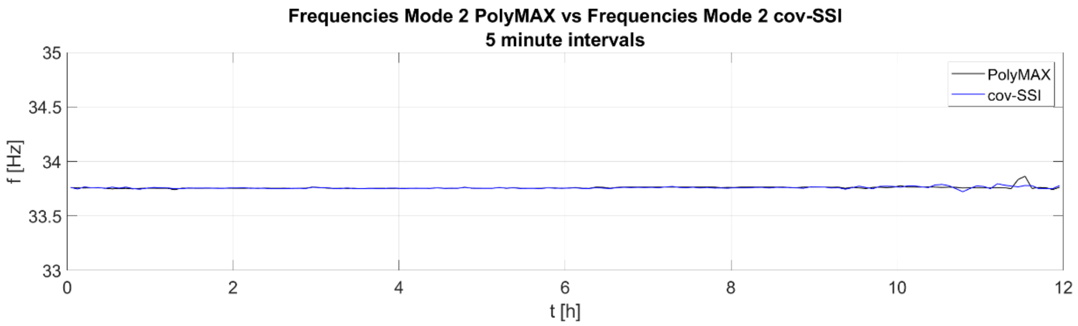

Figura 3.3.124: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

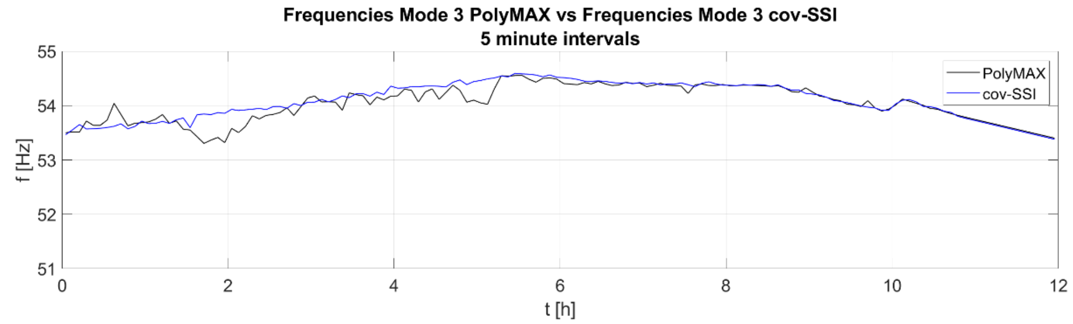

Figura 3.3.125: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

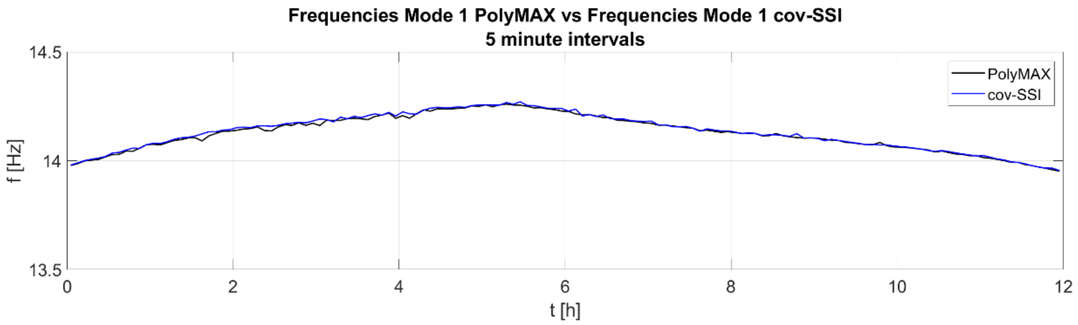

Figura 3.3.126: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

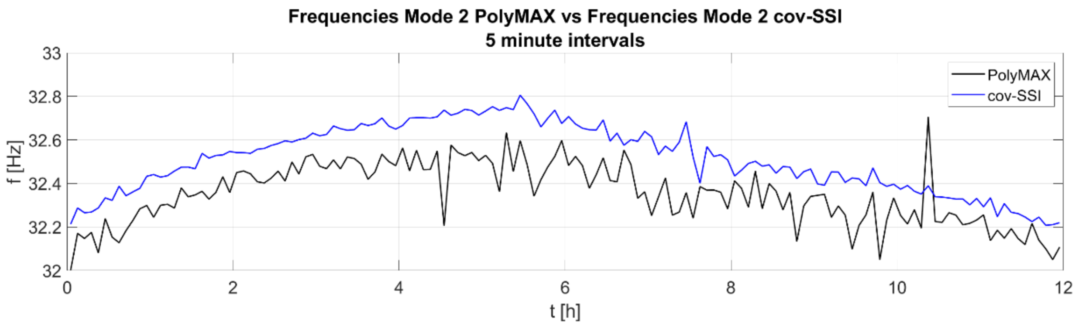

Figura 3.3.127: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

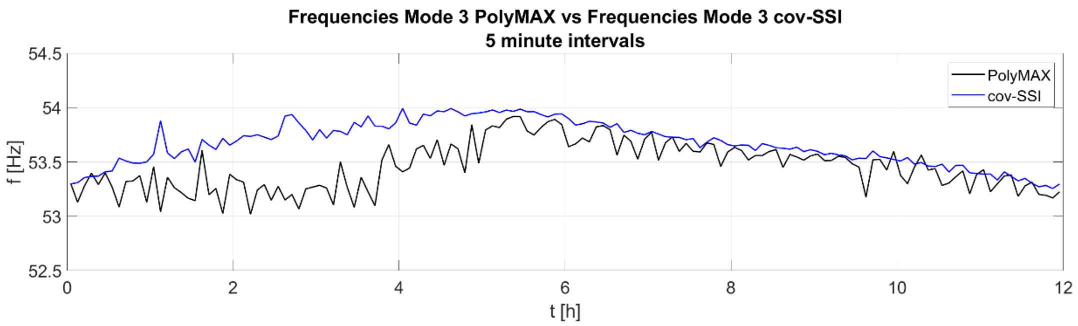

Figura 3.3.128: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

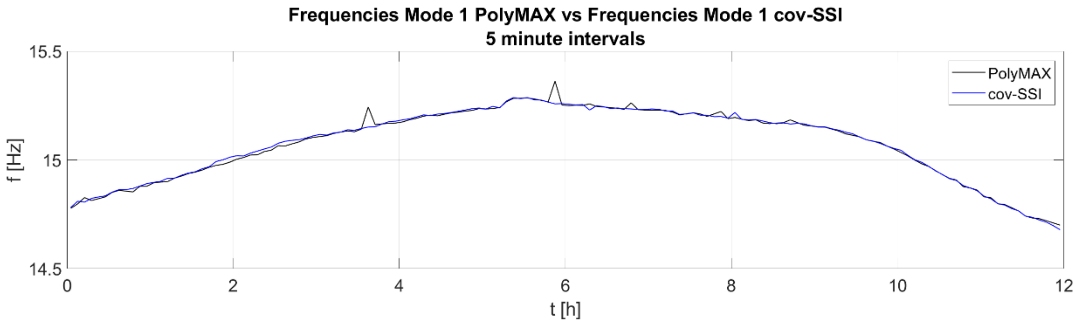

Figura 3.3.129: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

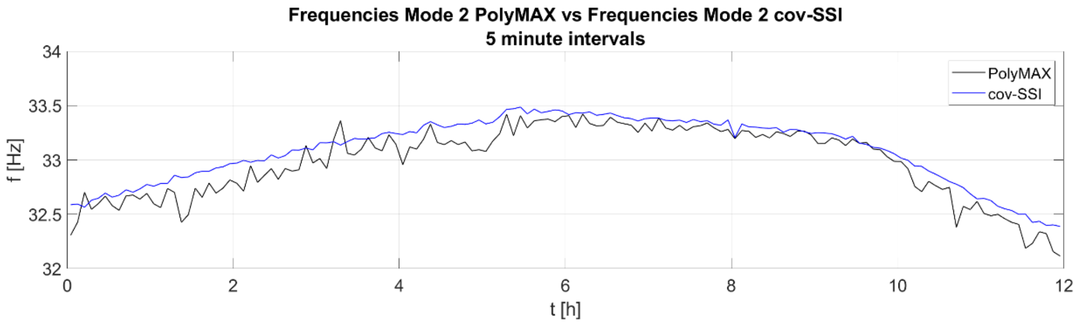

Figura 3.3.130: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

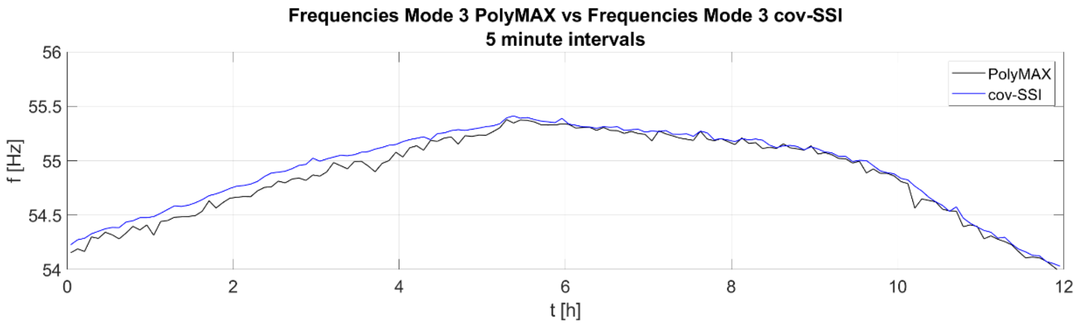

Figura 3.3.131: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

3.3.2.2. Frequenze identificate trave 1, discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti

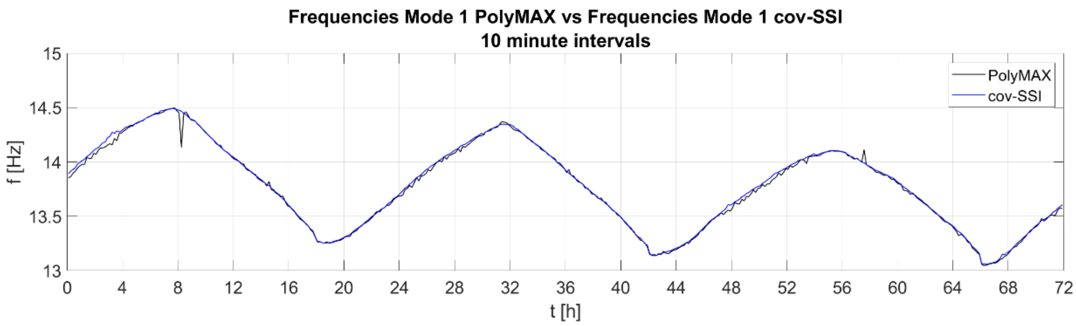

Figura 3.3.132: Modo 1 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

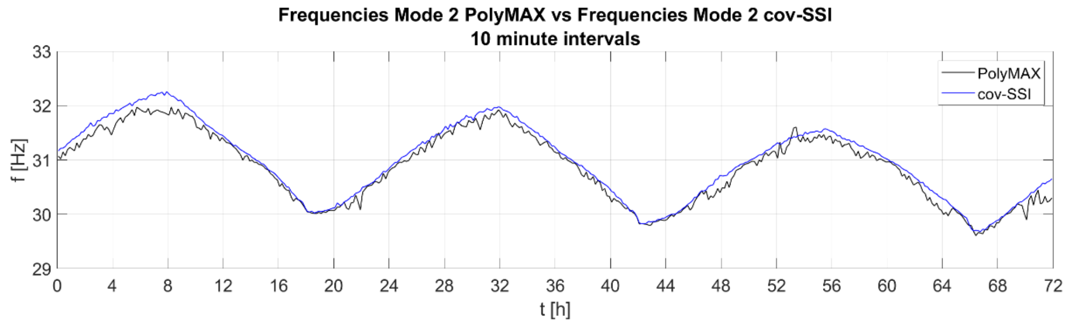

Figura 3.3.133: Modo 2 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

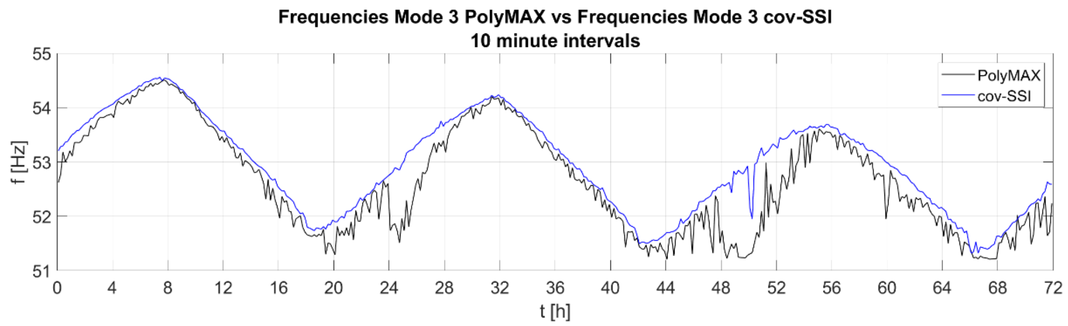

Figura 3.3.134: Modo 3 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

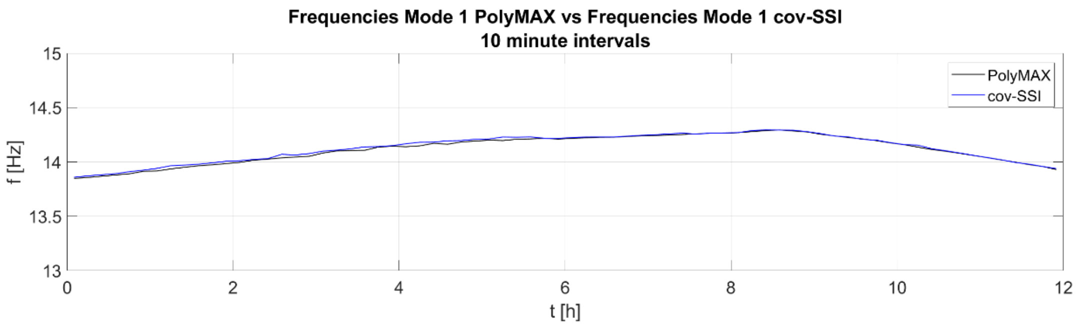

Figura 3.3.135: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

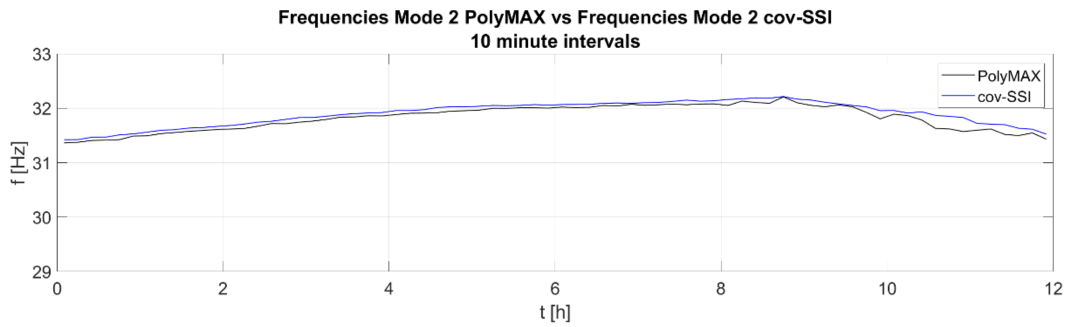

Figura 3.3.136: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

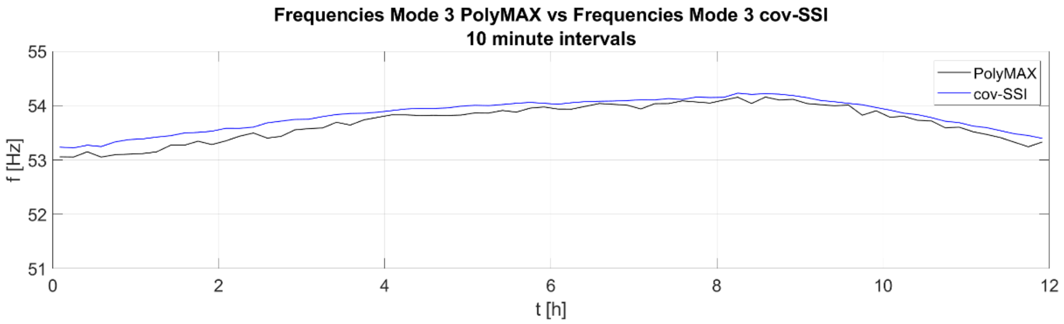

Figura 3.3.137: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

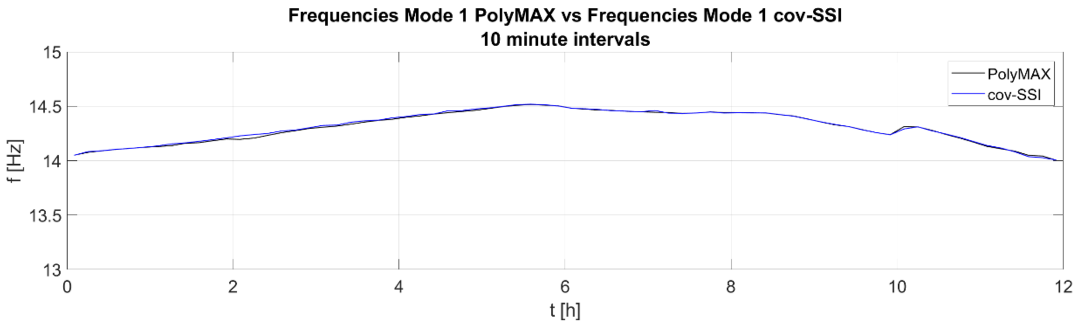

Figura 3.3.138: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

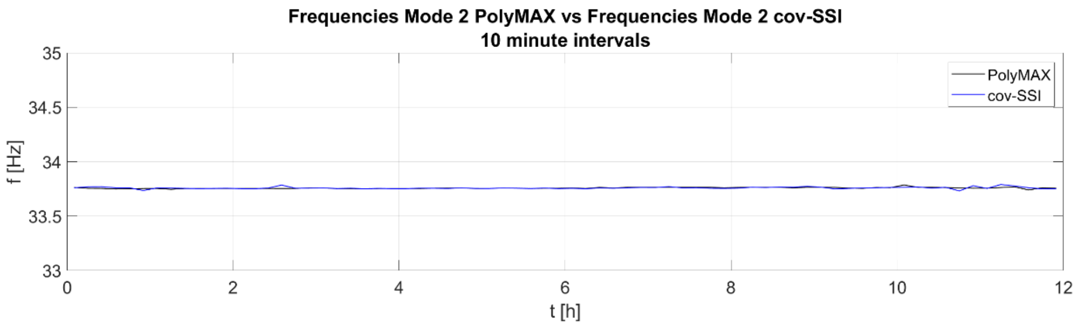

Figura 3.3.139: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

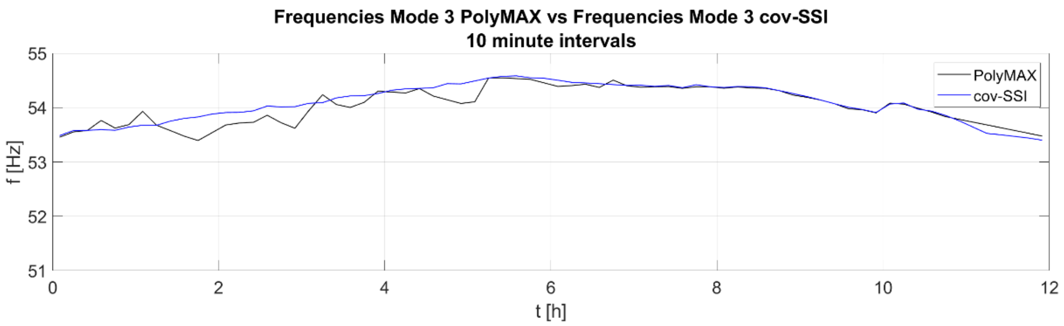

Figura 3.3.140: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

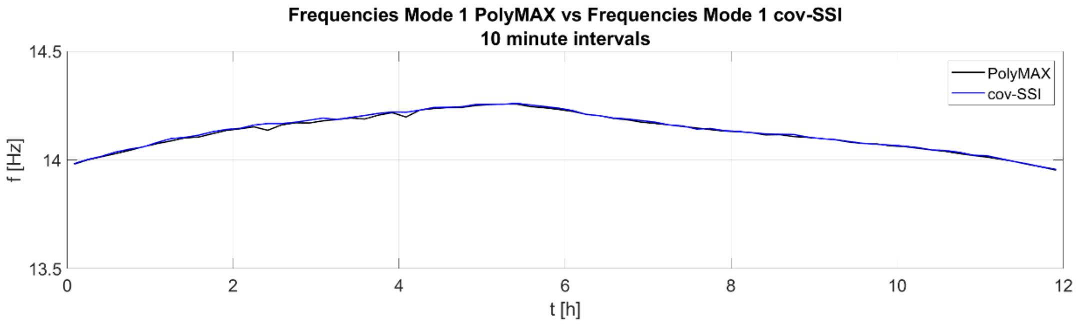

Figura 3.3.141: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

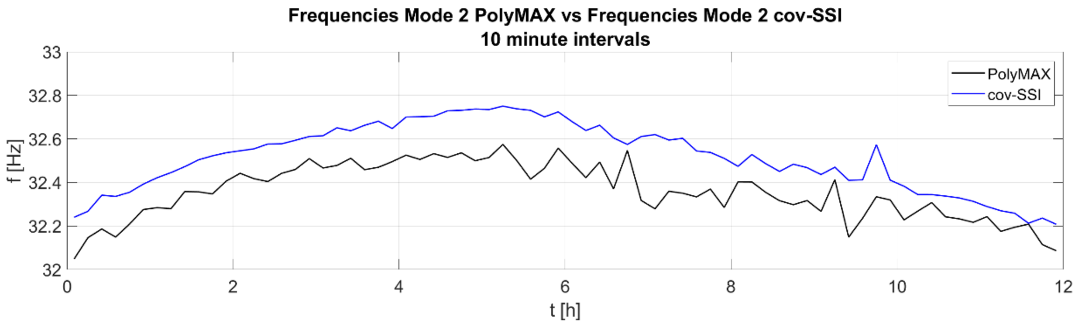

Figura 3.3.142: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

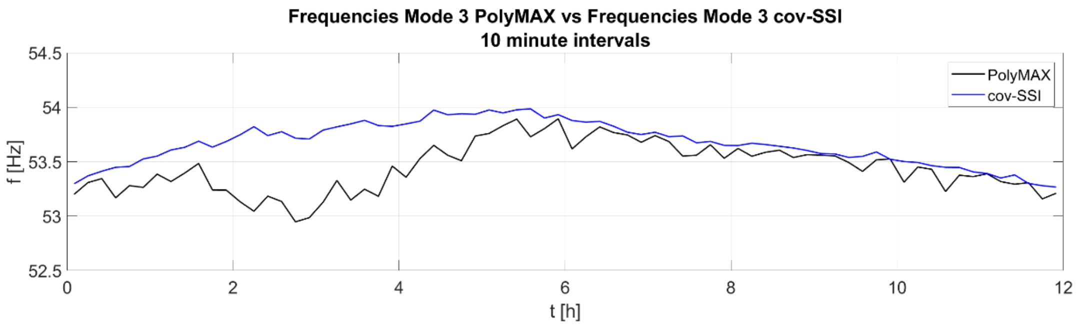

Figura 3.3.143: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

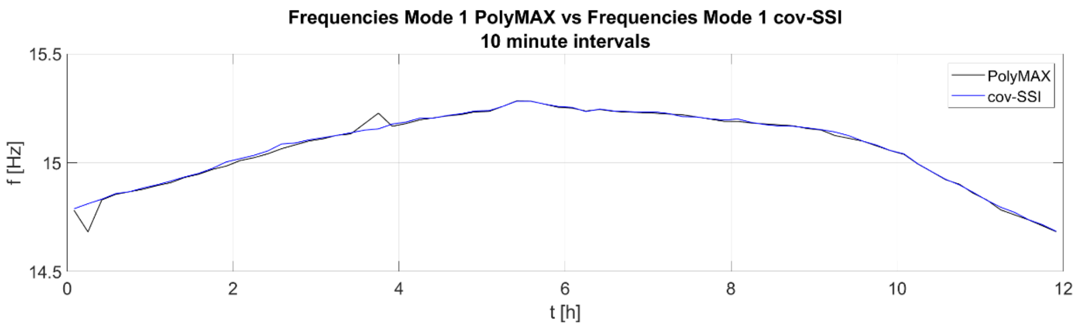

Figura 3.3.144: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

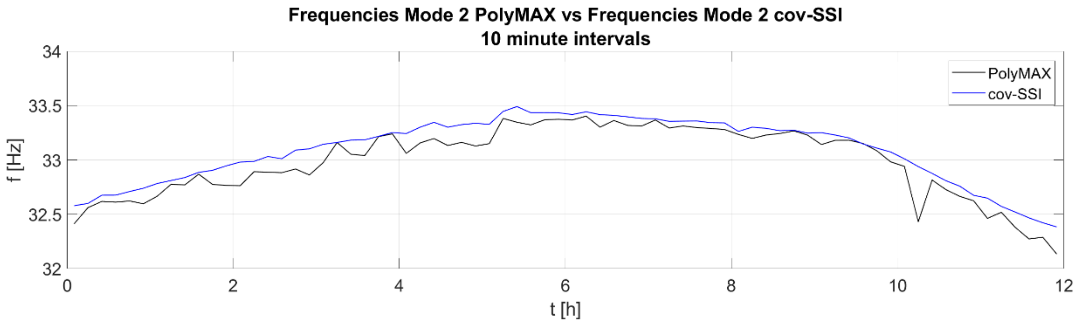

Figura 3.3.145: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

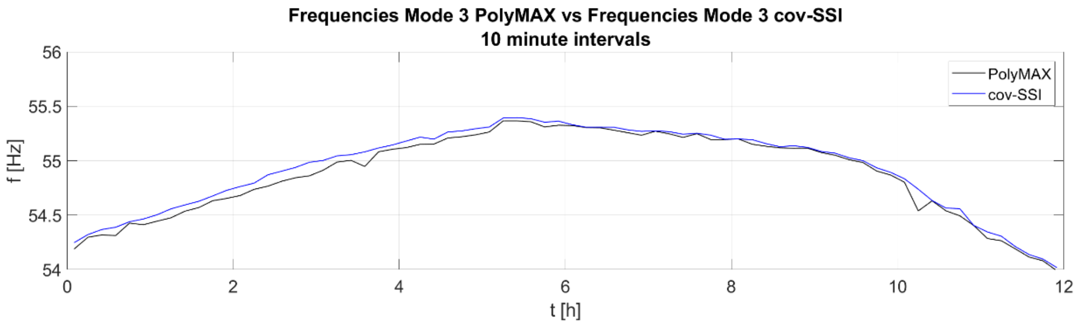

Figura 3.3.146: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h massa 5%, discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

3.3.2.3. Frequenze identificate trave 2, discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti

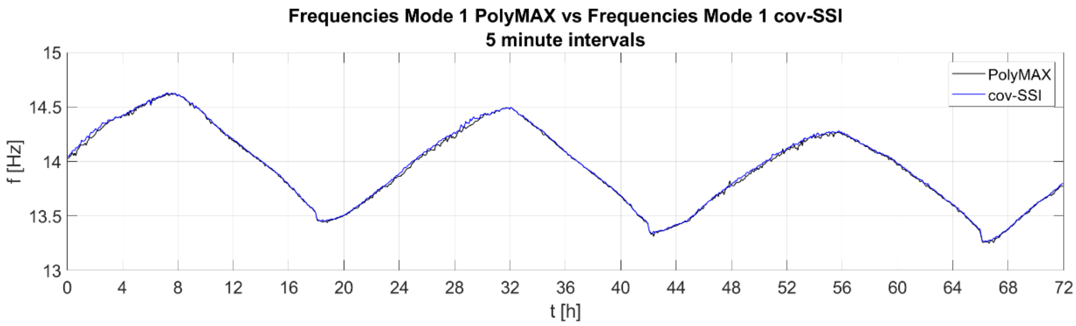

Figura 3.3.147: Modo 1 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

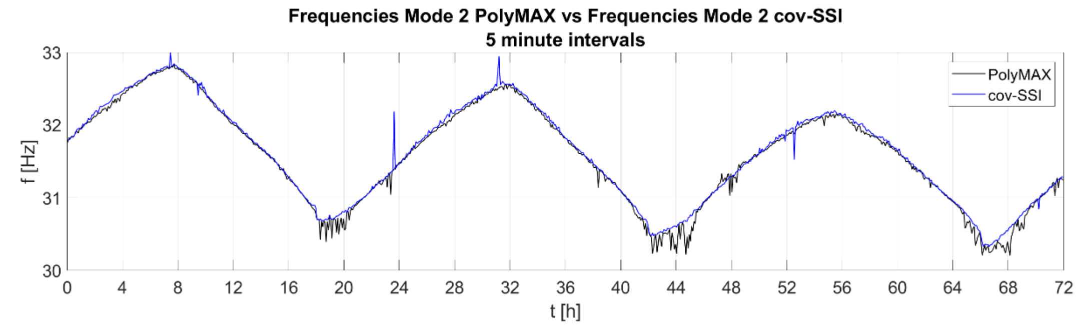

Figura 3.3.148: Modo 2 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

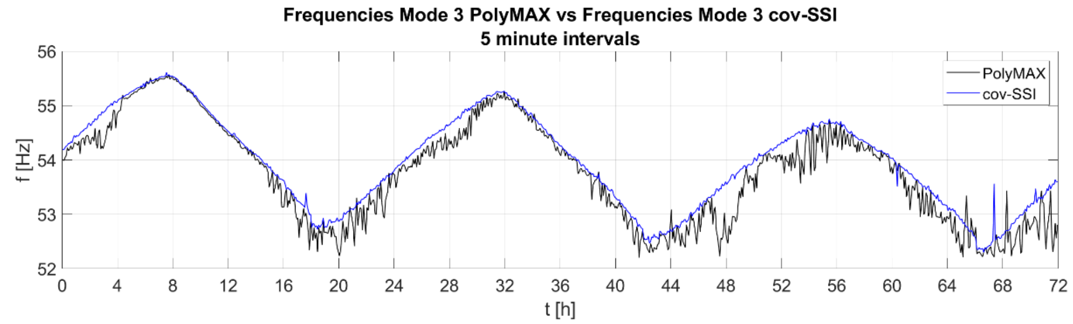

Figura 3.3.149: Modo 3 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

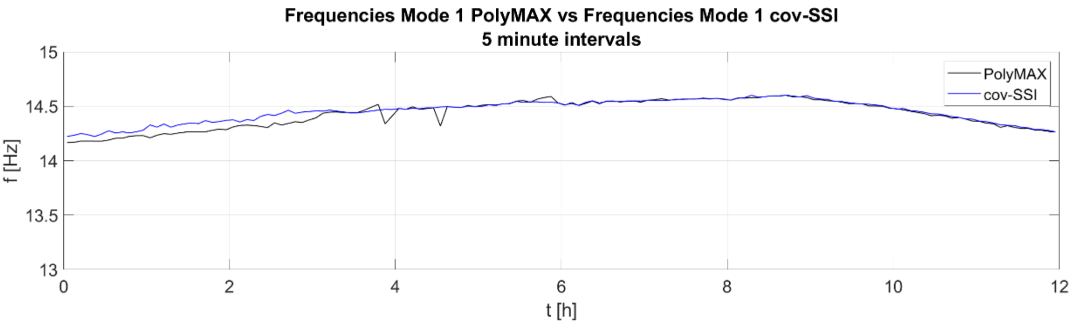

Figura 3.3.150: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

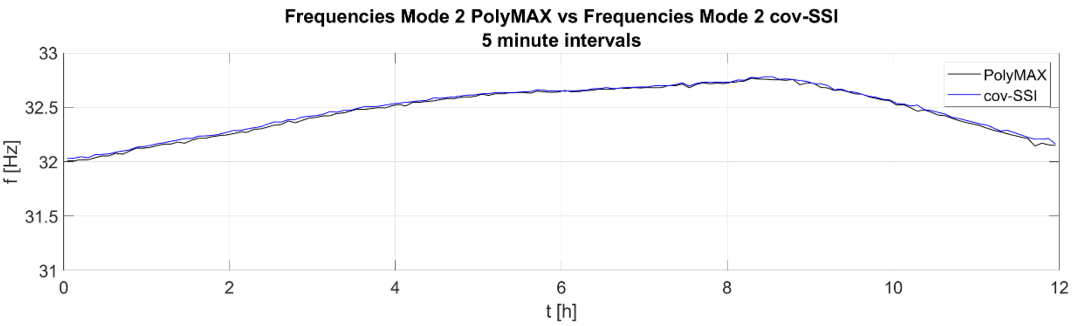

Figura 3.3.151: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

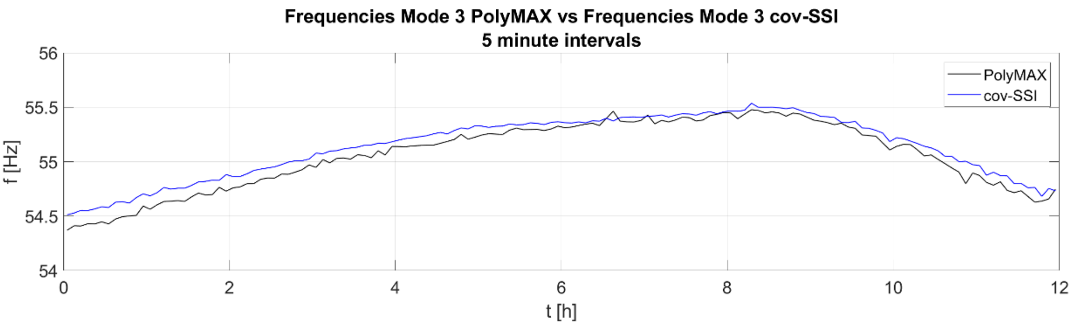

Figura 3.3.152: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

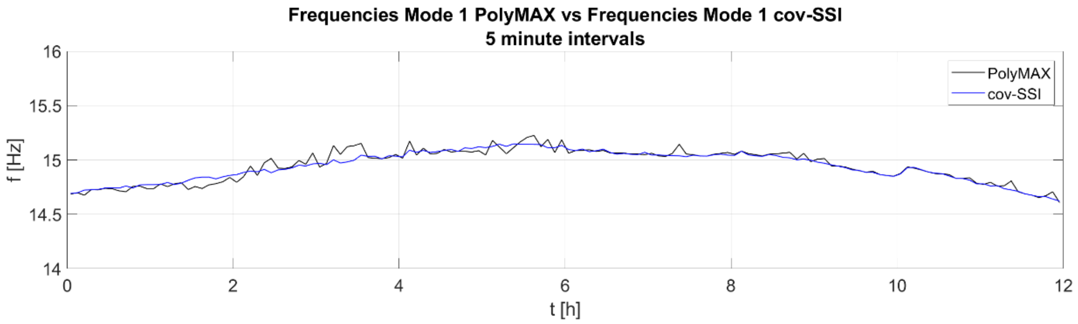

Figura 3.3.153: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

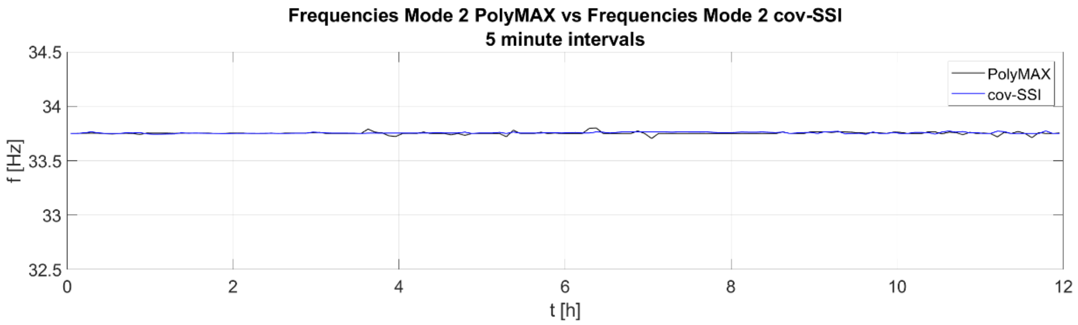

Figura 3.3.154: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

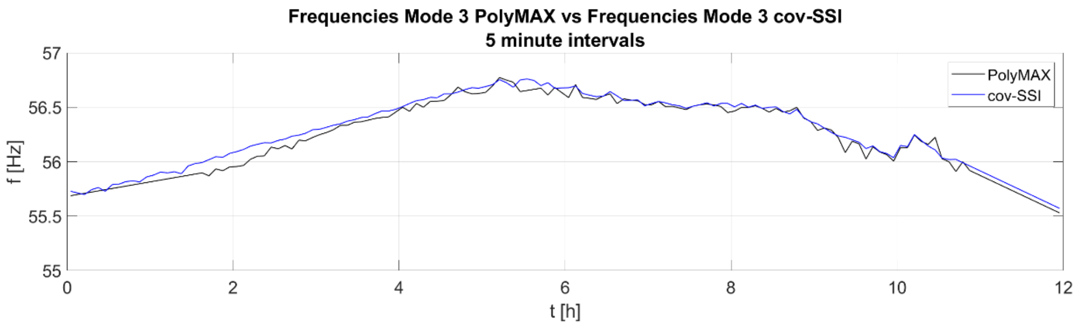

Figura 3.3.155: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

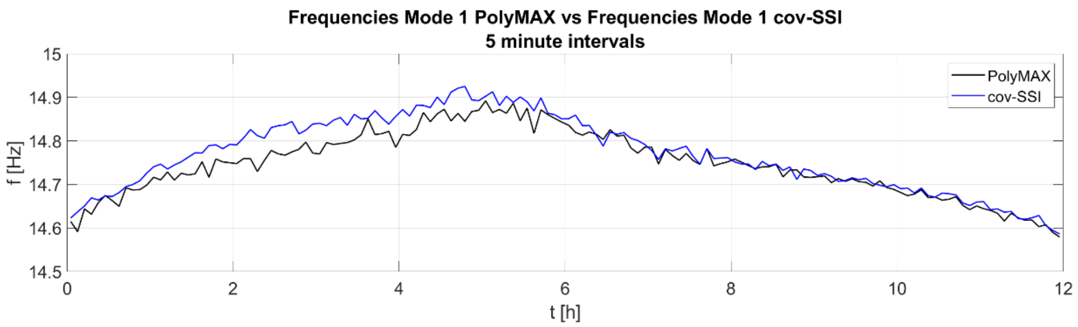

Figura 3.3.156: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

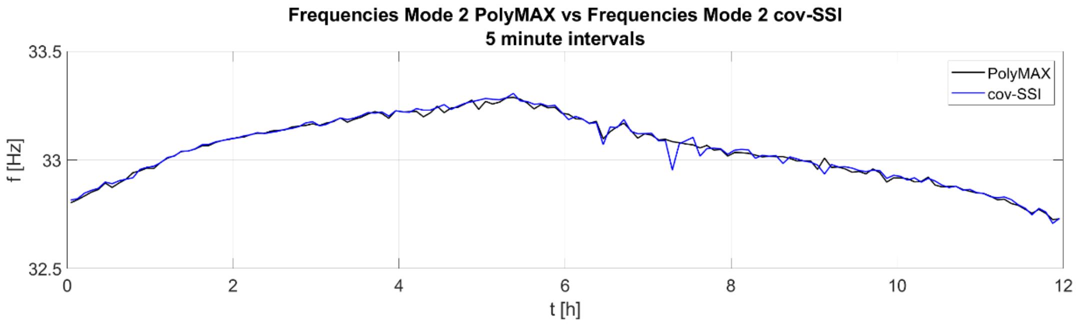

Figura 3.3.157: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

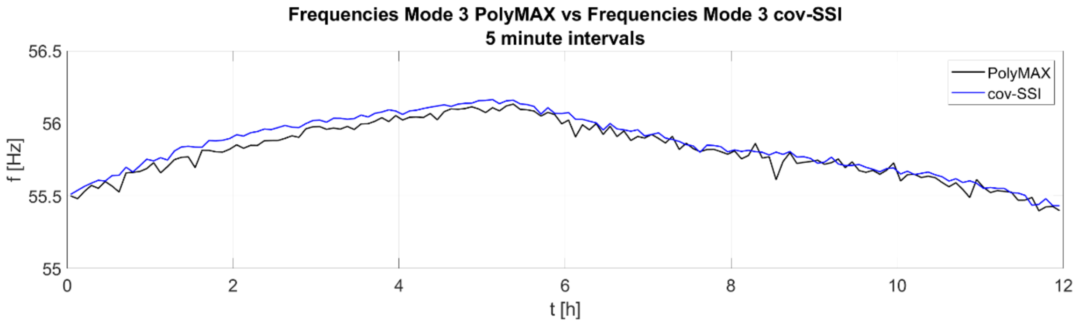

Figura 3.3.158: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

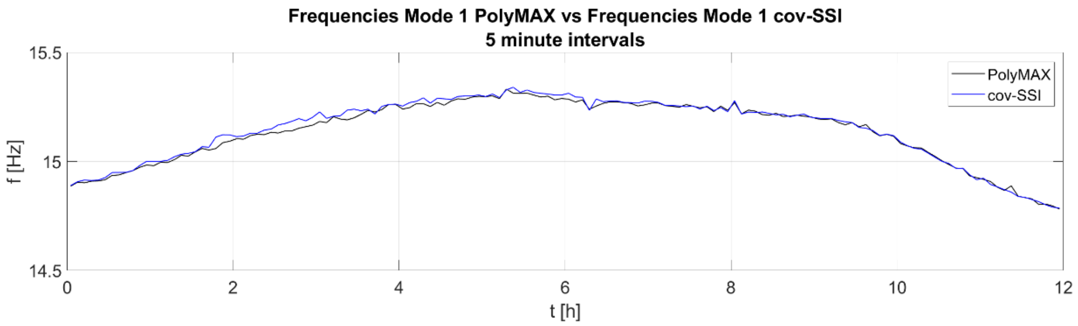

Figura 3.3.159: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

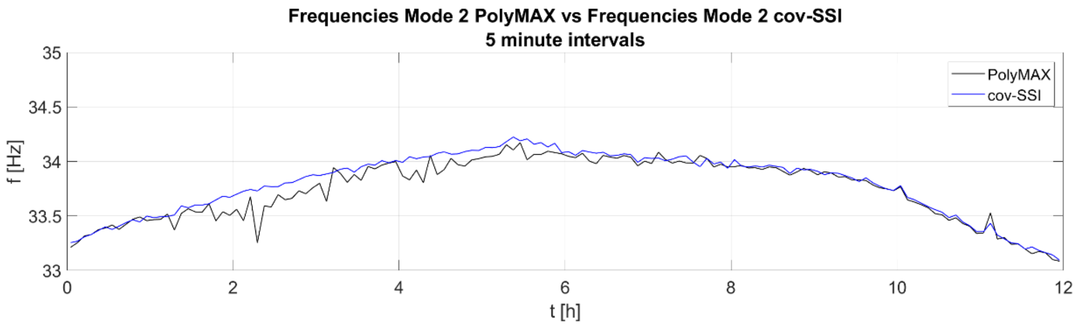

Figura 3.3.160: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

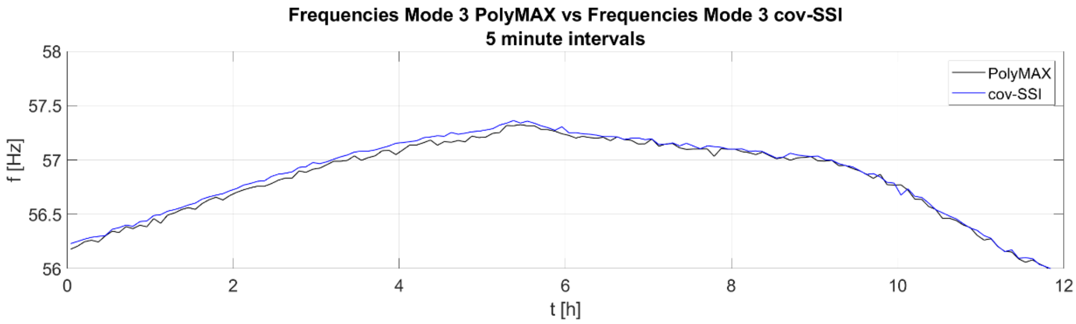

Figura 3.3.161: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

3.3.2.4. Frequenze identificate trave 2, discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti

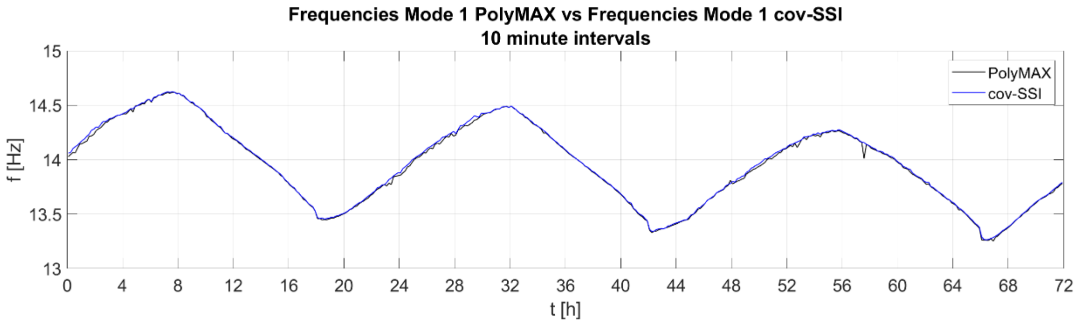

Figura 3.3.162: Modo 1 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

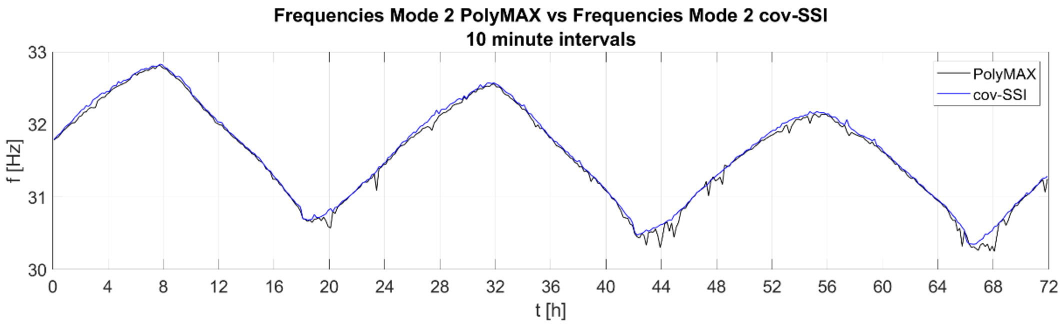

Figura 3.3.163: Modo 2 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

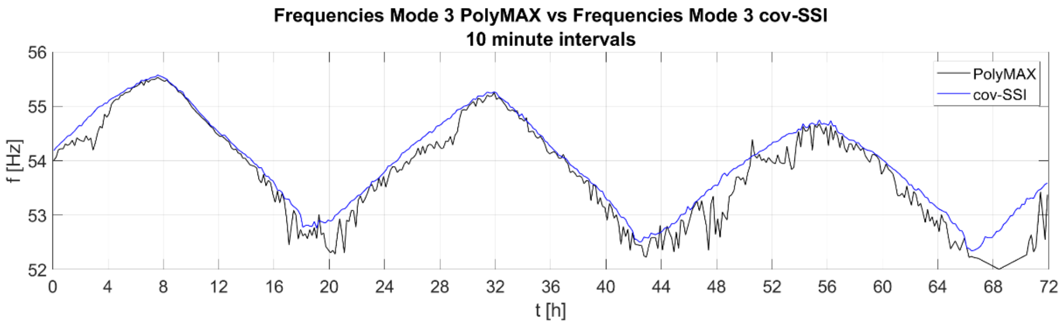

Figura 3.3.164: Modo 3 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

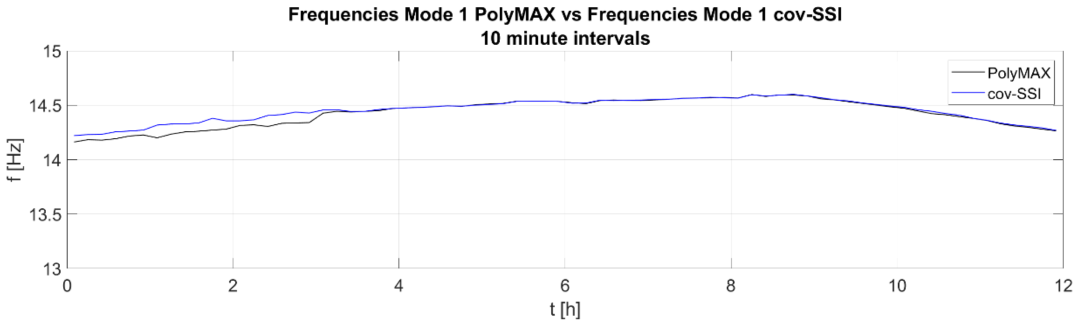

Figura 3.3.165: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

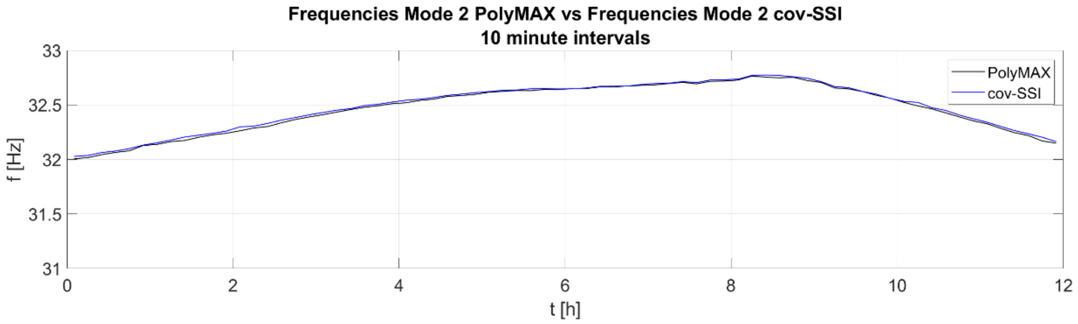

Figura 3.3.166: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

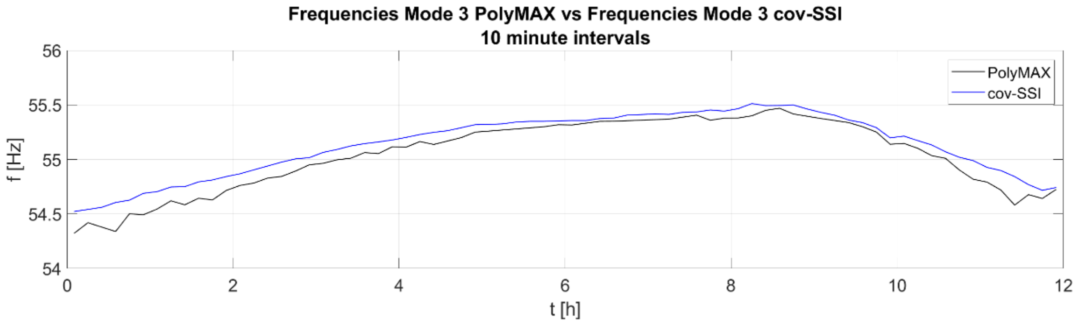

Figura 3.3.167: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

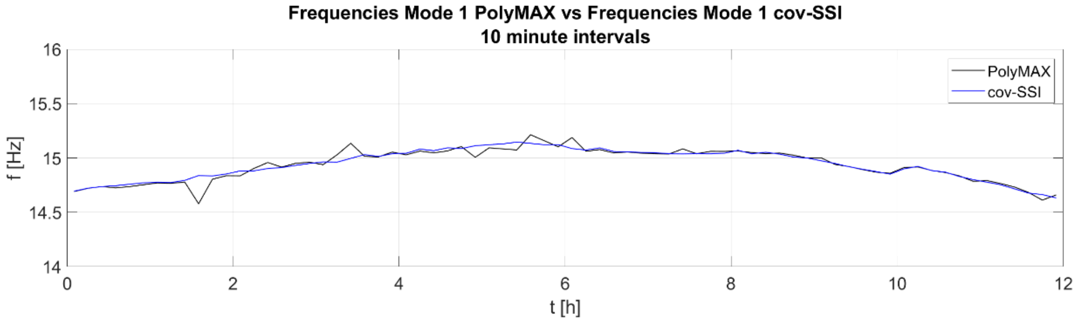

Figura 3.3.168: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

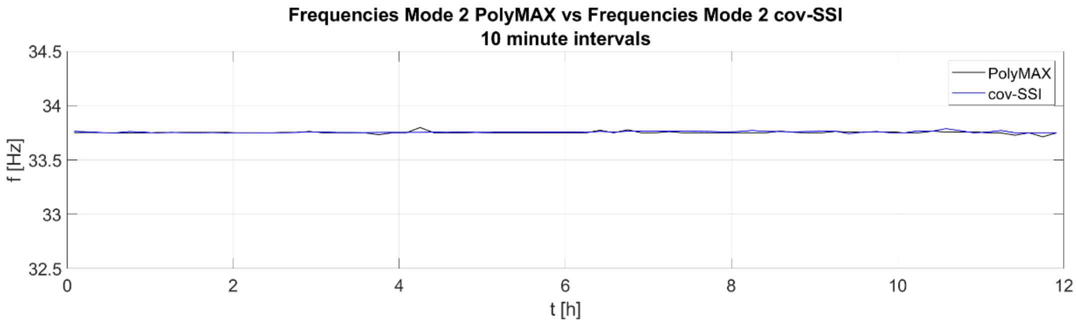

Figura 3.3.169: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

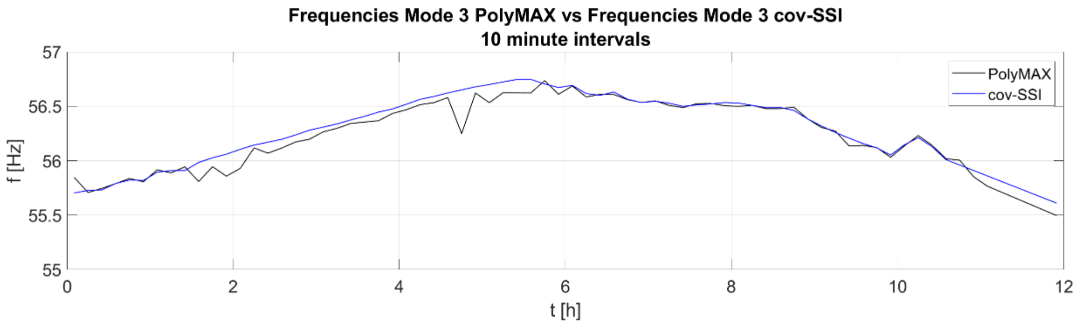

Figura 3.3.170: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

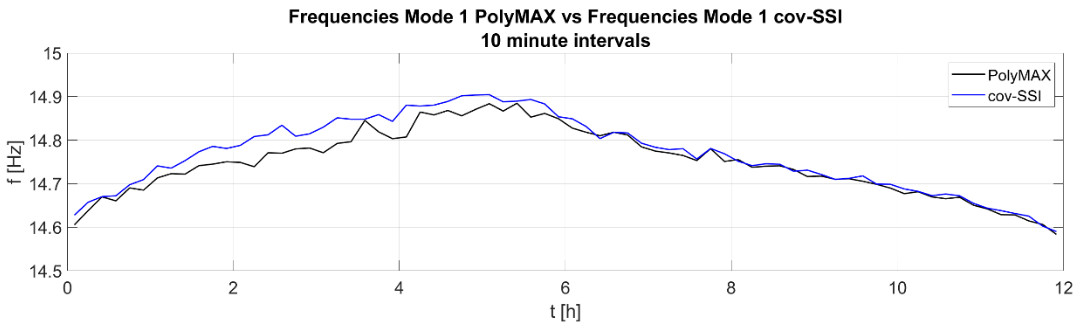

Figura 3.3.171: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

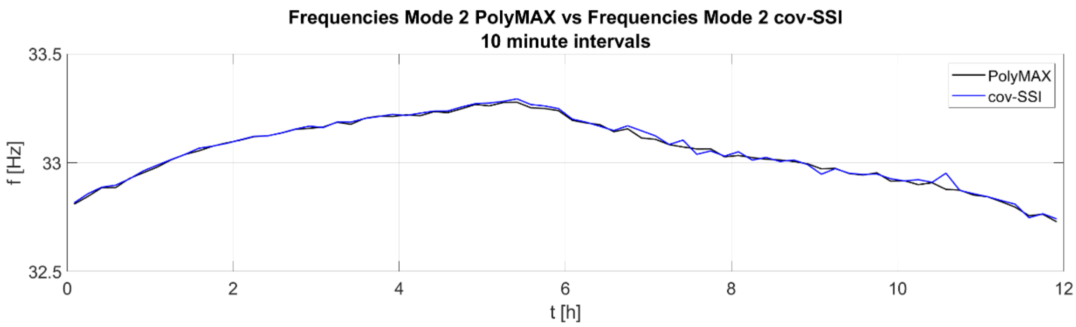

Figura 3.3.172: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

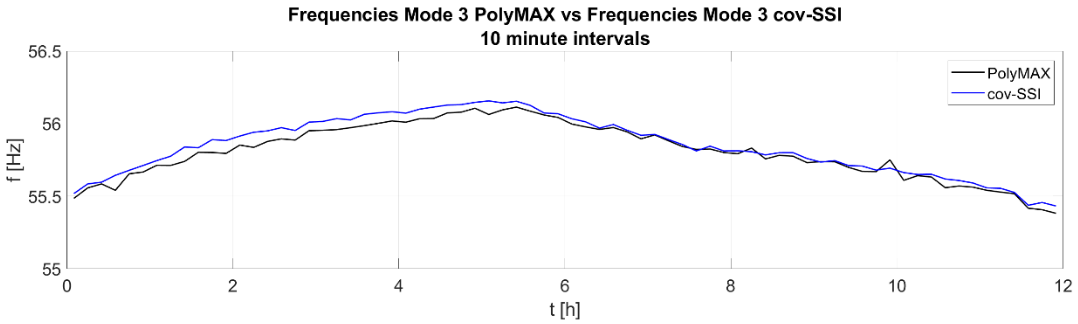

Figura 3.3.173: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

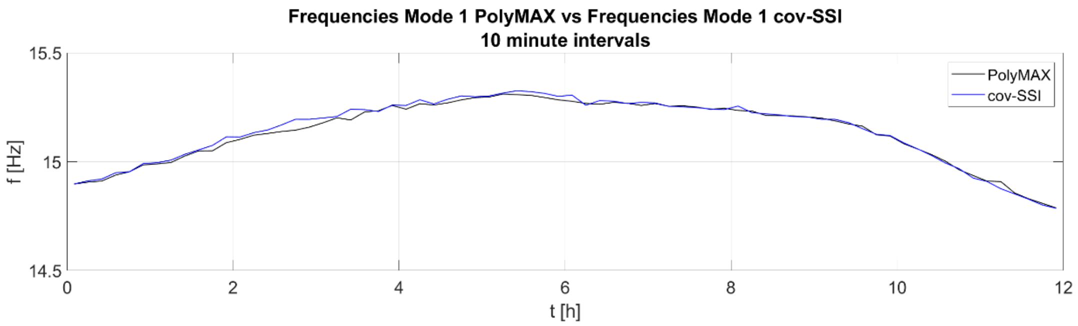

Figura 3.3.174: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

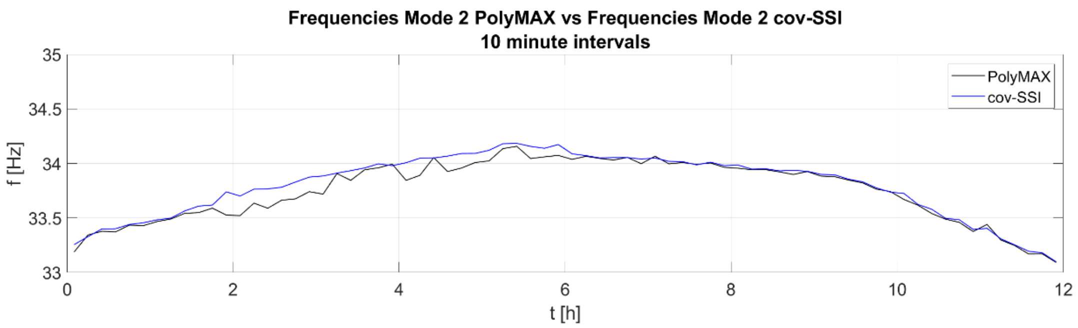

Figura 3.3.175: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

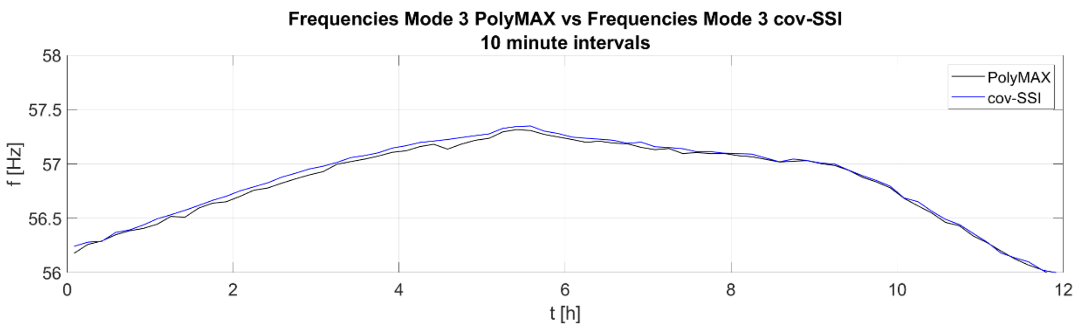

Figura 3.3.176: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

3.3.2.5. Considerazioni sulle frequenze identificate

Come è possibile notare dalle figure sopra riportare entrambi i metodi riescono a identificare in modo preciso le frequenze per i primi tre modi di vibrare. Le frequenze estratte con l'algoritmo cov-SSI per i modi superiori al primo presentano una varianza minore rispetto alle frequenze estratte attraverso il metodo PolyMAX. Le frequenze identificate, come già visto per il modo 1 nell'applicazione del metodo Peak-Picking, sono correlate in modo diretto all'andamento della forza assiale e, quindi, in modo indiretto all'andamento della temperatura. È interessante notare, infine, come per il modo 2 relativo al data-set di 12 h : massa 3% a, set 3 a. La frequenza identificata sia costante al valore di 33.75 Hz per tutta la durata del campionamento (vedi Figura 3.3.124, Figura 3.3.139, Figura 3.3.154 e Figura 3.3.169), fenomeno dovuto ad una prova a fatica svolta a 37 Hz confinante alla prova sulle due travi analizzata in questo elaborato.

3.3.2.6. Correlazioni tra frequenze identificate e temperatura e tra frequenze identificate e forza assiale

Come detto nel paragrafo precedente, esiste una correlazione di tipo inverso tra frequenze identificate e temperature e una correlazione di tipo diretto tra frequenze identificate e forza assiale. Nel seguente paragrafo verranno riportati i risultati ottenuti dalle regressioni lineari, che in seguito verranno utilizzati per la correzione delle frequenze grezze identificate.

Di seguito verranno riportate le regressioni per le frequenze identificate per la trave 1 attraverso l'applicazione dell'algoritmo cov-SSI. Discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti.

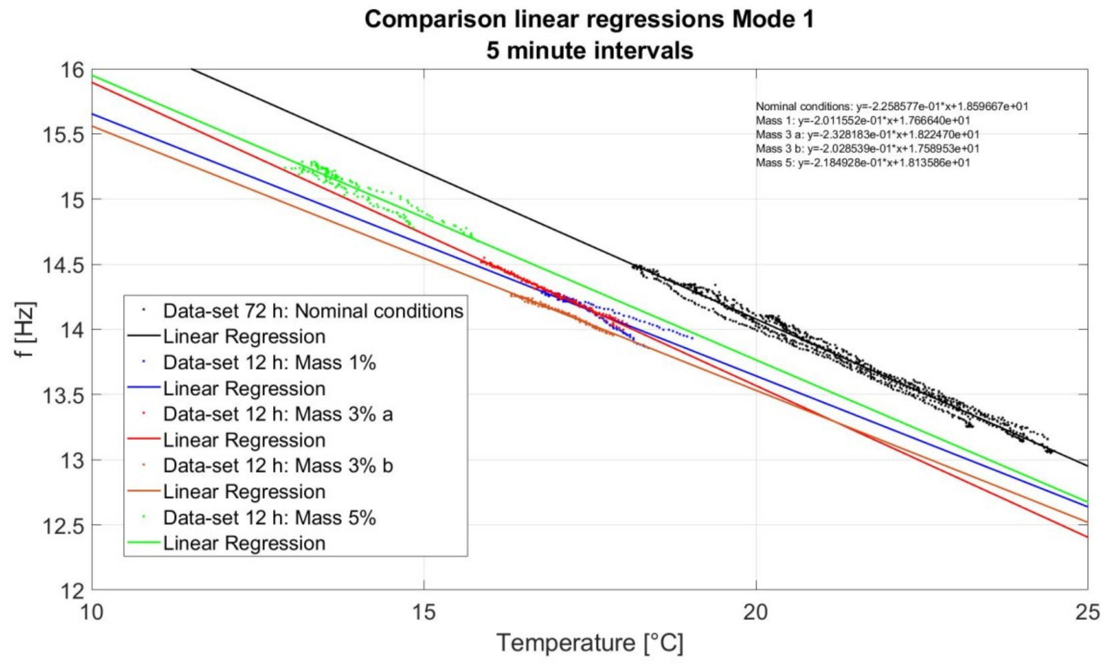

Figura 3.3.177: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

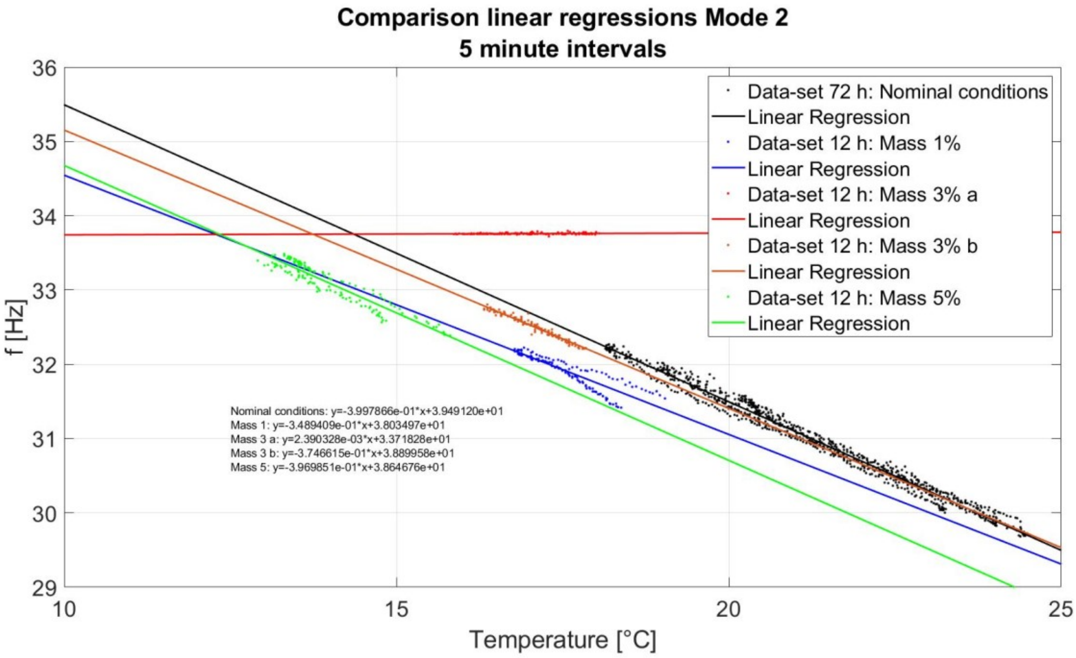

Figura 3.3.178: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

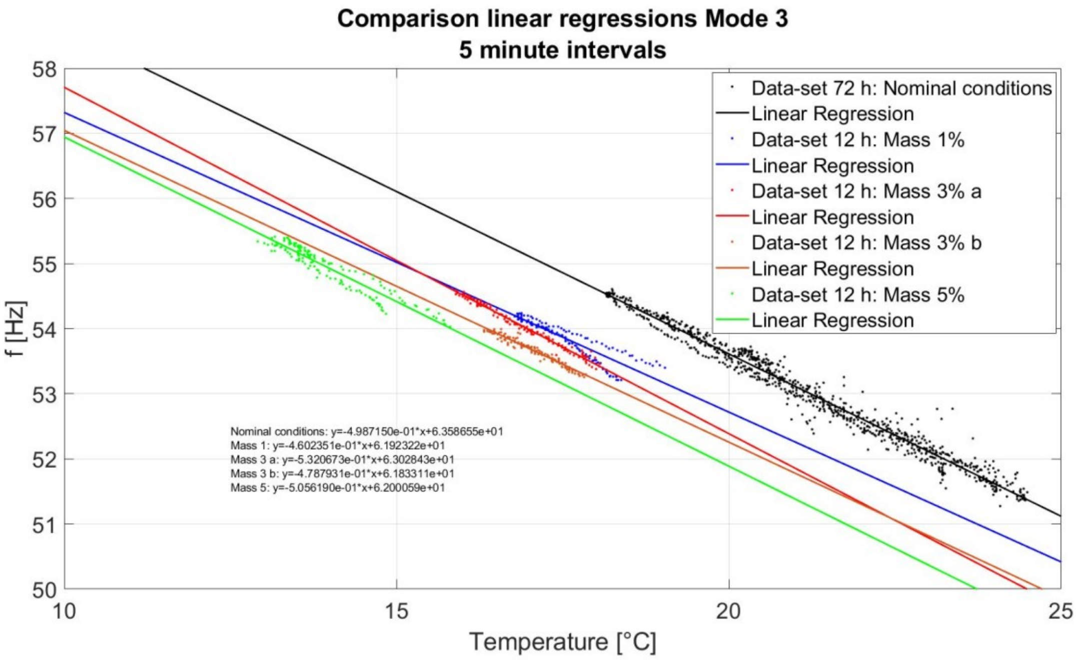

Figura 3.3.179: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

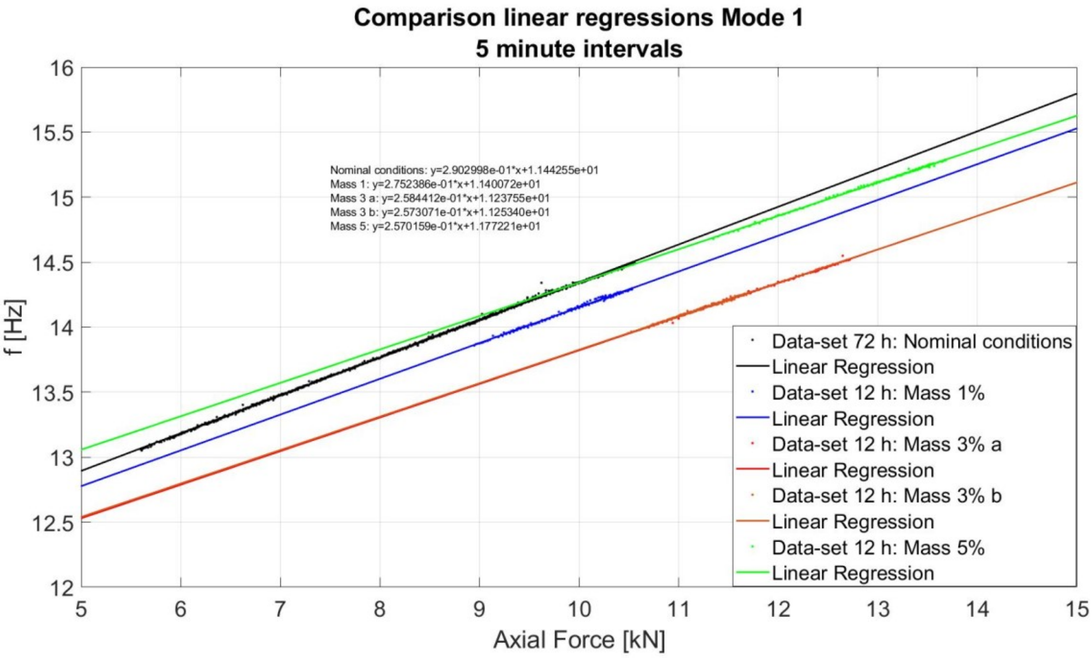

Figura 3.3.180: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

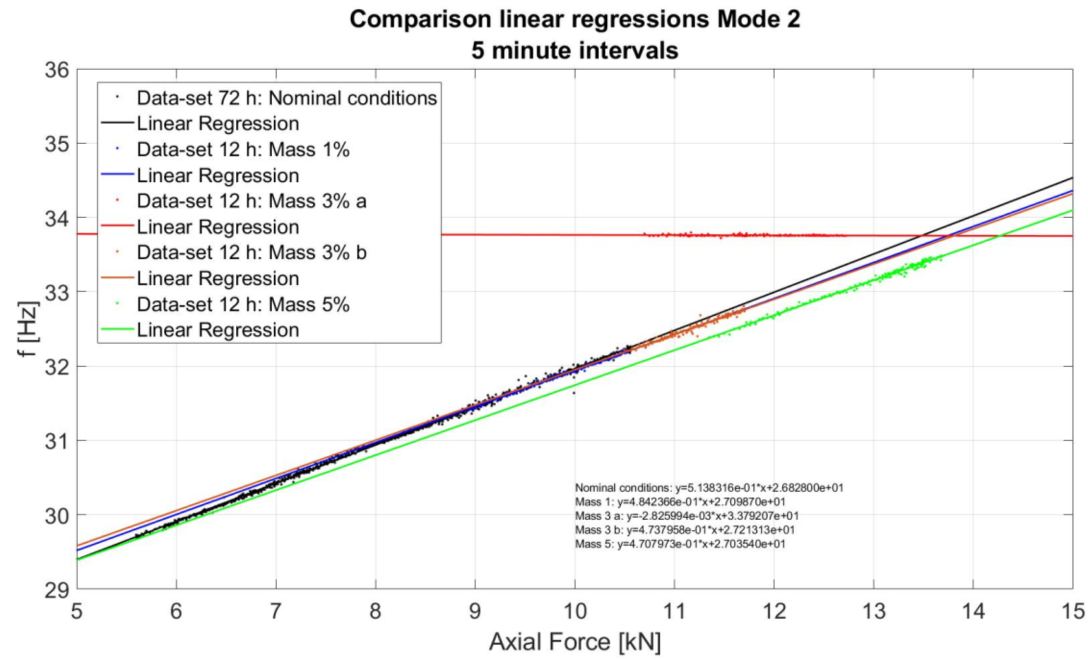

Figura 3.3.181: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

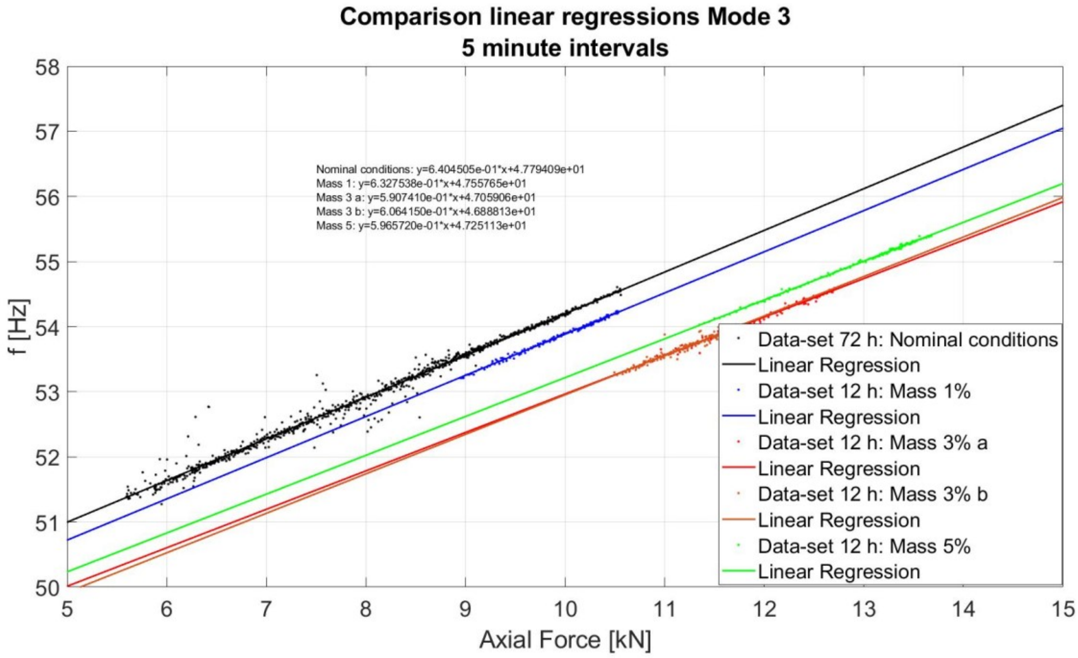

Figura 3.3.182: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

Di seguito verranno riportate le regressioni per le frequenze identificate per la trave 1 attraverso l'applicazione del metodo PolyMAX. Discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti.

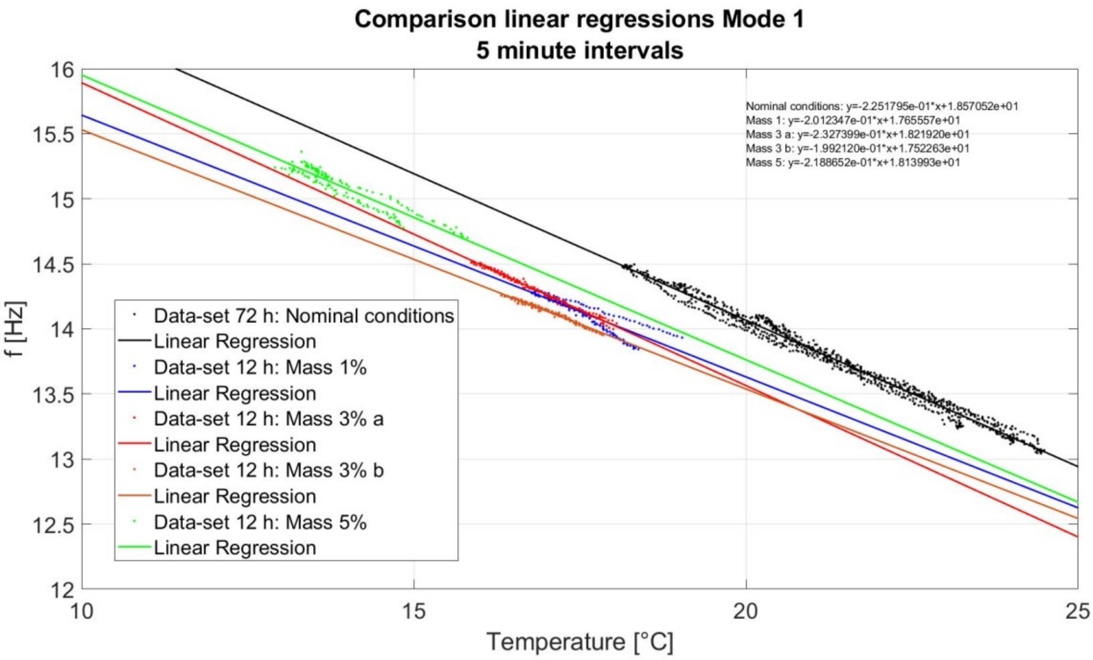

Figura 3.3.183: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

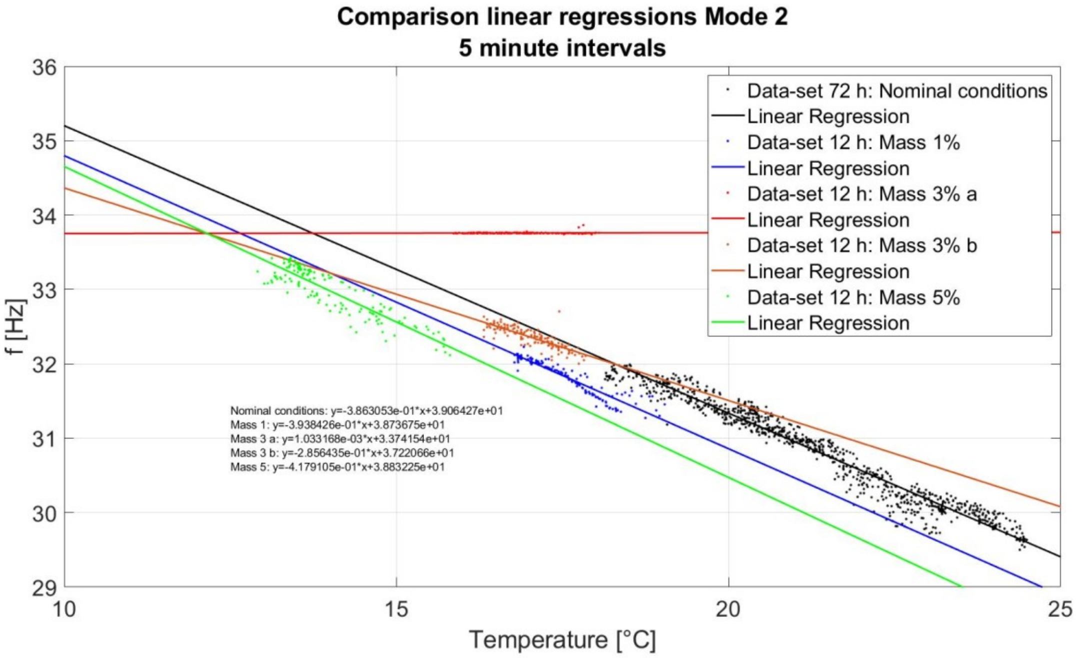

Figura 3.3.184: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

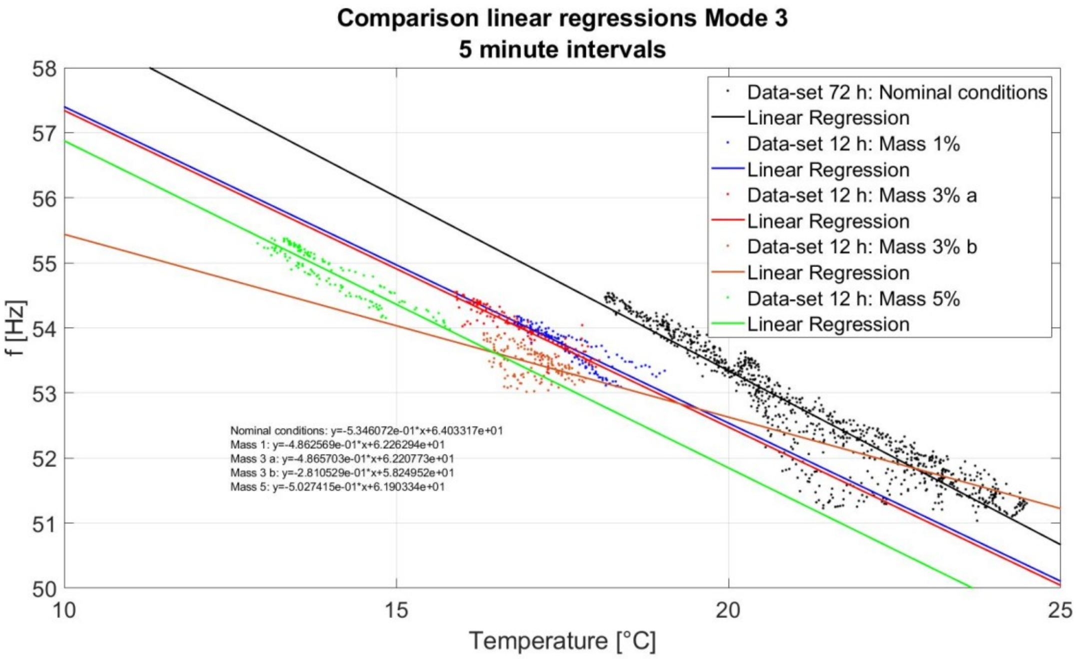

Figura 3.3.185: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

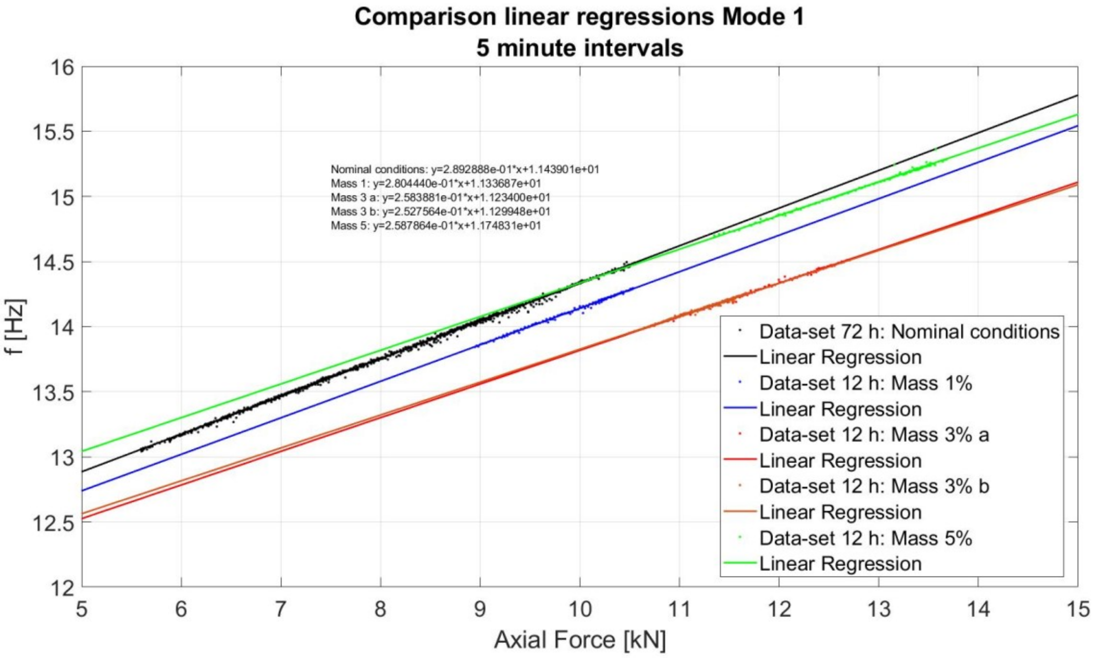

Figura 3.3.186: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

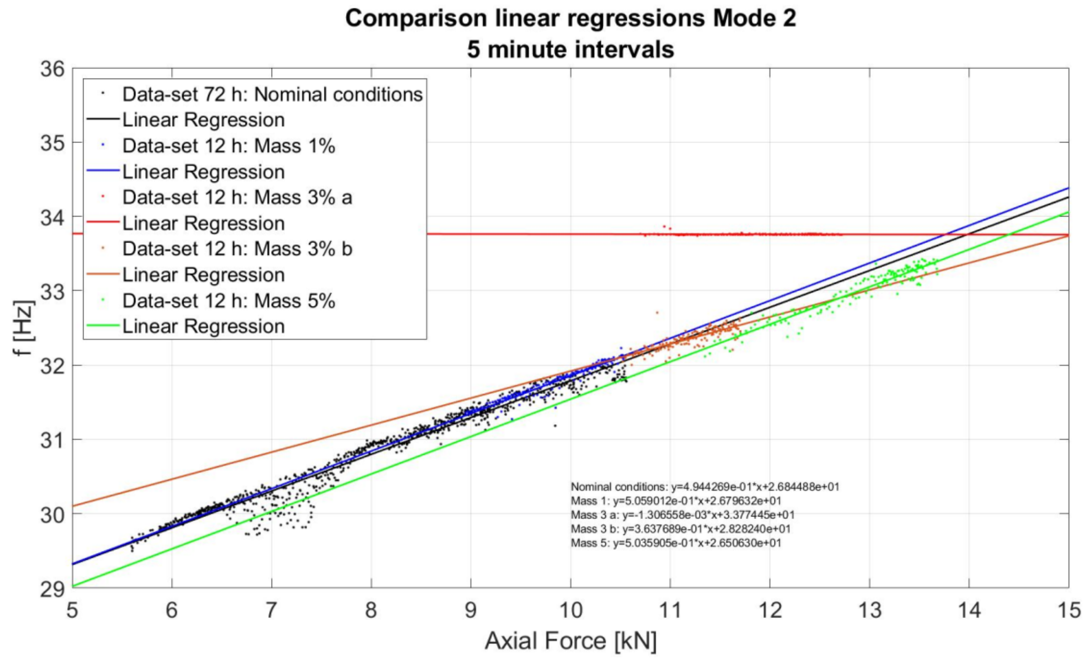

Figura 3.3.187: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

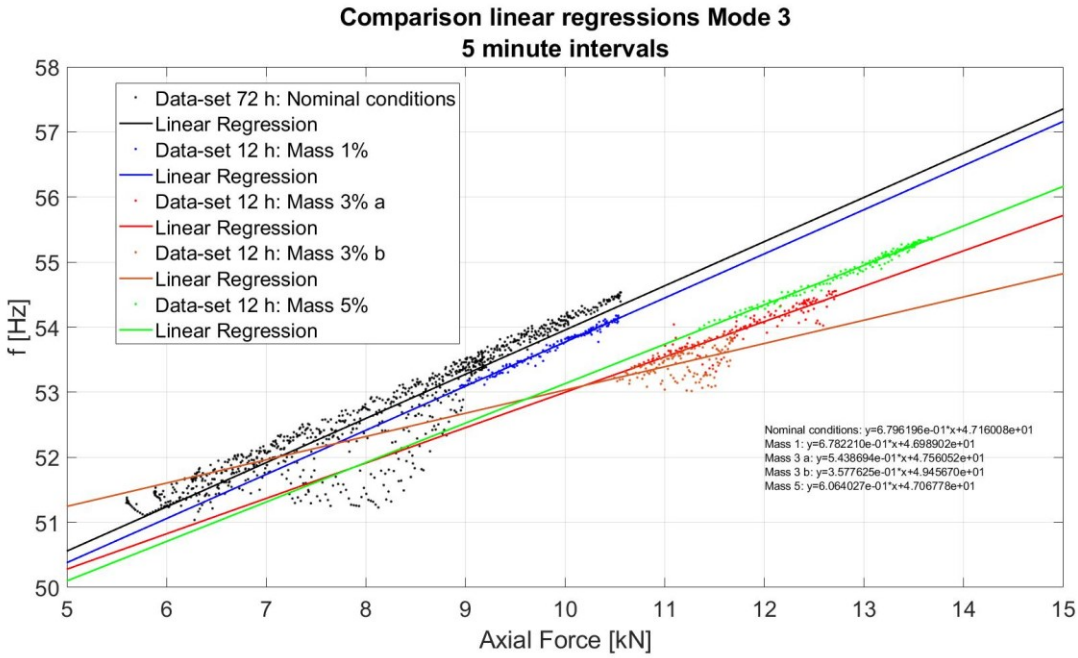

Figura 3.3.188: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

Di seguito verranno riportate le regressioni per le frequenze identificate per la trave 2 attraverso l'applicazione dell'algoritmo cov-SSI. Discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti.

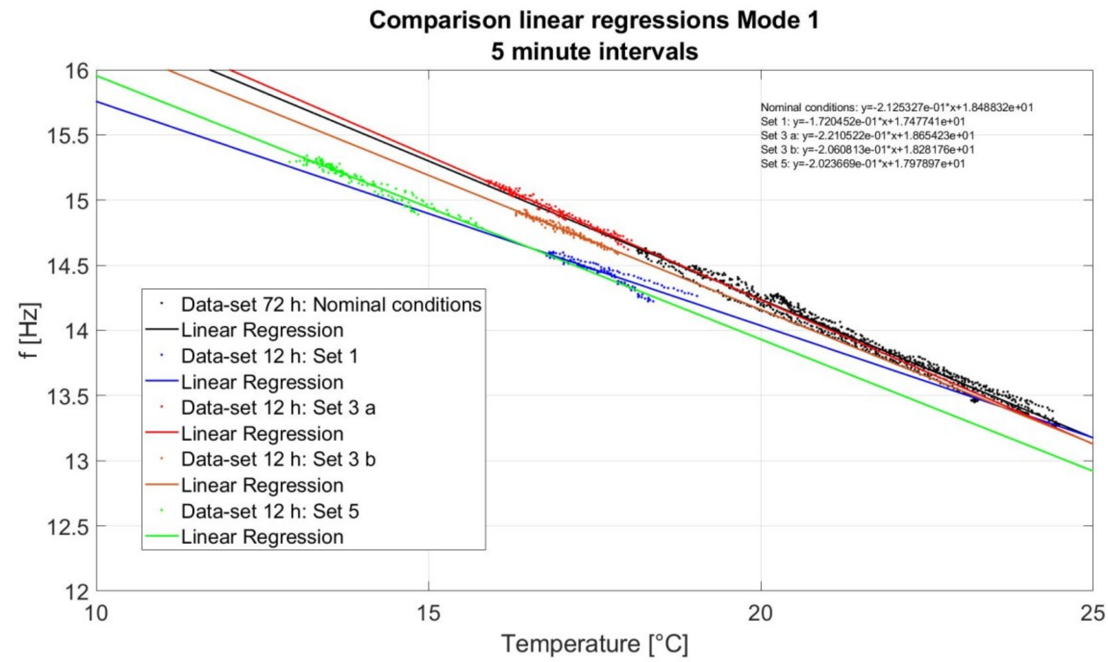

Figura 3.3.189: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

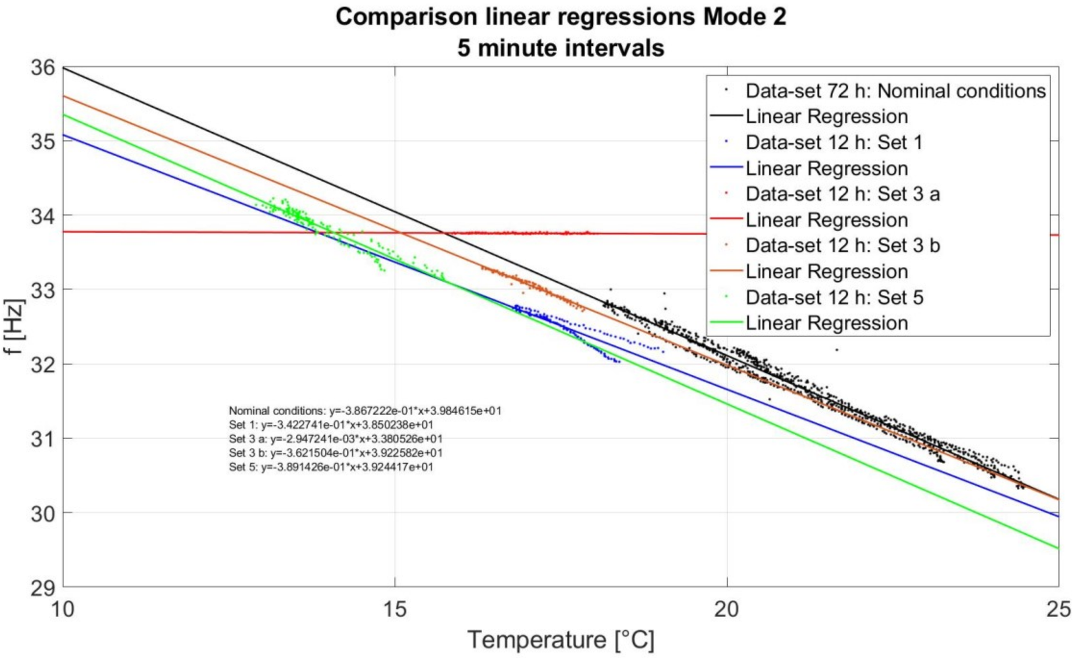

Figura 3.3.190: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

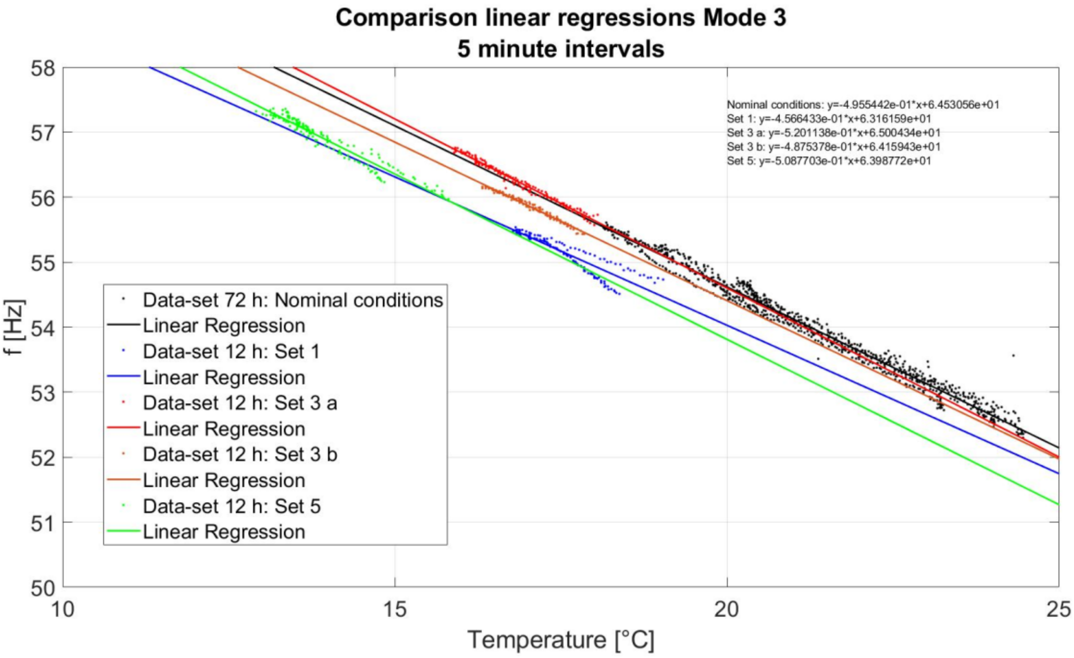

Figura 3.3.191: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

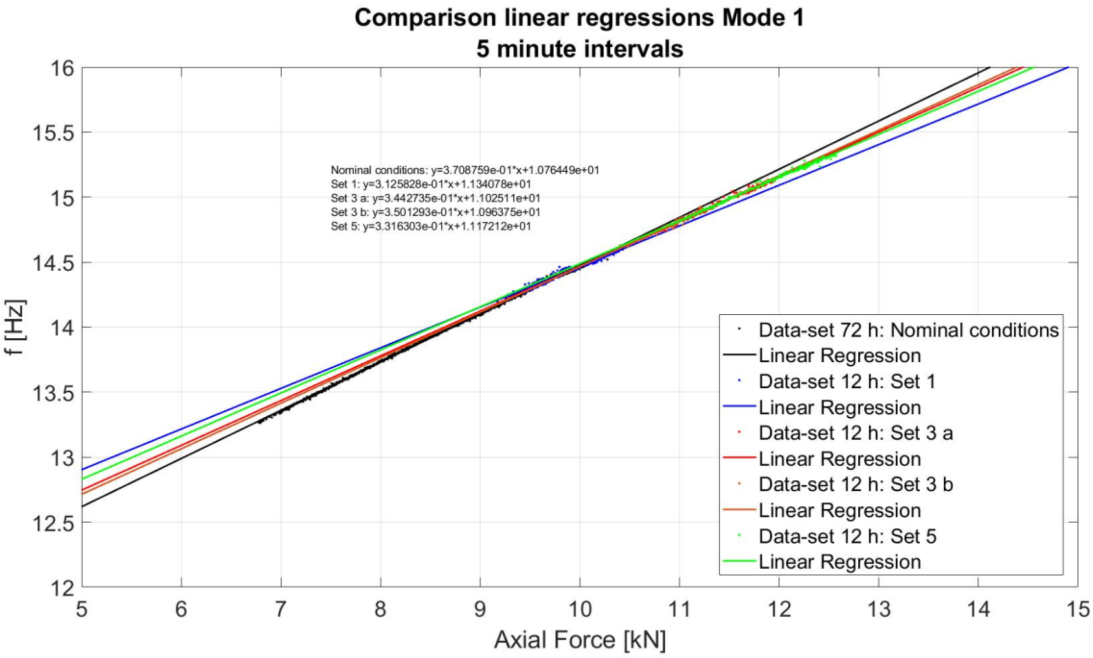

Figura 3.3.192: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

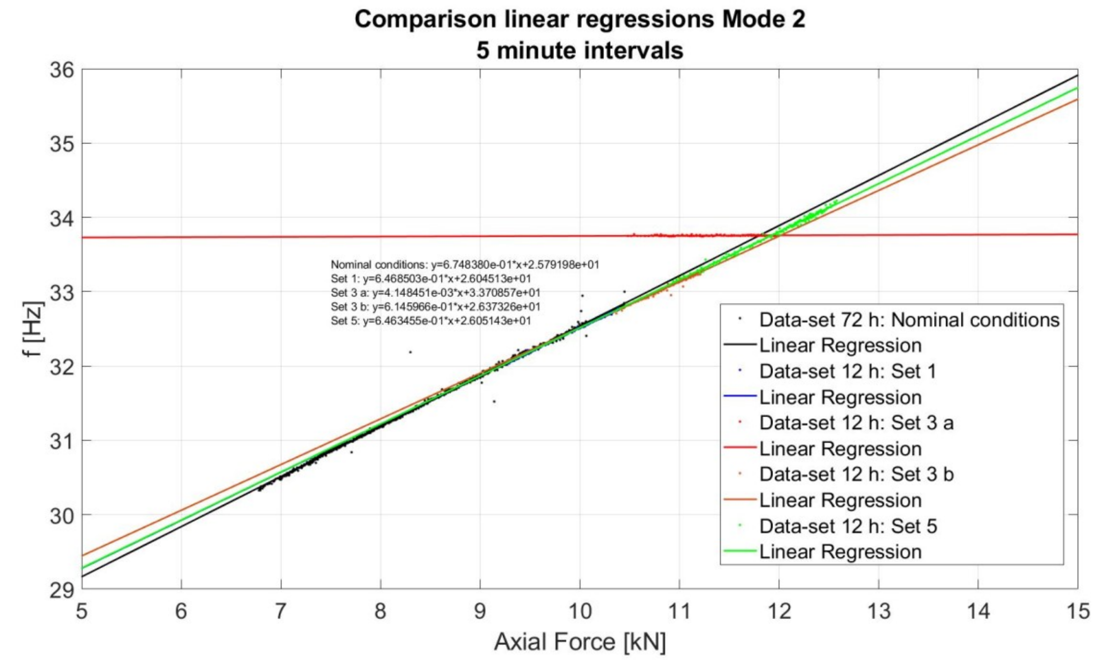

Figura 3.3.193: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

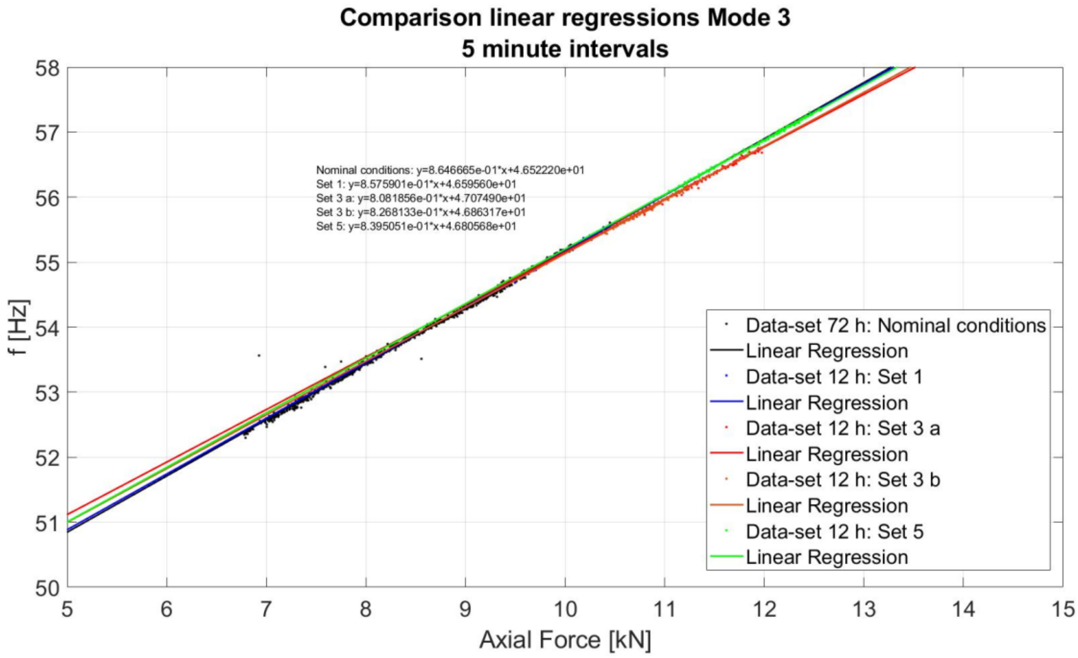

Figura 3.3.194: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

Di seguito verranno riportate le regressioni per le frequenze identificate per la trave 2 attraverso l'applicazione del metodo PolyMAX. Discretizzazione del data-set in intervalli di 5 minuti.

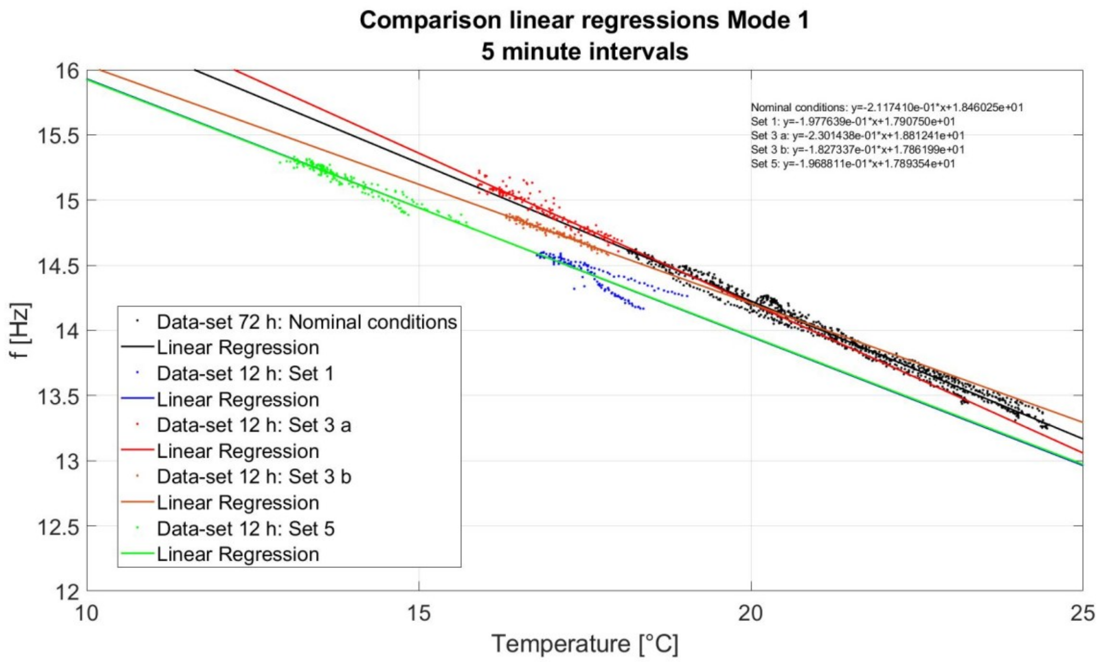

Figura 3.3.195: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

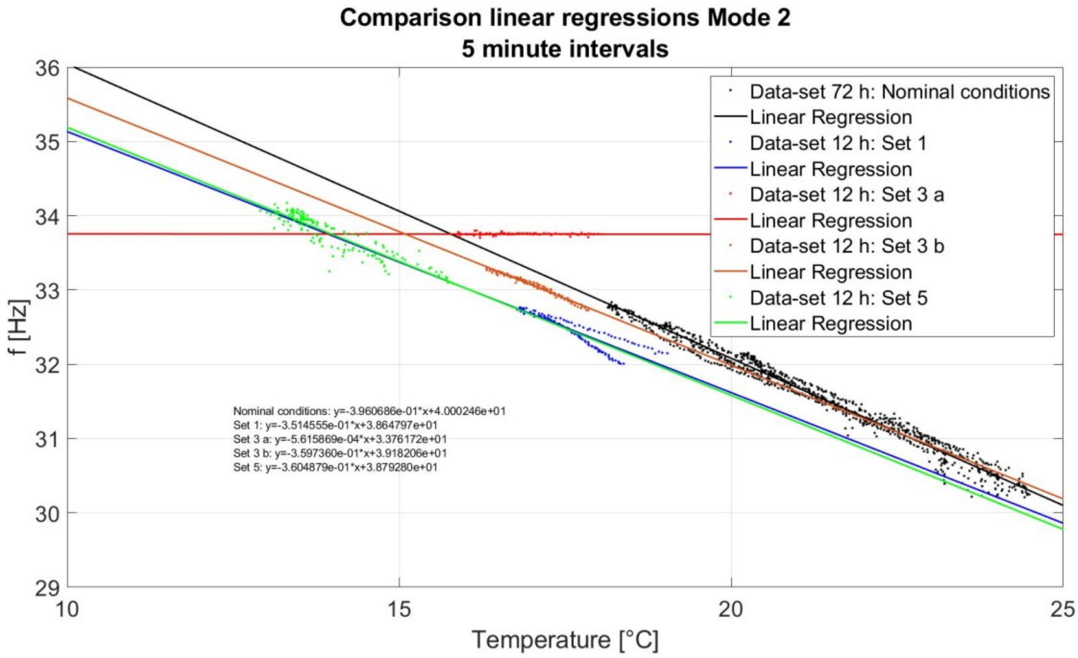

Figura 3.3.196: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

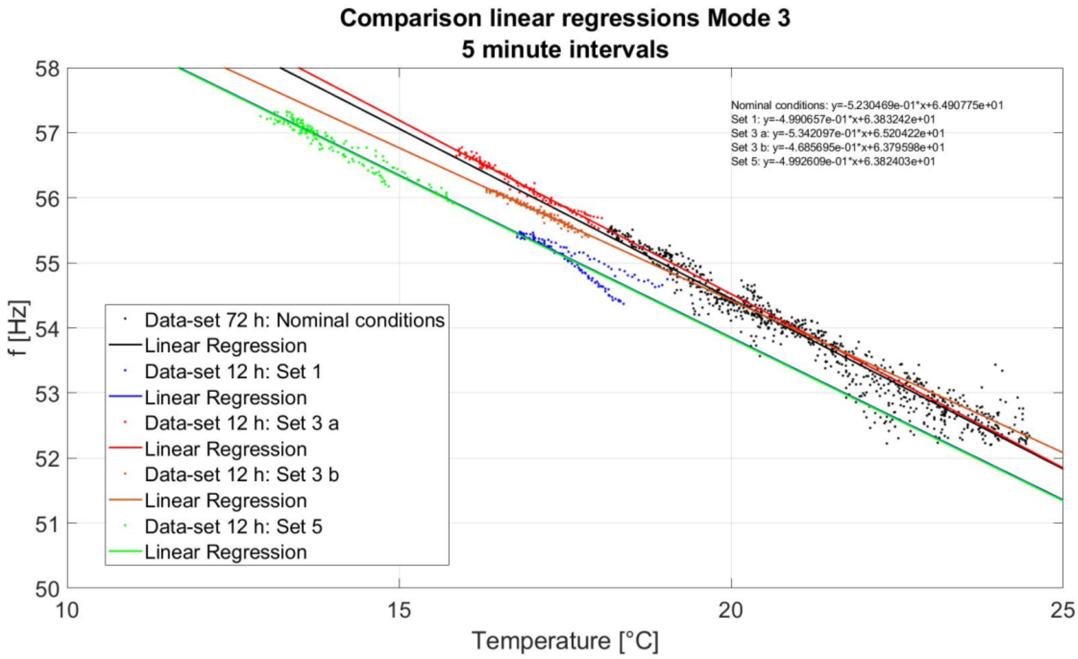

Figura 3.3.197: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

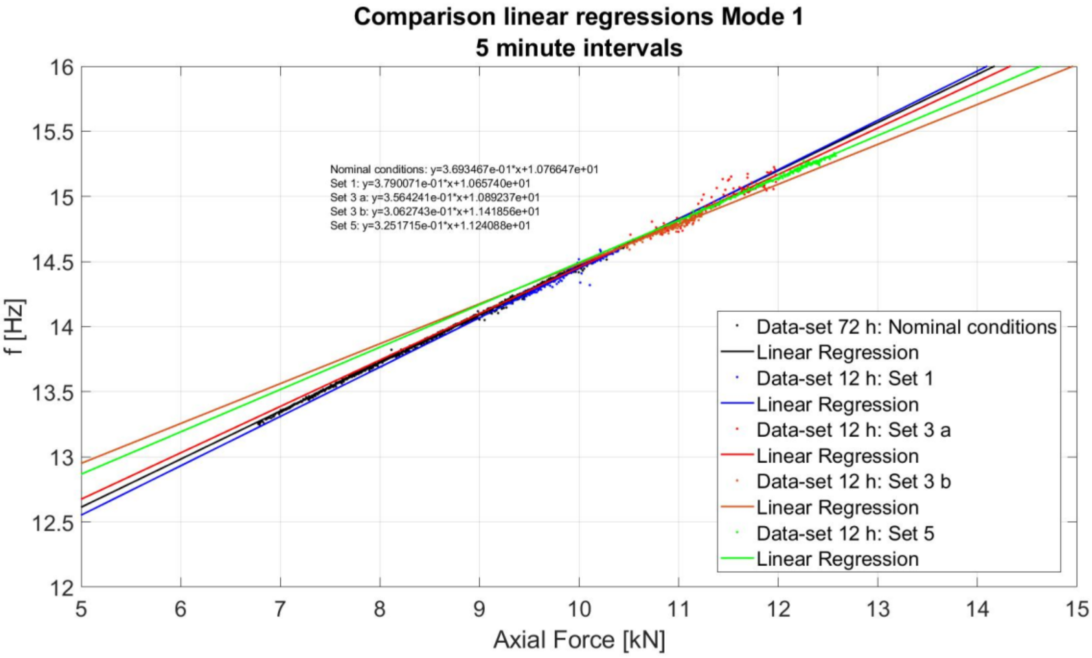

Figura 3.3.198: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

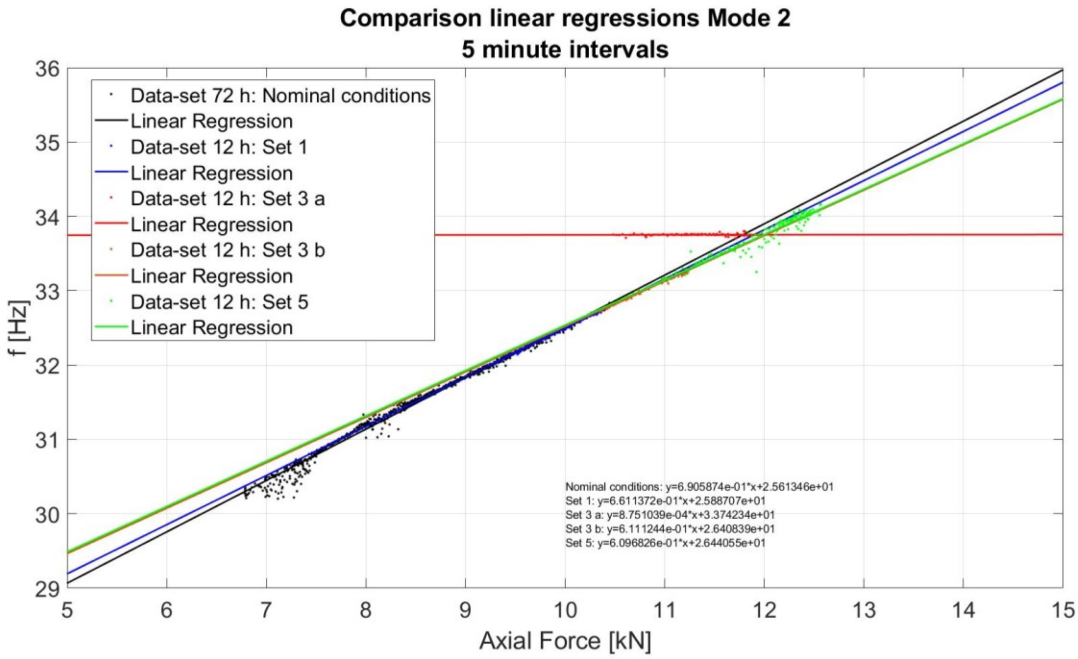

Figura 3.3.199: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

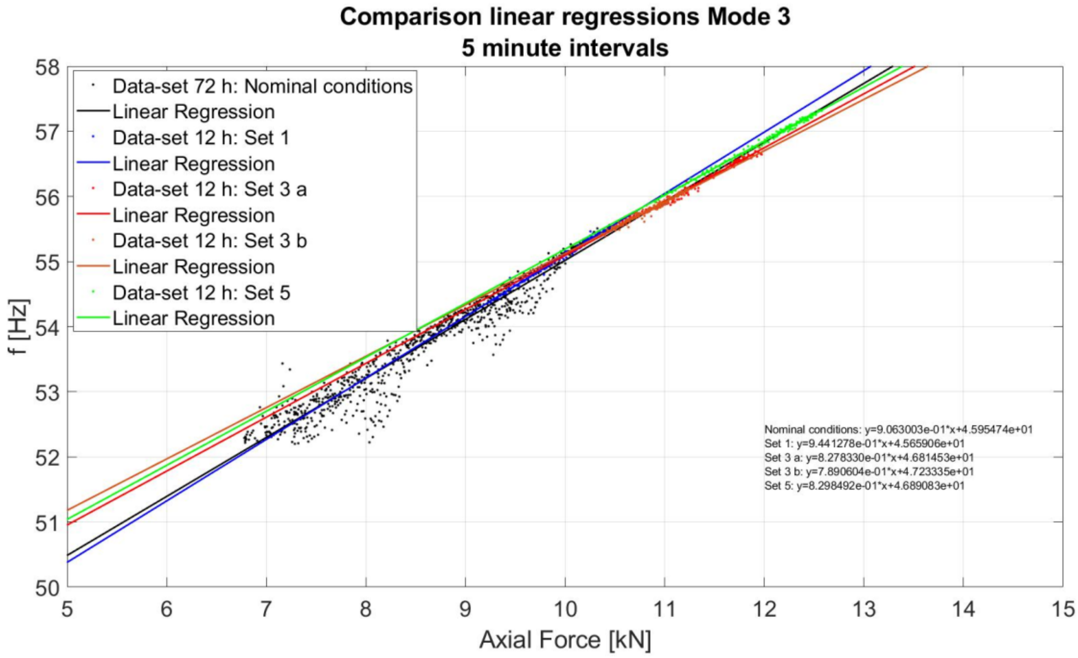

Figura 3.3.200: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

Risultati analoghi sono ottenuti nel caso di discretizzazione del data-set in intervalli di 10 minuti.

Le considerazioni che possono essere fatte per le regressioni sopra riportate, sono analoghe a quanto già visto nel paragrafo 3.3.1.12 per le regressioni ottenute per il metodo Peak-Picking.

Ottenuti i parametri di regressione, nel prossimo paragrafo si procederà alla correzione del dato di frequenza grezza identificata.

3.3.2.7. Correzione delle frequenze identificate

La correzione delle frequenze identificate, segue il procedimento già visto nel paragrafo 3.3.1.13, seguendo quanto mostrato in (3.2) e in (3.3). Di seguito verranno riportati i risultati delle correzioni ottenuti dall'analisi dei cinque data-sets disponibili. Le frequenze corrette, così come fatto per le frequenze identificate, saranno confrontate tra i due metodi di analisi modale operativa utilizzati in questo paragrafo.

Per il data-set di 72 ore i risultati ottenuti dalla correzione delle frequenze identificate sono riportati nelle figure che seguiranno.

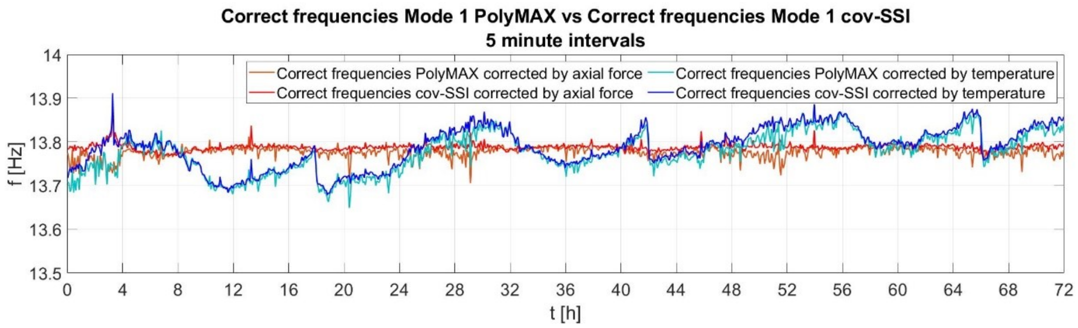

Figura 3.3.201: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

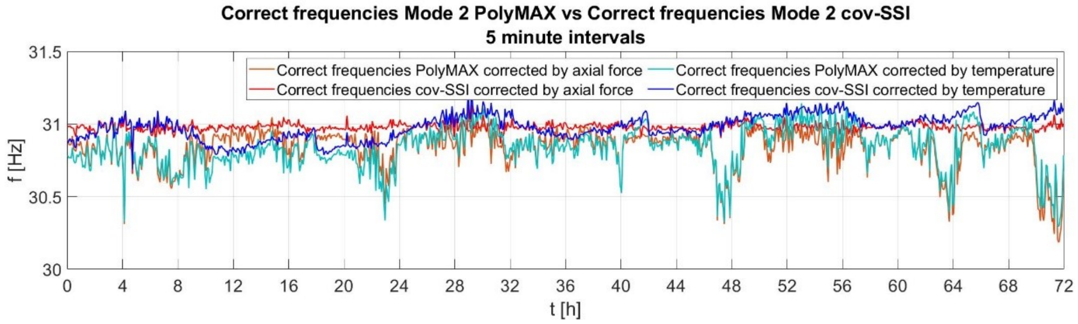

Figura 3.3.202: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

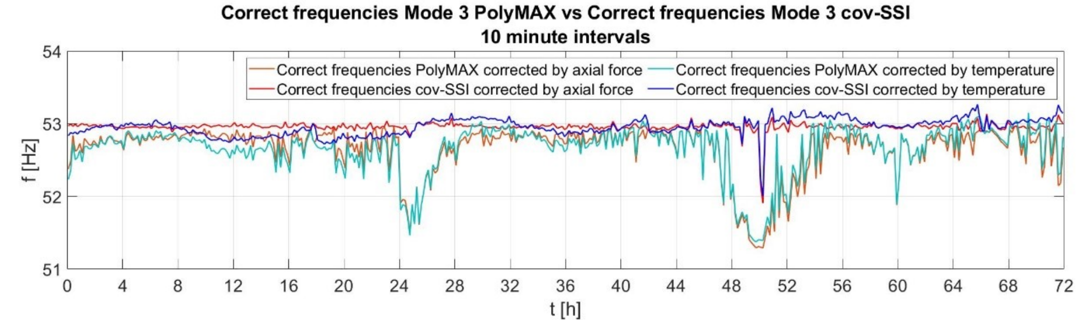

Figura 3.3.203: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

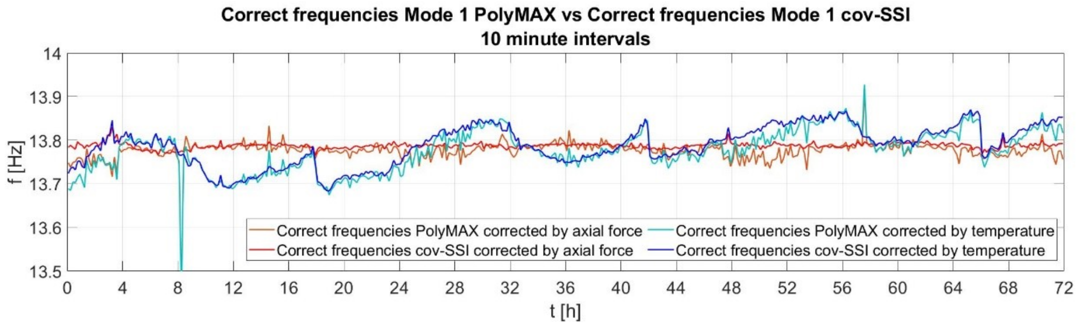

Figura 3.3.204: Trave 1 data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

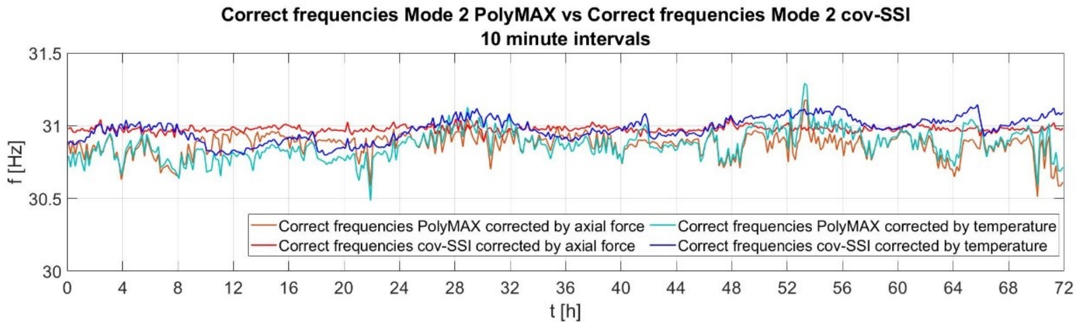

Figura 3.3.205: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

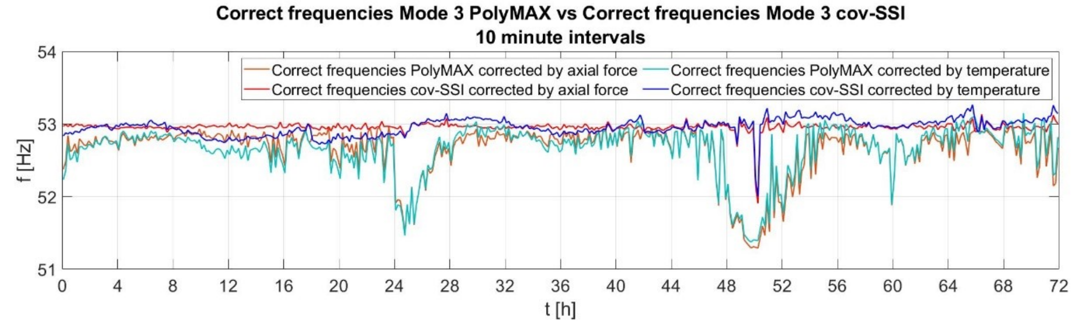

Figura 3.3.206: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

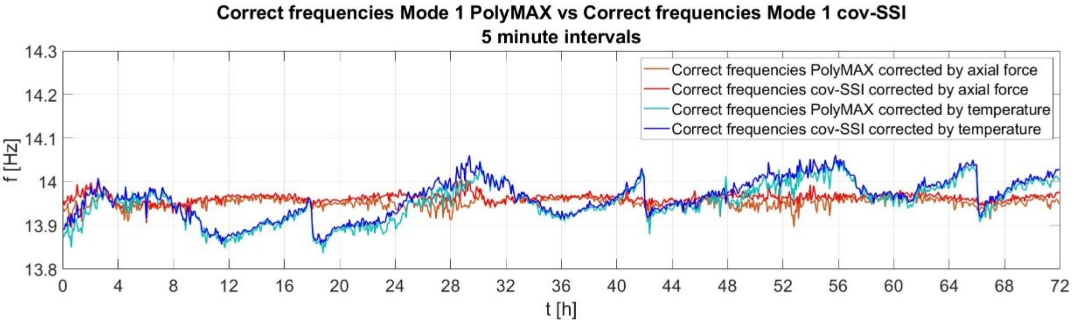

Figura 3.3.207: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

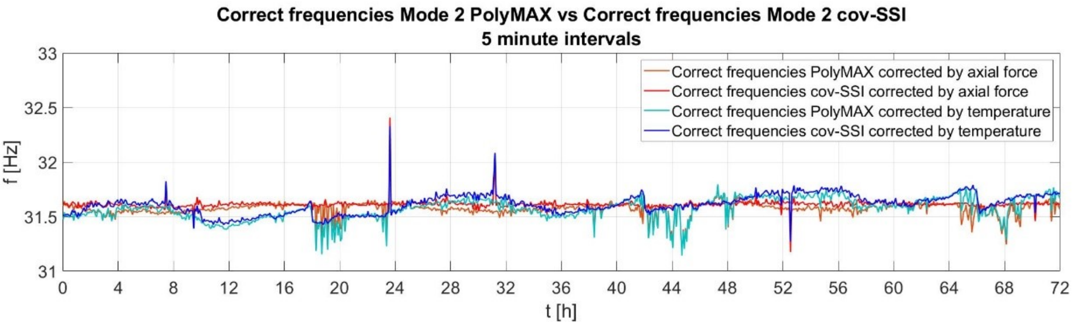

Figura 3.3.208: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

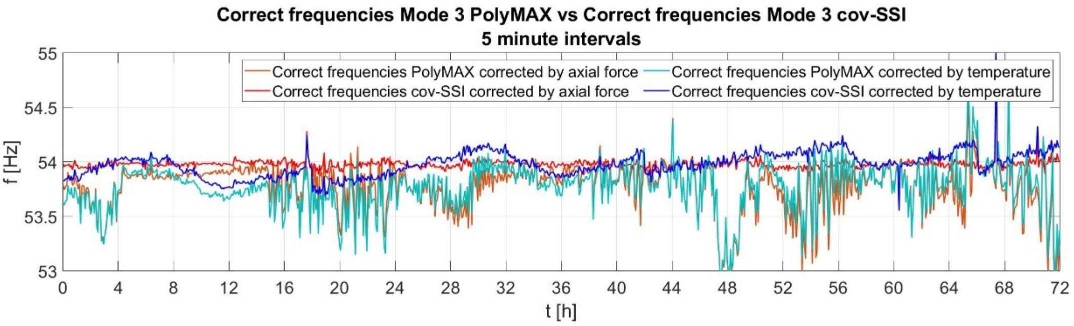

Figura 3.3.209: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

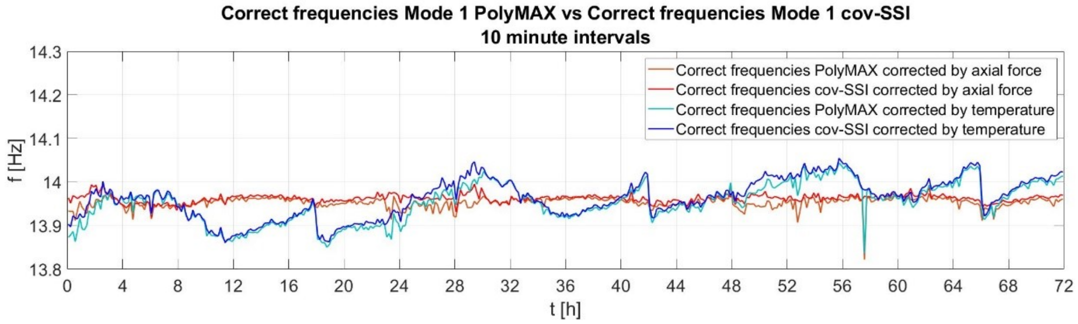

Figura 3.3.210: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

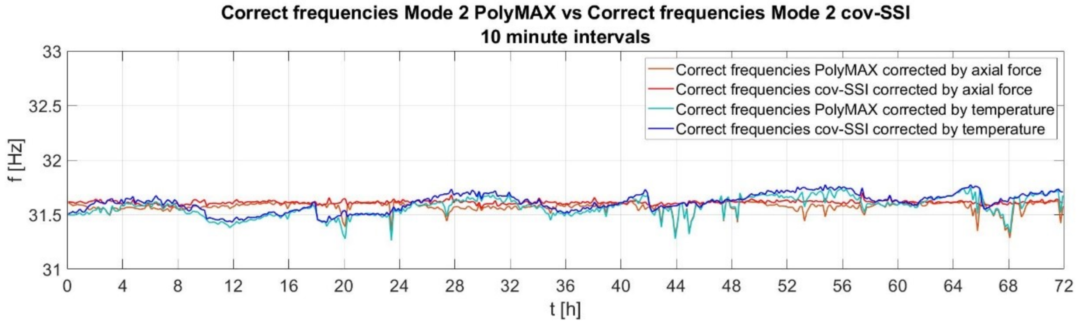

Figura 3.3.211: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

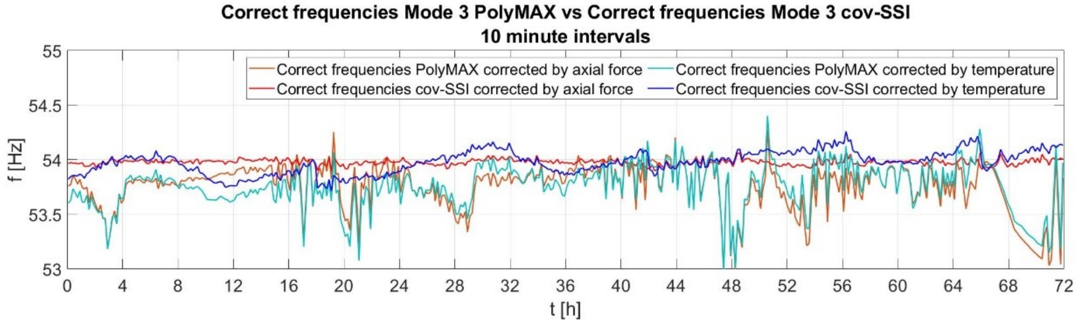

Figura 3.3.212: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Per il data-set di 12 ore con massa dell’1% aggiunta in mezzeria alla trave 1 i risultati ottenuti dalla correzione delle frequenze identificate sono riportati nelle figure che seguiranno.

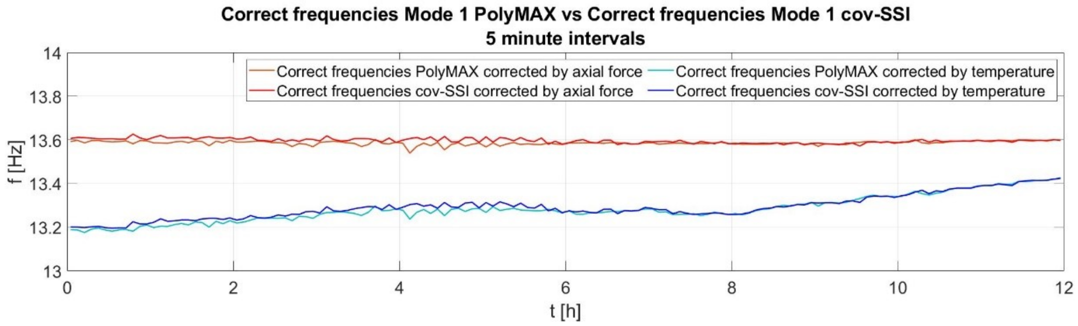

Figura 3.3.213: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

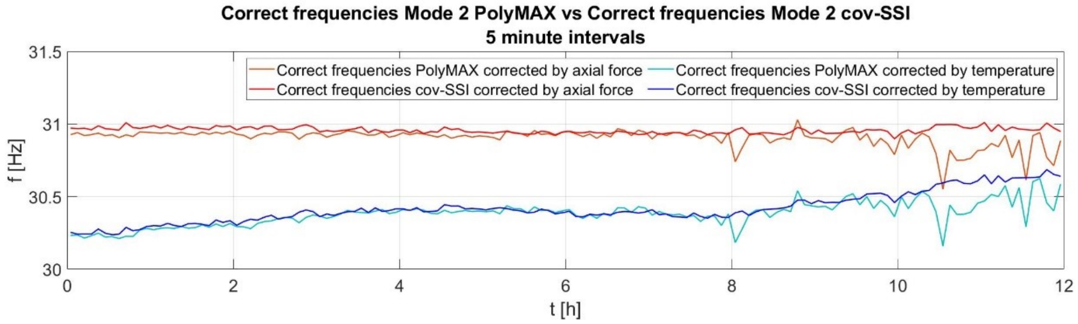

Figura 3.3.214: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

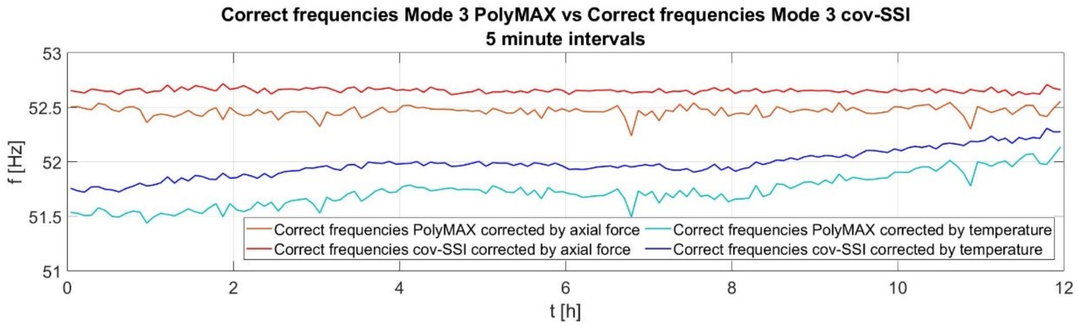

Figura 3.3.215: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

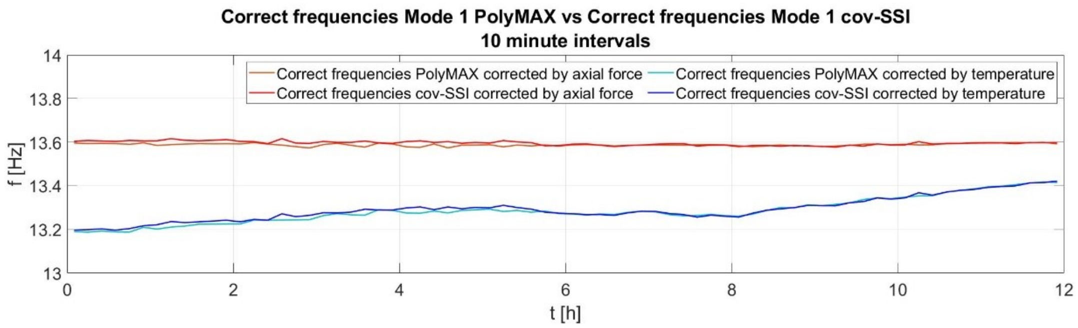

Figura 3.3.216: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

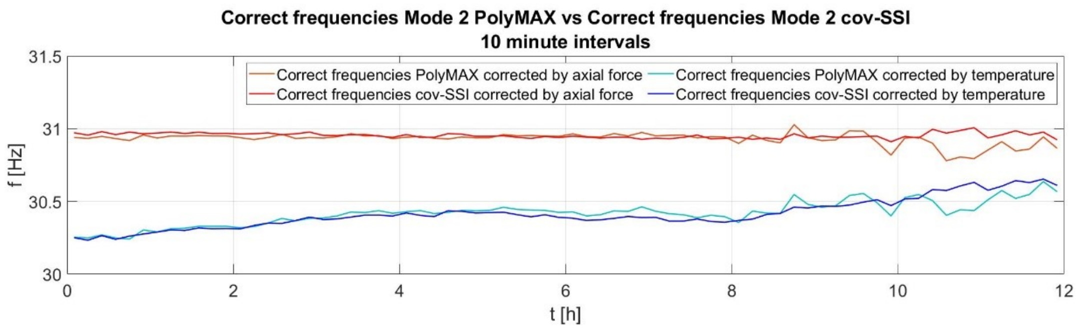

Figura 3.3.217: Trave 1 data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

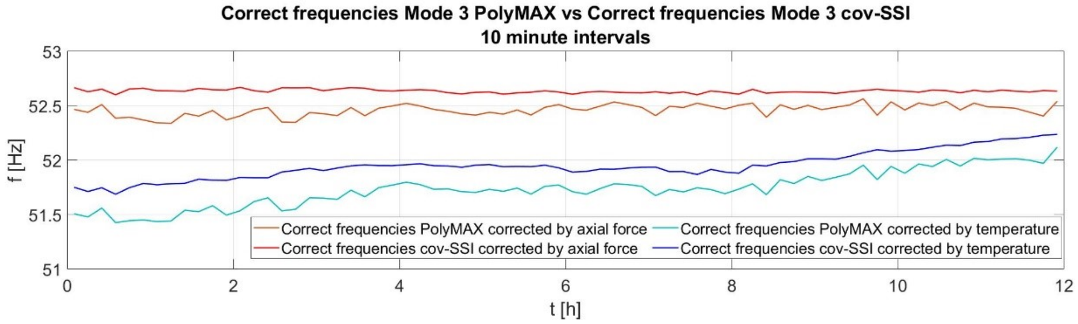

Figura 3.3.218: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

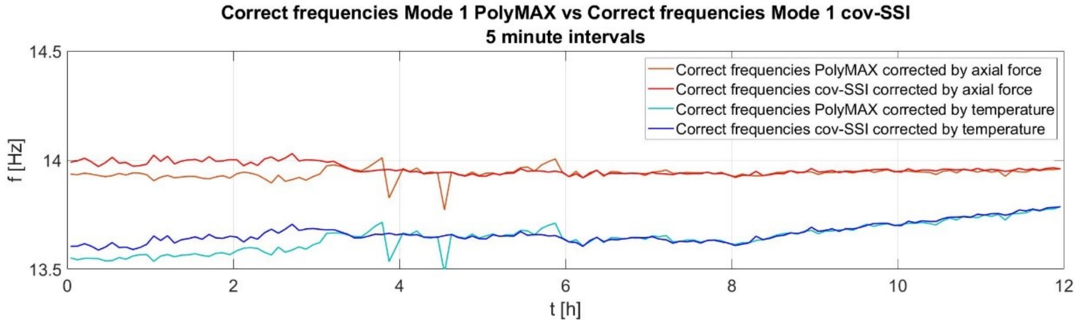

Figura 3.3.219: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

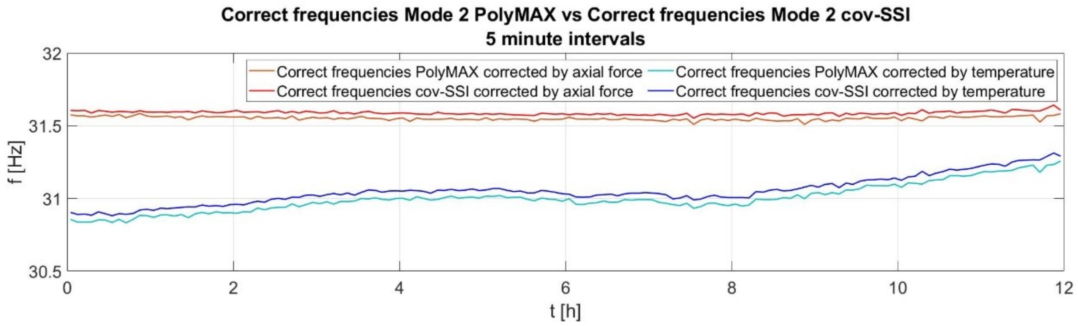

Figura 3.3.220: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

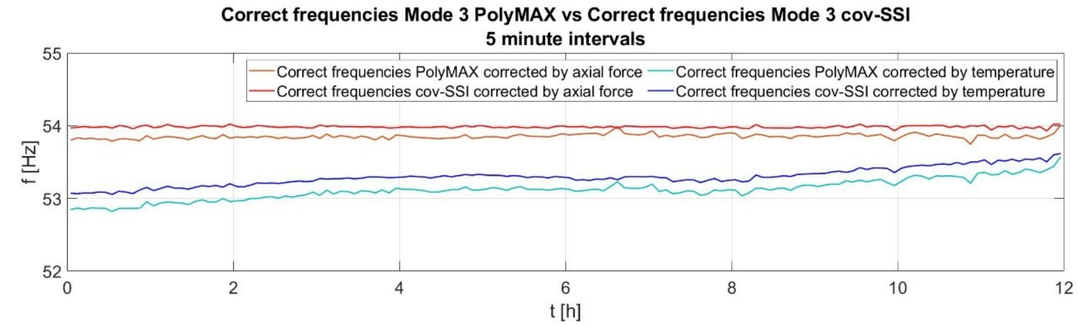

Figura 3.3.221: Trave 2. Data-set di 12 h: Set 1. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

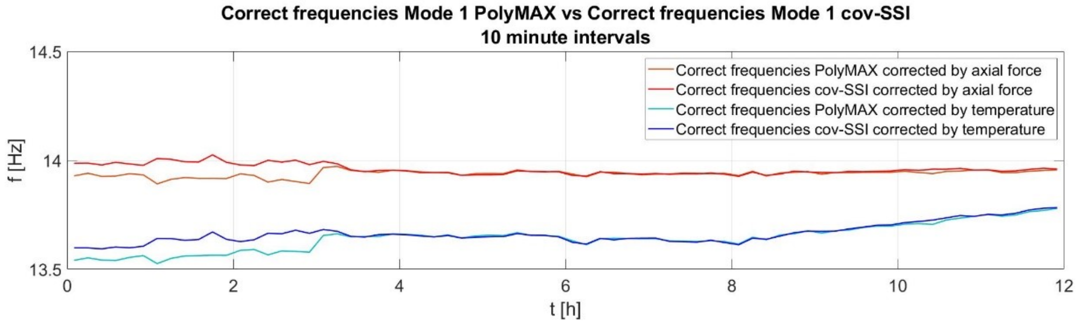

Figura 3.3.222: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

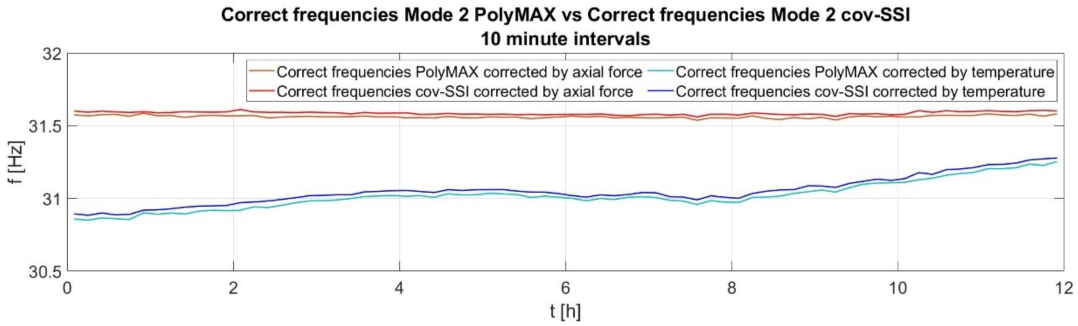

Figura 3.3.223: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

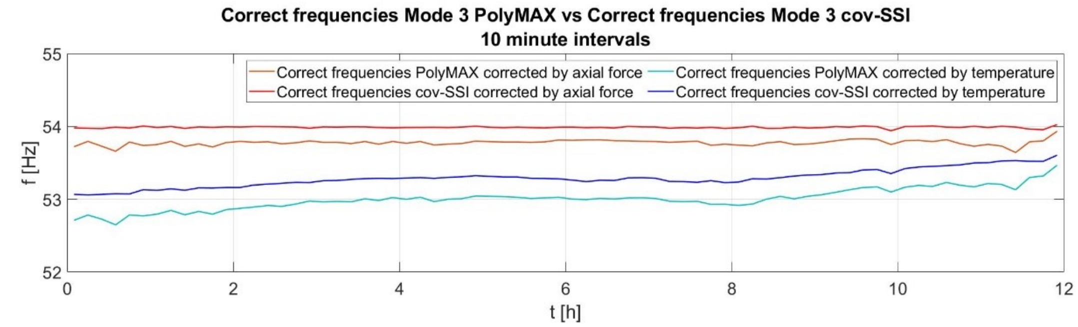

Figura 3.3.224: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Per il data-set di 12 ore con massa del 3% aggiunta in mezzeria alla trave 1 e presenza di disturbo i risultati ottenuti dalla correzione delle frequenze identificate sono riportati nelle figure che seguiranno.

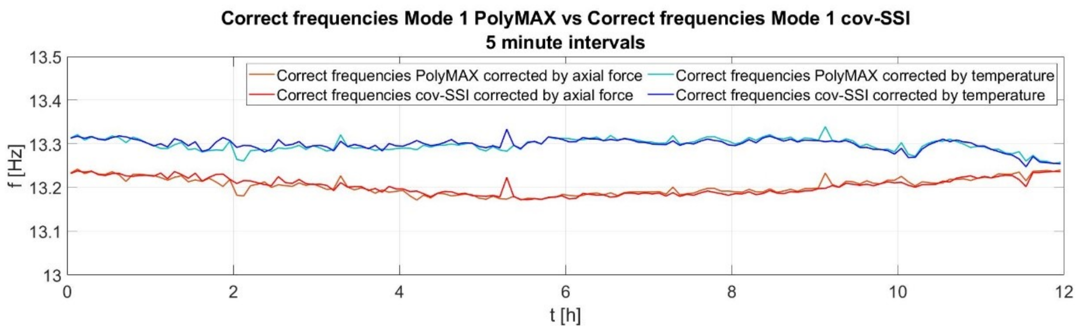

Figura 3.3.225: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

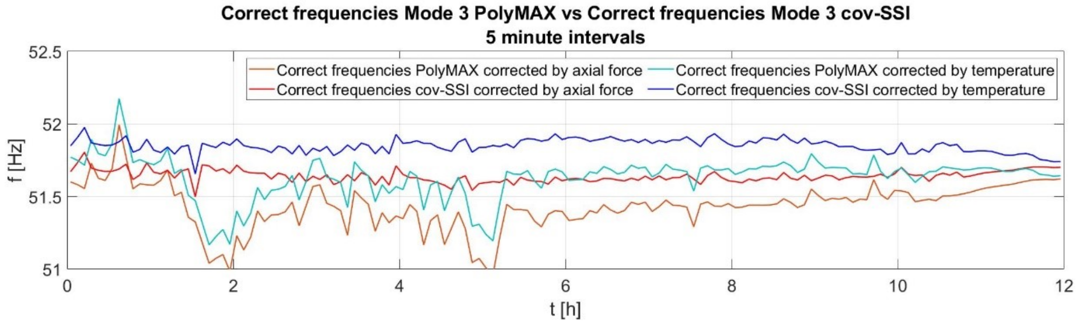

Figura 3.3.226: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

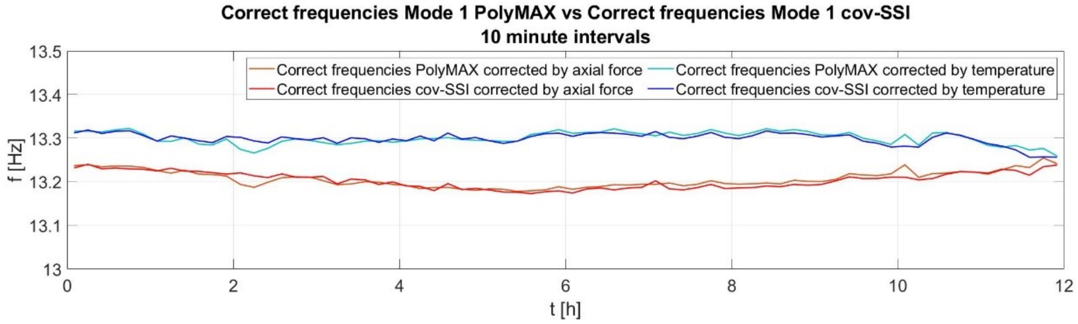

Figura 3.3.227: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

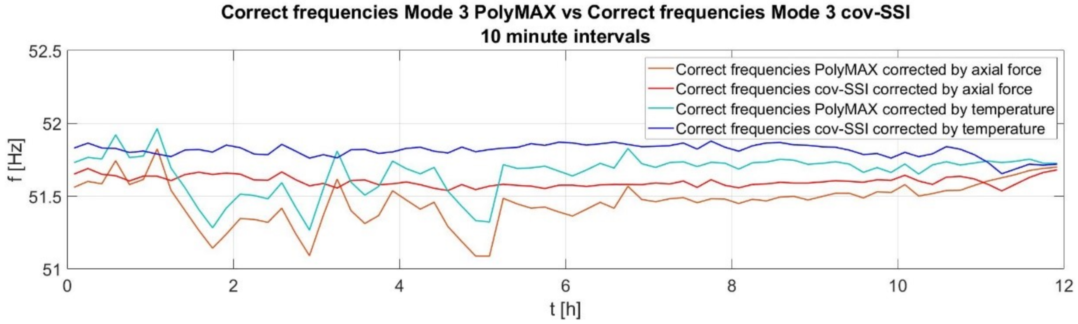

Figura 3.3.228: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

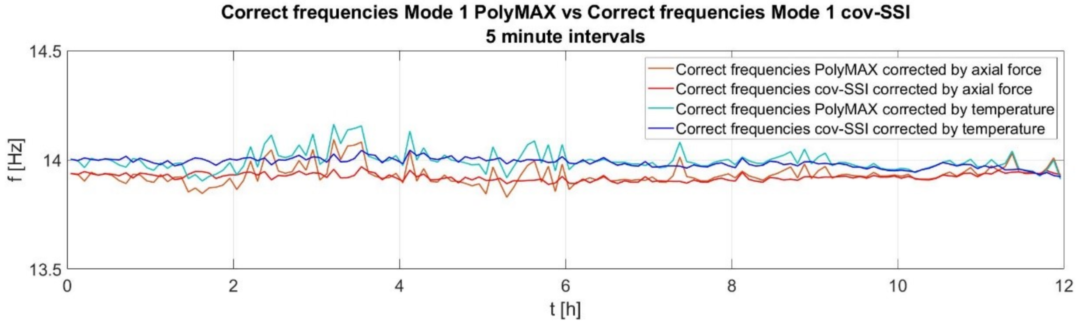

Figura 3.3.229: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

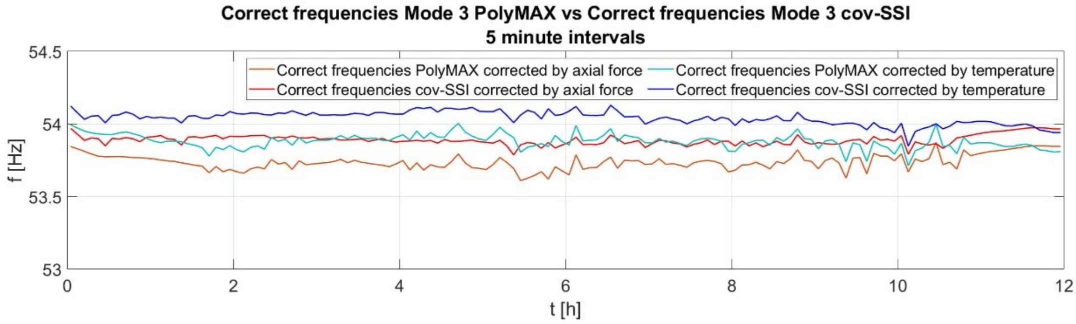

Figura 3.3.230: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

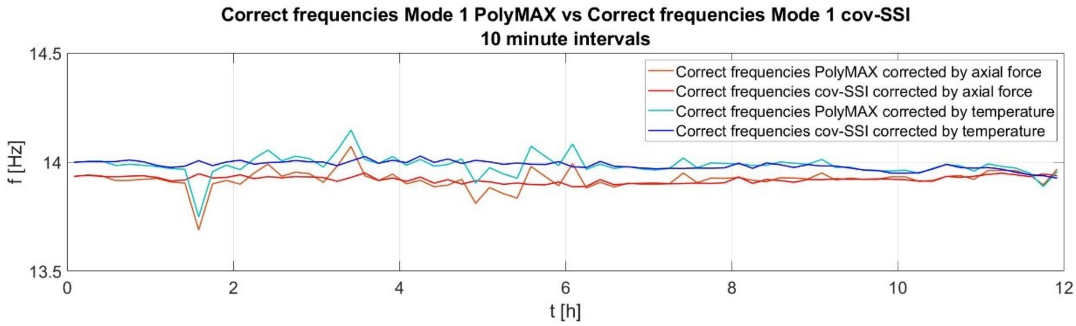

Figura 3.3.231: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

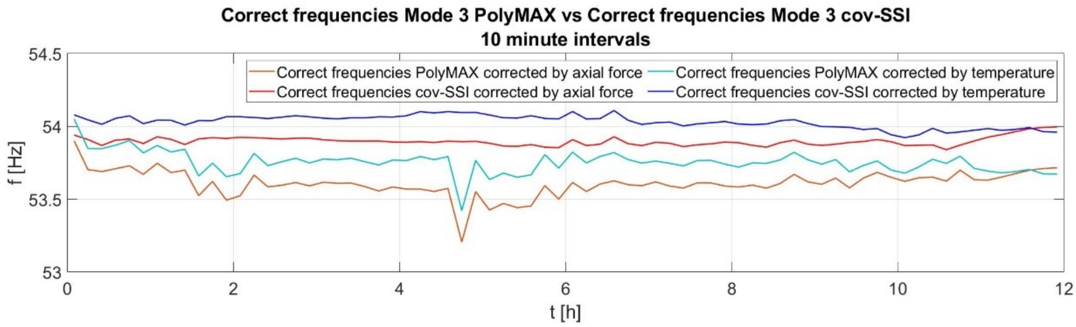

Figura 3.3.232: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Per il data-set di 12 ore con massa del 3% aggiunta in mezzeria alla trave 1 e prova non disturbata i risultati ottenuti dalla correzione delle frequenze identificate sono riportati nelle figure che seguiranno.

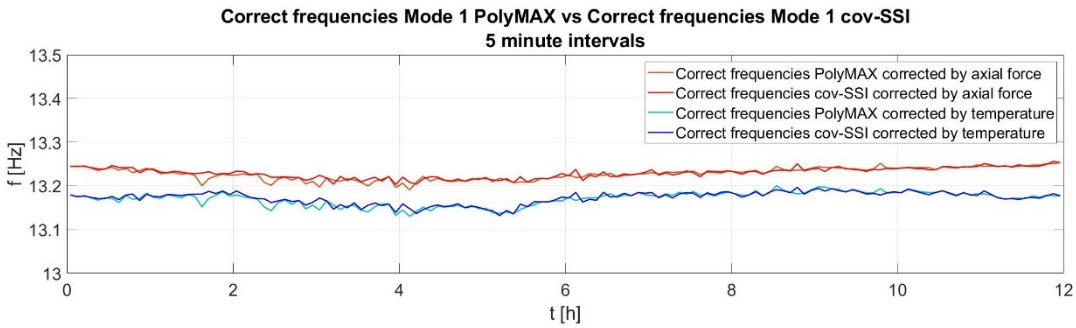

Figura 3.3.233: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

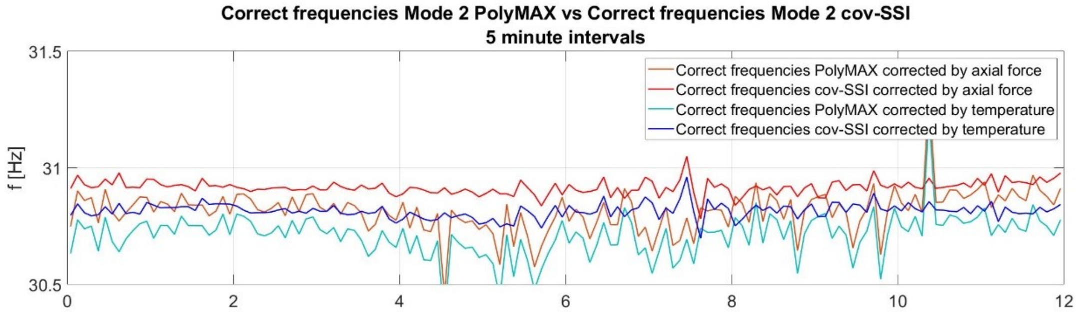

Figura 3.3.234: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

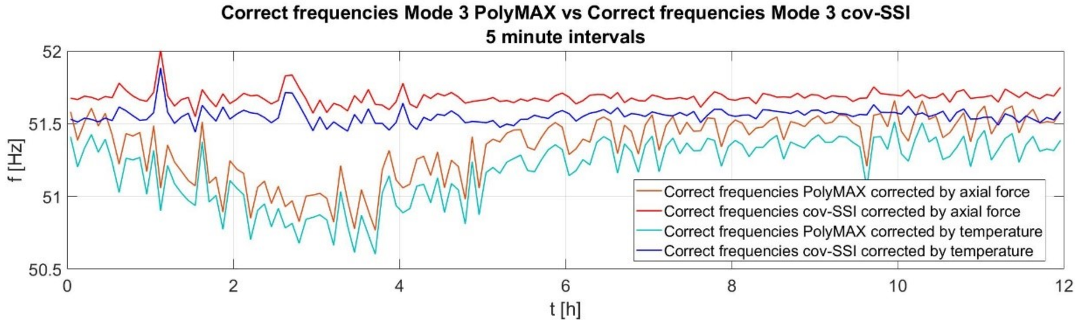

Figura 3.3.235: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

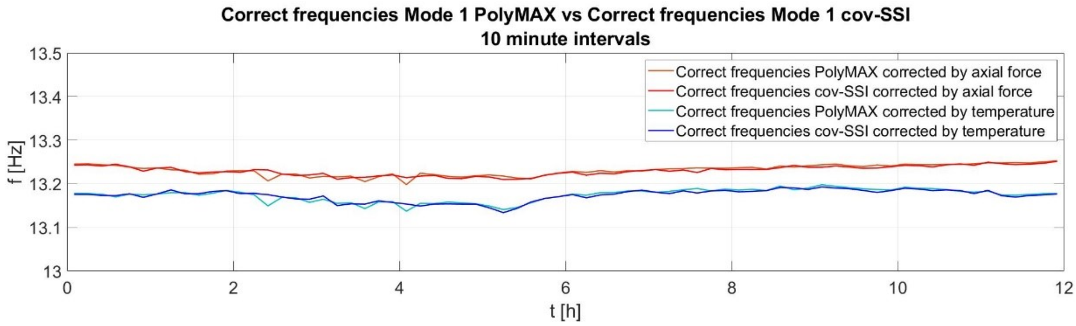

Figura 3.3.236: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

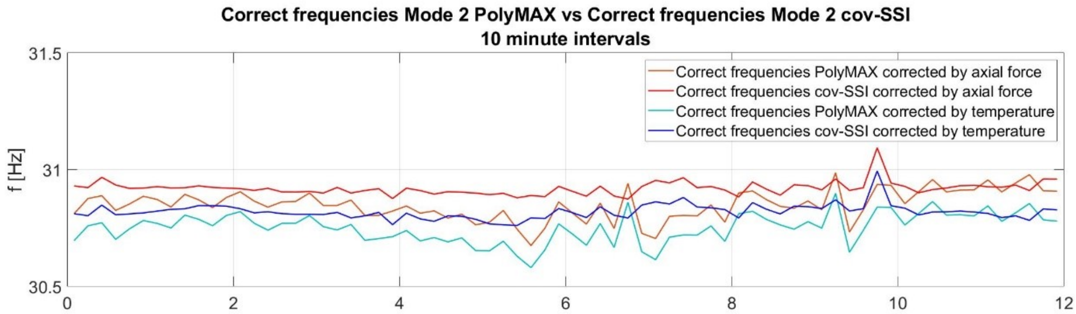

Figura 3.3.237: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

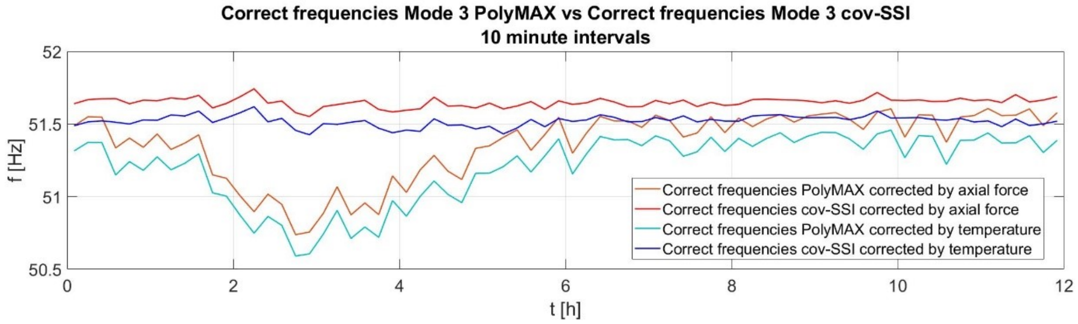

Figura 3.3.238: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

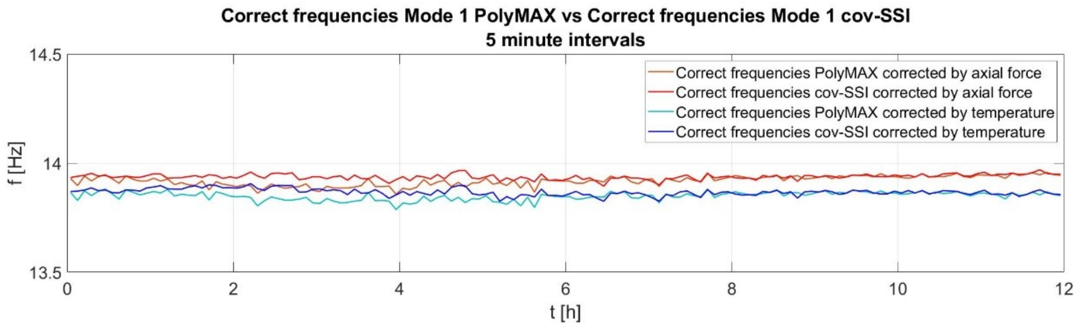

Figura 3.3.239: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

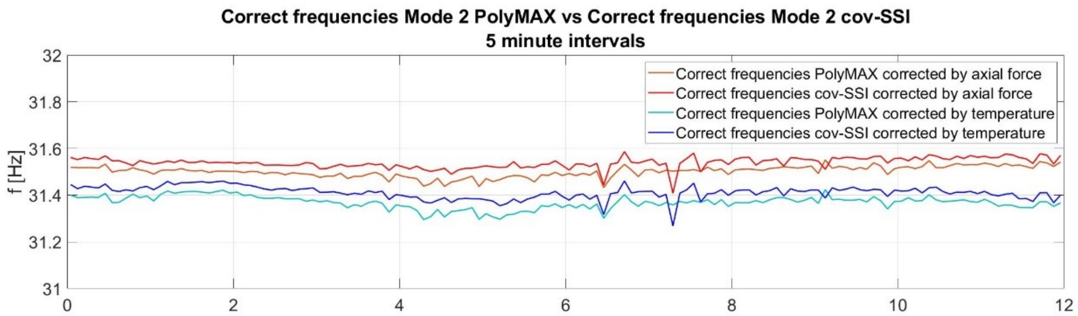

Figura 3.3.240: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

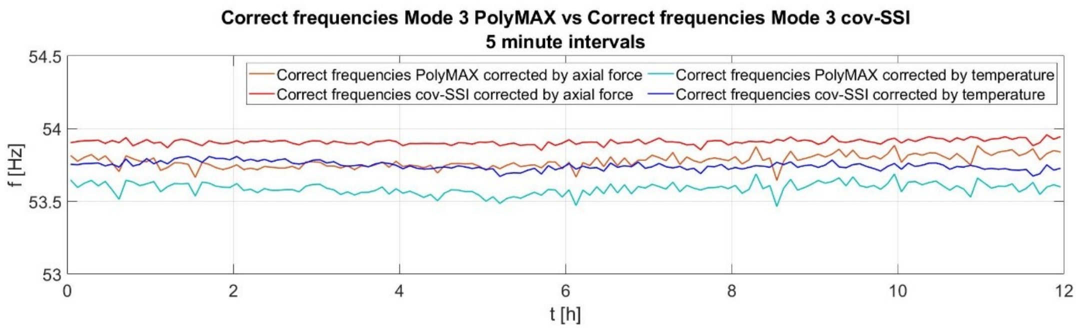

Figura 3.3.241: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

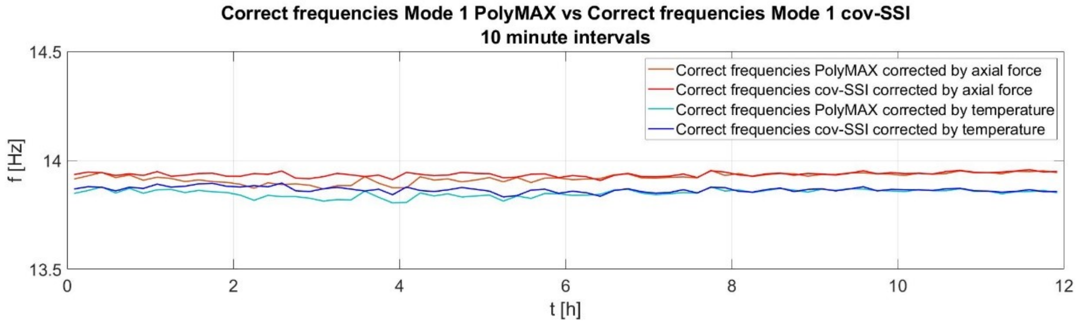

Figura 3.3.242: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

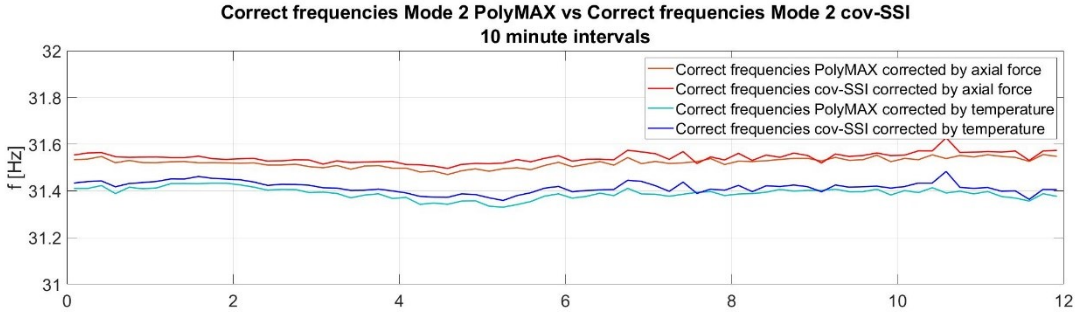

Figura 3.3.243: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

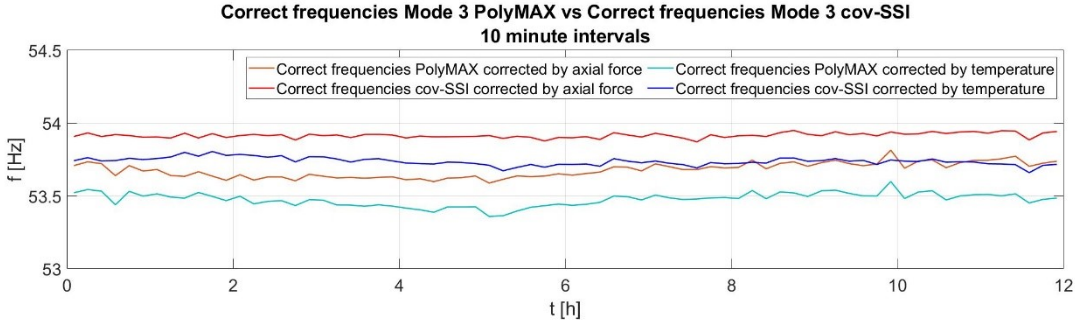

Figura 3.3.244: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Per il data-set di 12 ore con massa del 5% aggiunta ad L/10 alla trave 1 i risultati ottenuti dalla correzione delle frequenze identificate sono riportati nelle figure che seguiranno.

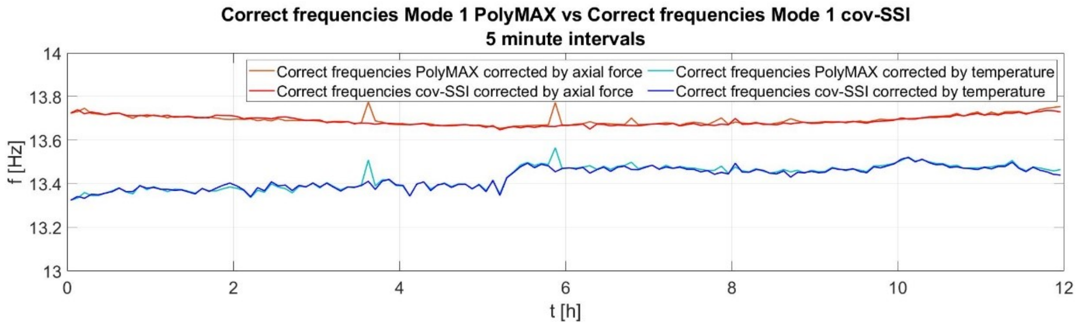

Figura 3.3.245: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

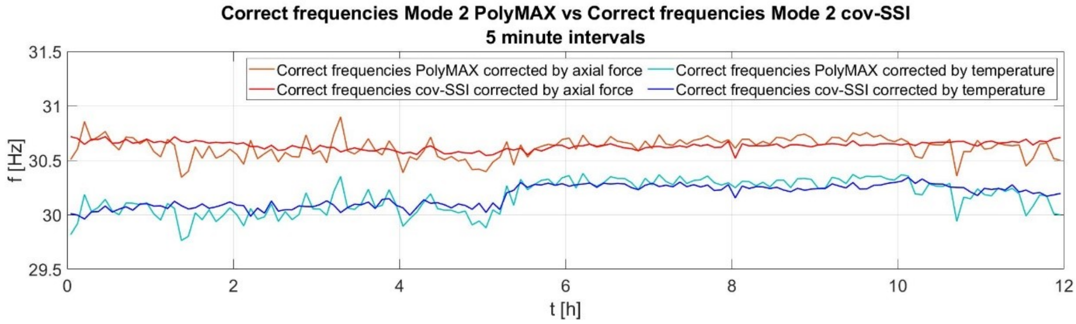

Figura 3.3.246: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

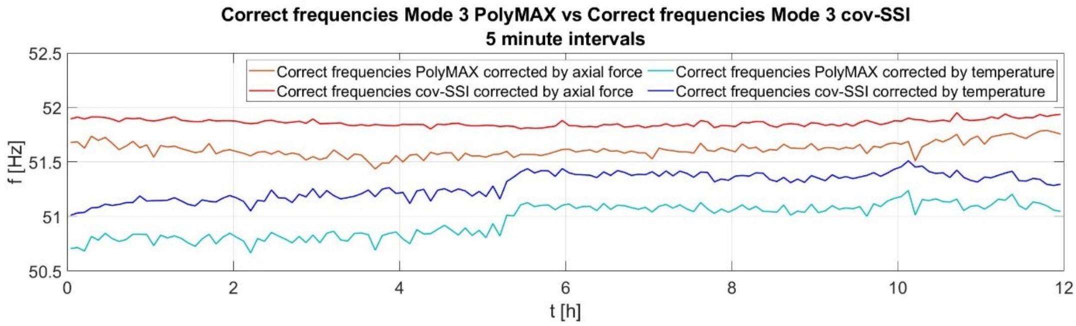

Figura 3.3.247: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

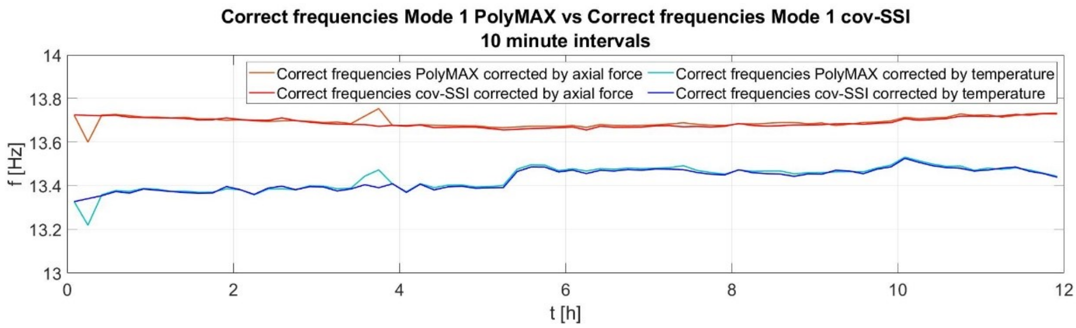

Figura 3.3.248: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

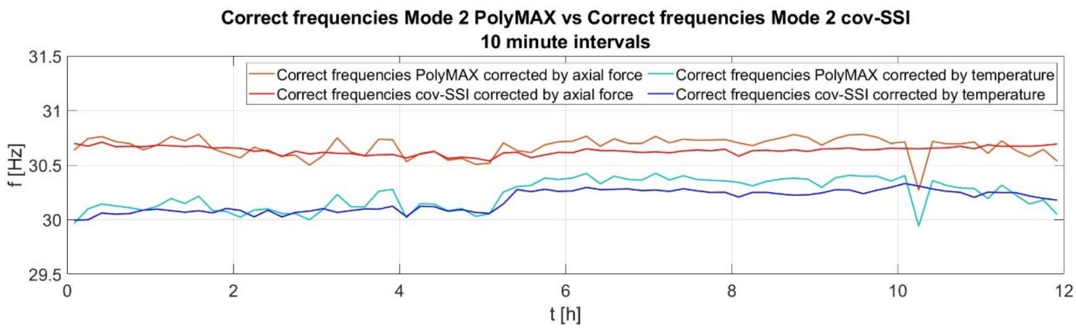

Figura 3.3.249: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

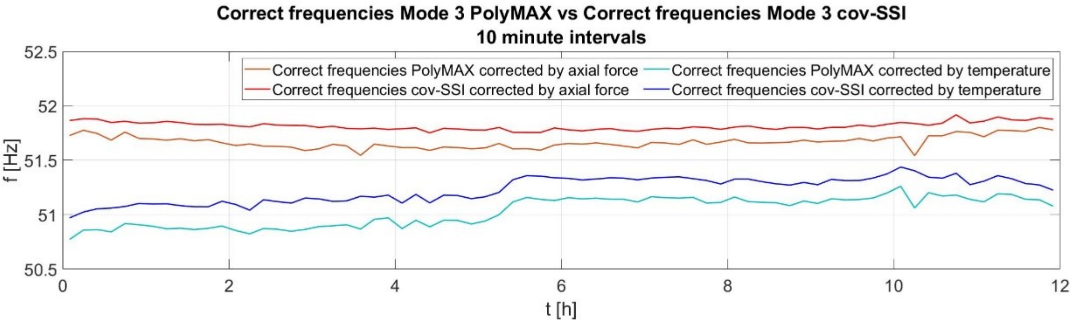

Figura 3.3.250: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

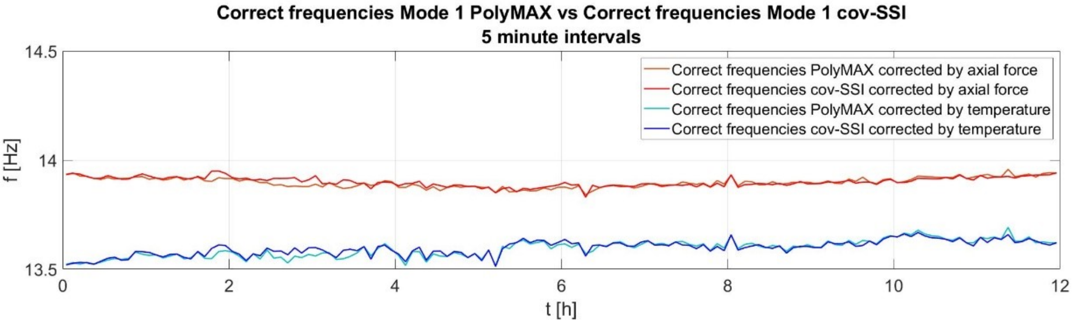

Figura 3.3.251: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

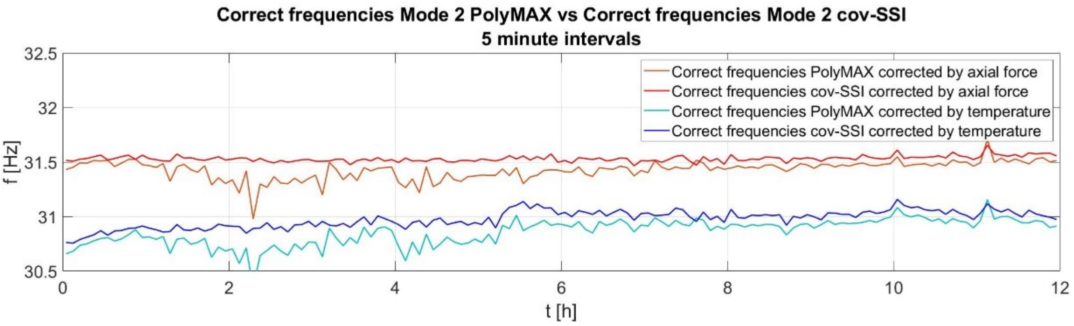

Figura 3.3.252: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

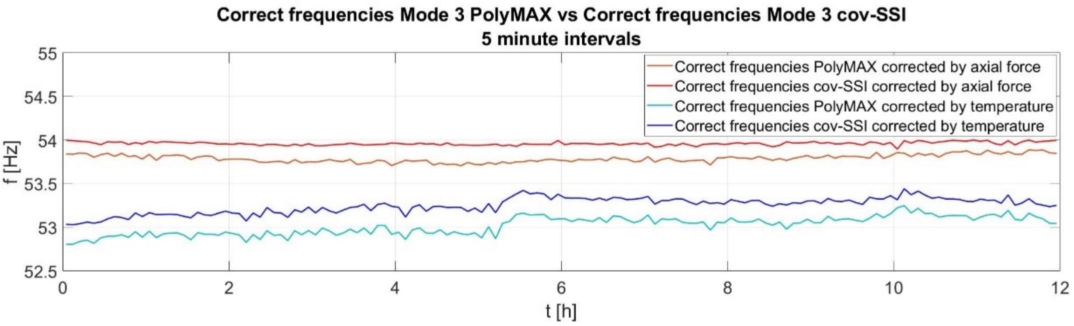

Figura 3.3.253: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

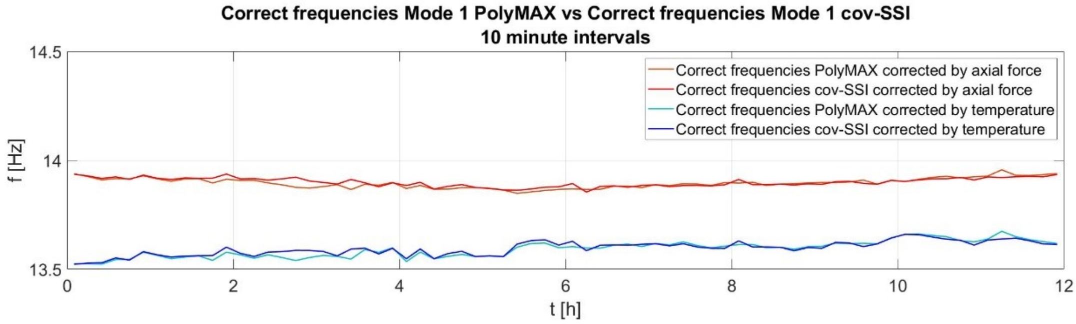

Figura 3.3.254: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

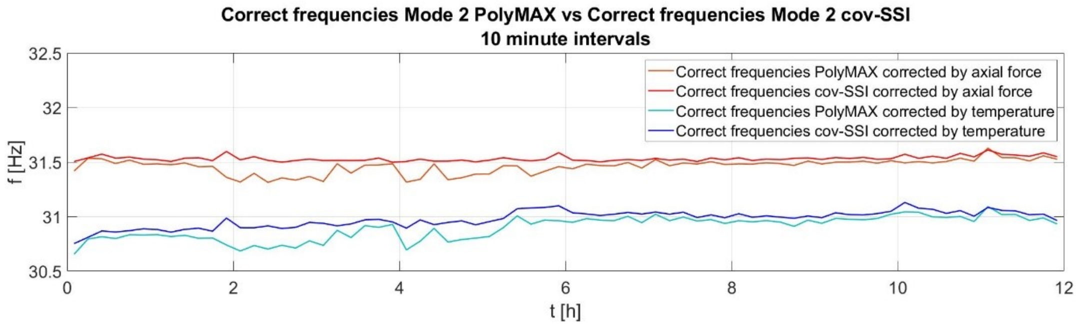

Figura 3.3.255: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

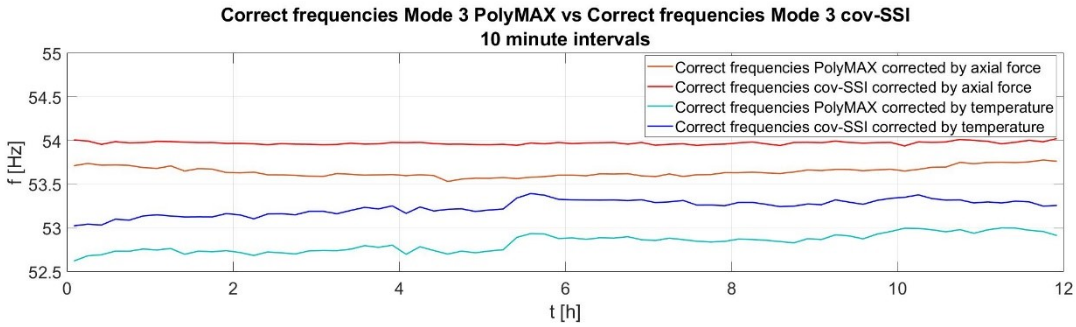

Figura 3.3.256: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Come già notato dalle frequenze corrette ottenute dalle frequenze grezze estratte con il metodo Peak-Picking, nel paragrafo 3.3.1.13, la correzione del dato di frequenza grezza attraverso la temperatura e la correzione del dato di frequenza grezza attraverso la forza assiale forniscono due risultati ben distinti. La correzione attraverso la temperatura fornisce un dato corretto che continua a presentare una variabilità nel corso del tempo correlata ai cicli termici giornalieri, la correzione attraverso la forza assiale fornisce un dato di frequenza corretta più stabile. Può essere notato, inoltre, che per i modi superiori al primo i due metodi dell'analisi modale operativa utilizzati forniscono risultati che si discostano tra di loro a parità di metodo di correzione utilizzato.

Ottenuto il dato di frequenza corretta, nel prossimo paragrafo si procederà al confronto tra le frequenze corrette ottenute in condizioni nominali e le frequenze corrette ottenute dai data-set dove viene simulato il danneggiamento in modo da poter quantificare gli effetti del danneggiamento.

3.3.2.8. Confronto tra le frequenze corrette

In questo paragrafo, per i data-sets in cui viene simulato un danneggiamento, verrà effettuato un confronto tra le frequenze corrette della trave in condizione nominale e frequenze corrette della trave danneggiata. Verranno riportati sia dei grafici di confronto, sia delle tabelle in cui si valuterà l'effetto del danneggiamento in termini di riduzione in frequenza.

Per il data-set di 12 ore con massa dell'1% aggiunta in mezzeria alla trave 1 i risultati del confronto sono di seguito riportati.

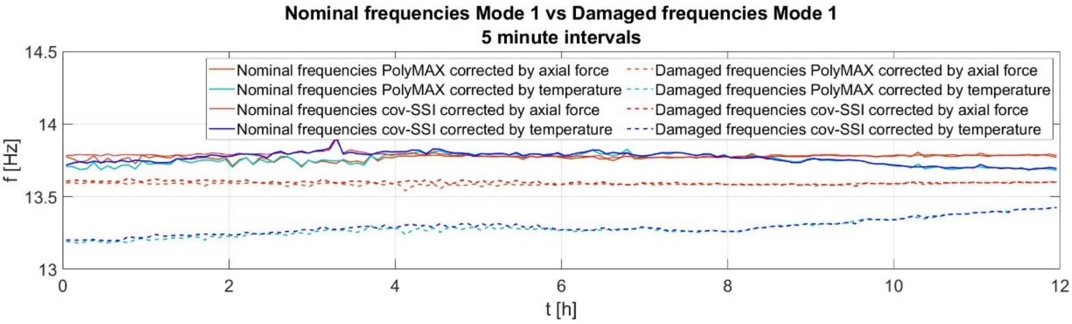

Figura 3.3.257: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

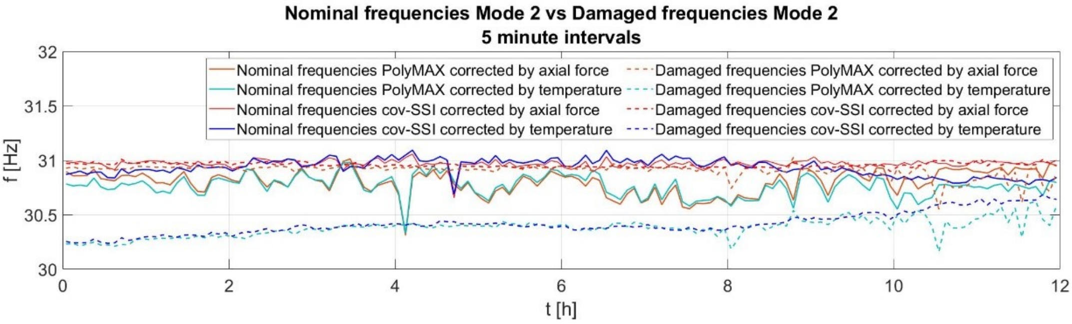

Figura 3.3.258: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

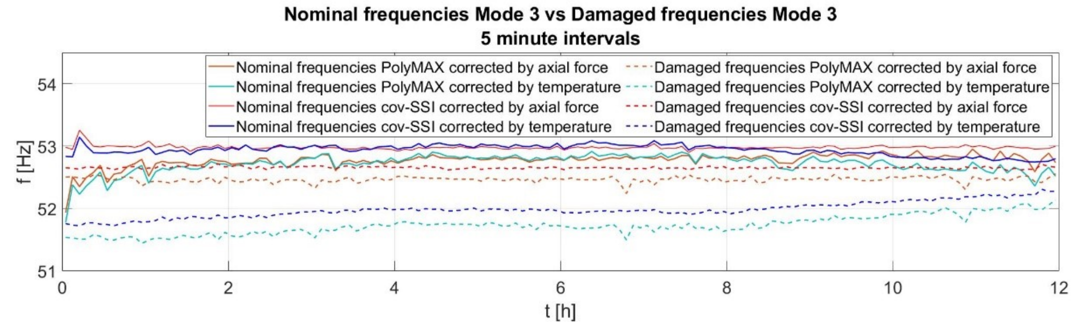

Figura 3.3.259: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

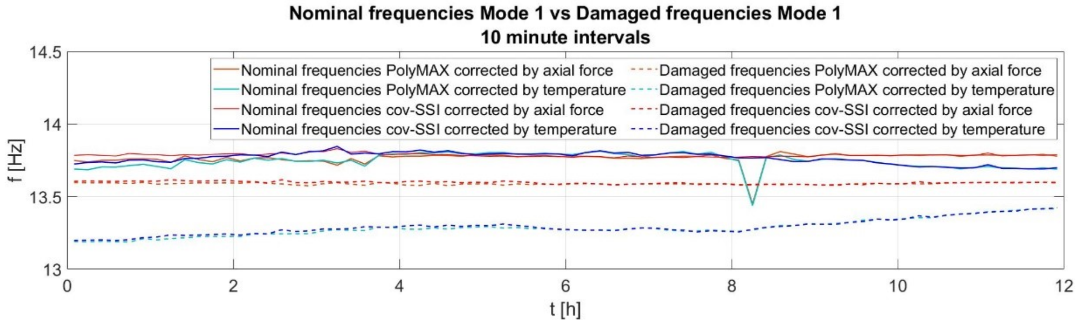

Figura 3.3.260: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

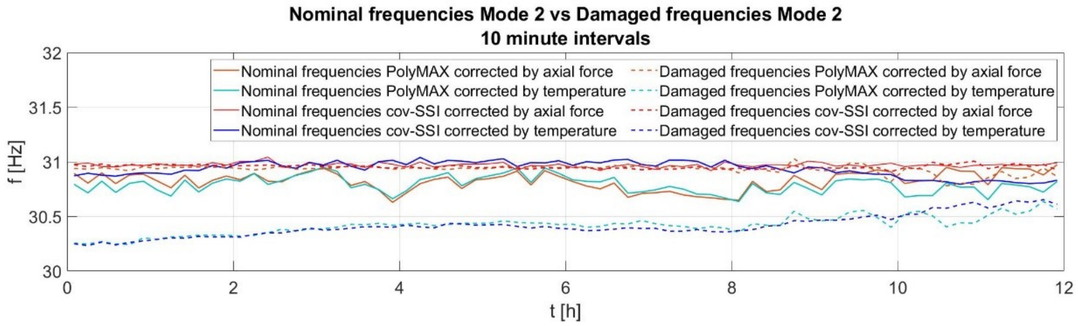

Figura 3.3.261: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

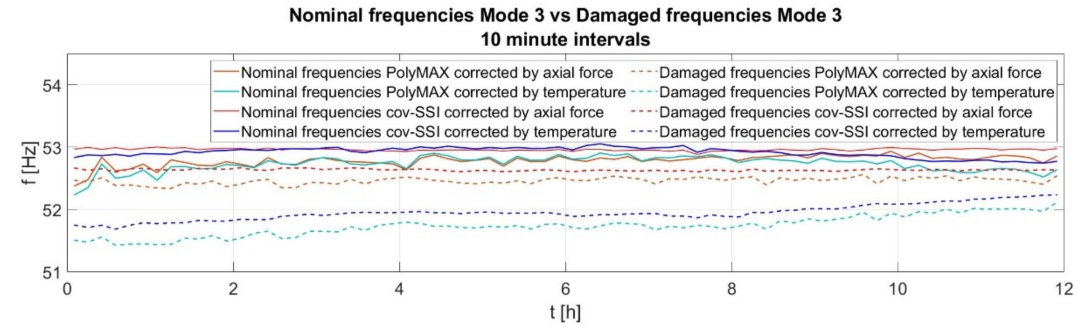

Figura 3.3.262: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

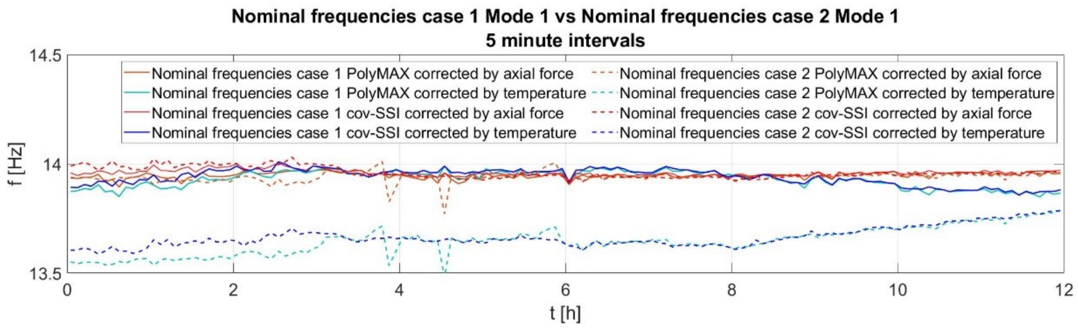

Figura 3.3.263: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

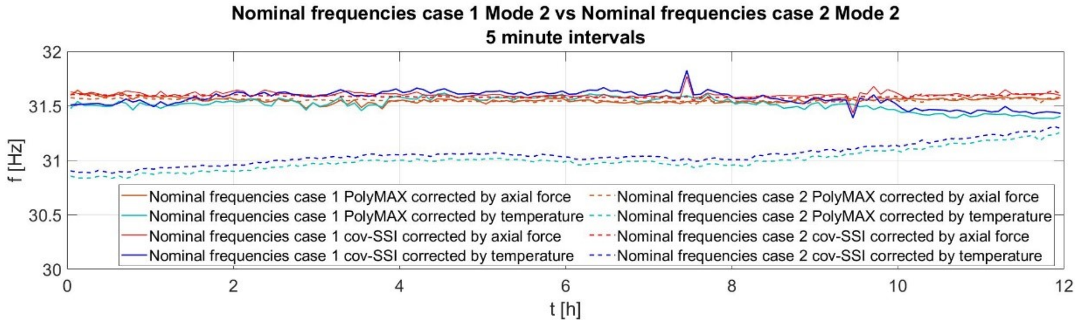

Figura 3.3.264: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

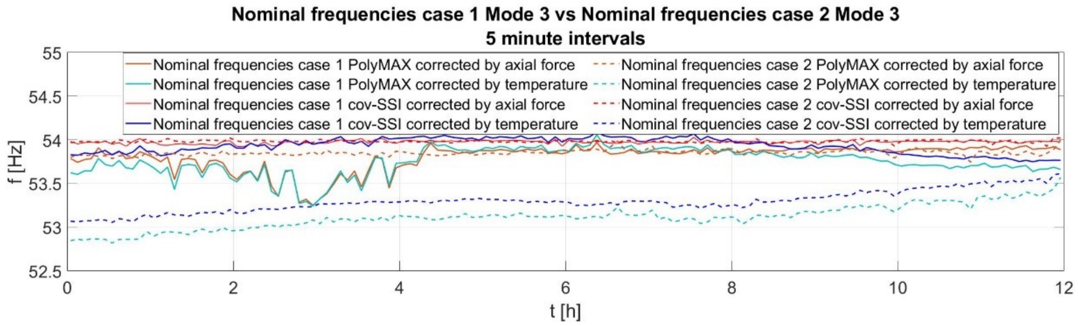

Figura 3.3.265: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

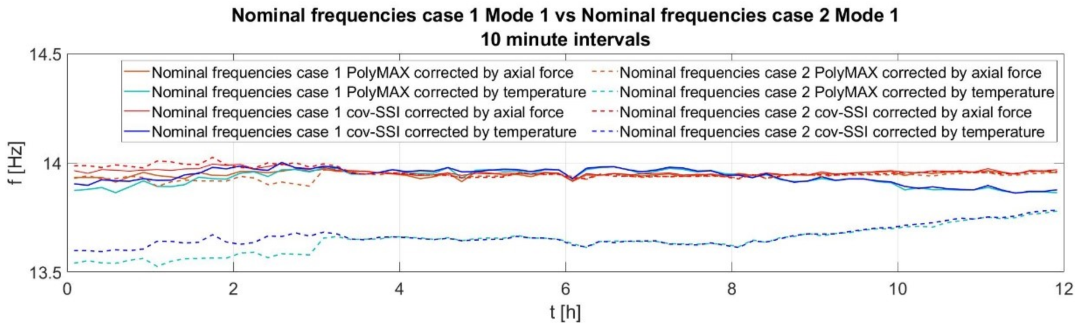

Figura 3.3.266: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

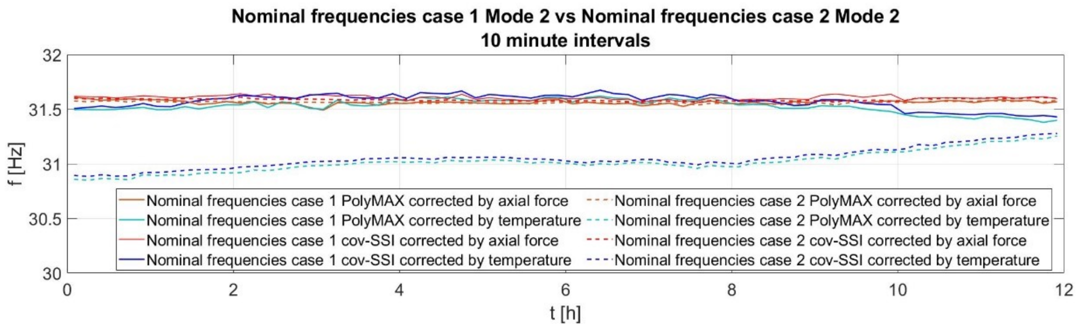

Figura 3.3.267: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

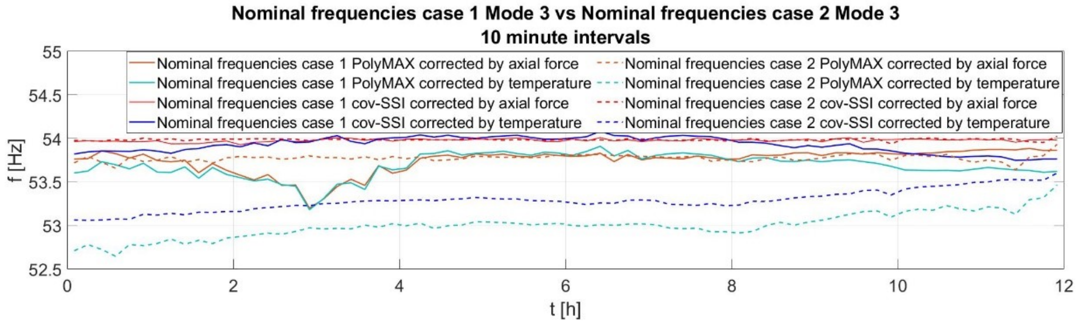

Figura 3.3.268: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti

Tabella 3.3.31: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.79	30.97	52.98
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.60	30.97	52.66
Variazione [%]	-1.4	0.0	-0.6

Tabella 3.3.32: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.78	30.97	52.96
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.60	30.95	52.64
Variazione [%]	-1.4	-0.1	-0.6

Tabella 3.3.33: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.94	52.94
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.29	30.42	51.98
Variazione [%]	-3.4	-1.7	-1.8

Tabella 3.3.34: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.94	52.92
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.29	30.41	51.95
Variazione [%]	-3.5	-1.7	-1.8

Tabella 3.3.35: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.96	31.60	53.98
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.96	31.60	53.98
Variazione [%]	0.0	0.0	0.0

Tabella 3.3.36: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.96	31.61	53.98
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.96	31.59	53.98
Variazione [%]	0.0	-0.1	0.0

Tabella 3.3.37: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.94	31.57	53.93
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.66	31.05	53.30
Variazione [%]	-2.0	-1.6	-1.2

Tabella 3.3.38: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.94	31.57	53.93
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.66	31.05	53.29
Variazione [%]	-2.0	-1.7	-1.2

Tabella 3.3.39: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.80	52.77
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.59	30.90	52.47
Variazione [%]	-1.3	+0.3	-0.6

Tabella 3.3.40: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.82	52.79
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.59	30.93	52.46
Variazione [%]	-1.3	+0.3	-0.6

Tabella 3.3.41: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.75	30.76	52.72
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.28	30.38	51.73
Variazione [%]	-3.4	-1.2	-1.9

Tabella 3.3.42: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ **[Hz]**	13.75	30.79	52.73
$f_{Danneggiamento}$ **[Hz]**	13.29	30.42	51.74
Variazione [%]	-3.4	-1.2	-1.9

Tabella 3.3.43: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.95	31.55	53.80
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.94	31.55	53.85
Variazione [%]	-0.1	0.0	+0.1

Tabella 3.3.44: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.95	31.56	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.94	31.56	53.78
Variazione [%]	-0.1	0.0	+0.1

Tabella 3.3.45: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.93	31.52	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.65	31.00	53.12
Variazione [%]	-2.0	-1.6	-1.2

Tabella 3.3.46: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.93	31.53	53.69
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.64	31.02	53.00
Variazione [%]	-2.1	-1.6	-1.3

Per il data-set di 12 ore con massa del 3% aggiunta in mezzeria alla trave 1 e prova disturbata i risultati del confronto sono di seguito riportati.

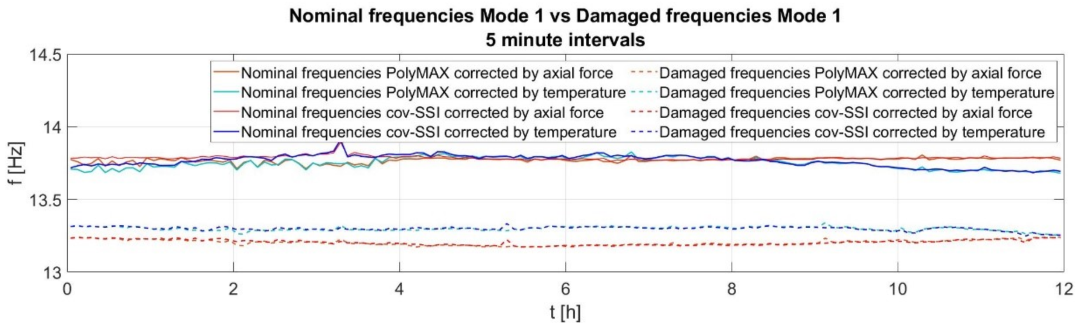

Figura 3.3.269: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

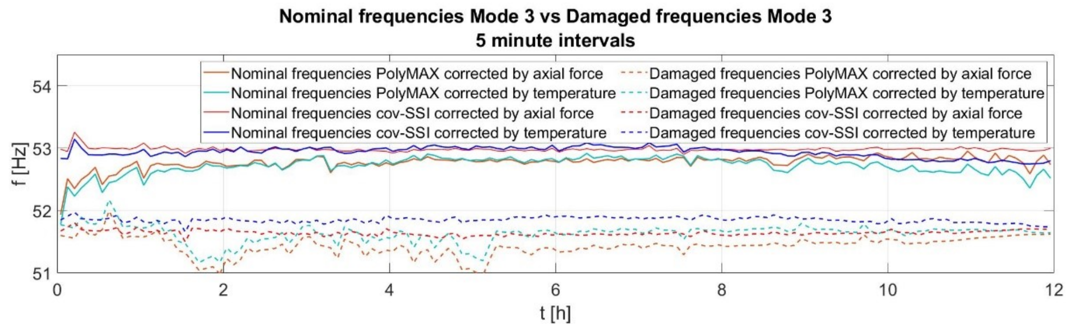

Figura 3.3.270: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

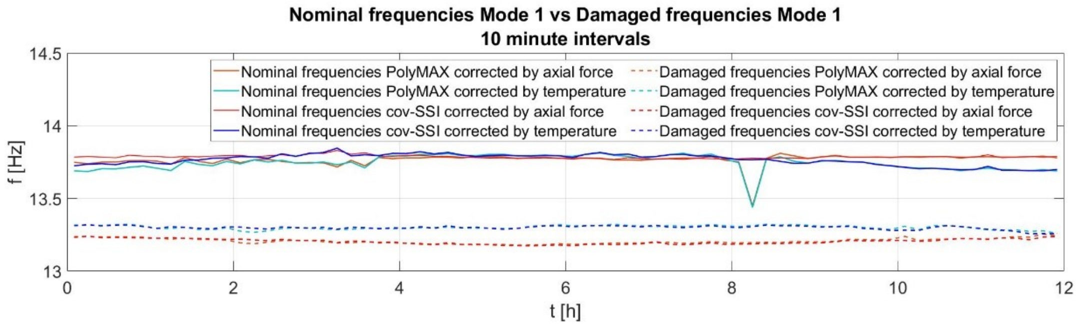

Figura 3.3.271: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

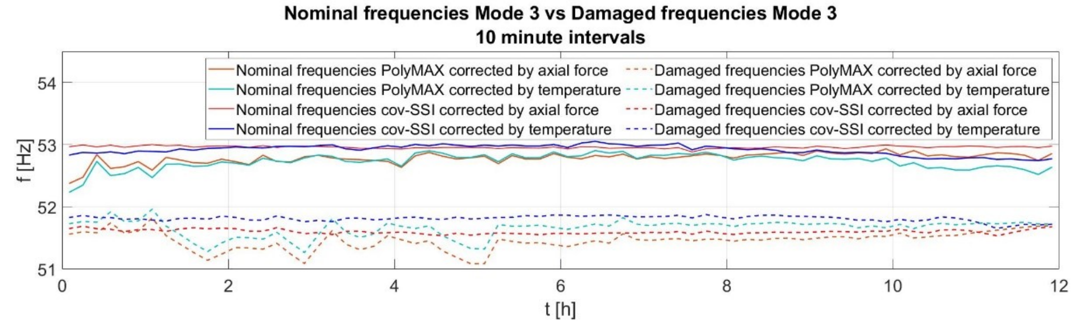

Figura 3.3.272: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

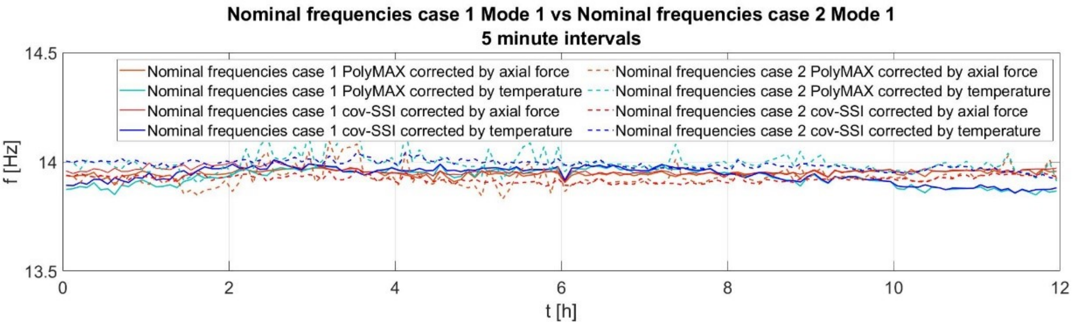

Figura 3.3.273: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

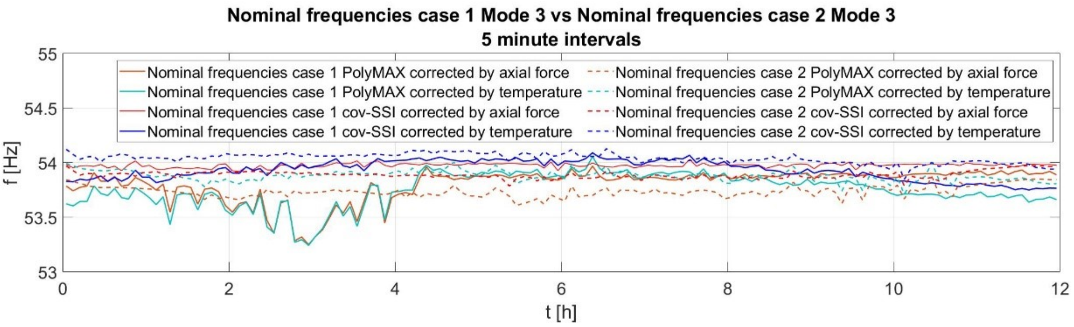

Figura 3.3.274: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

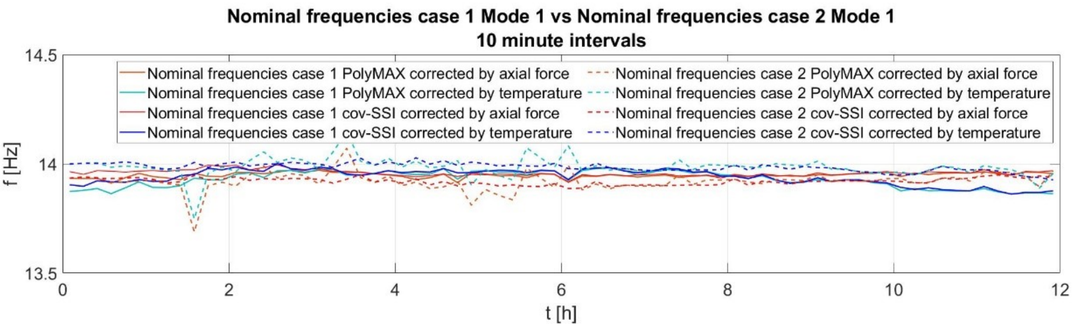

Figura 3.3.275: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

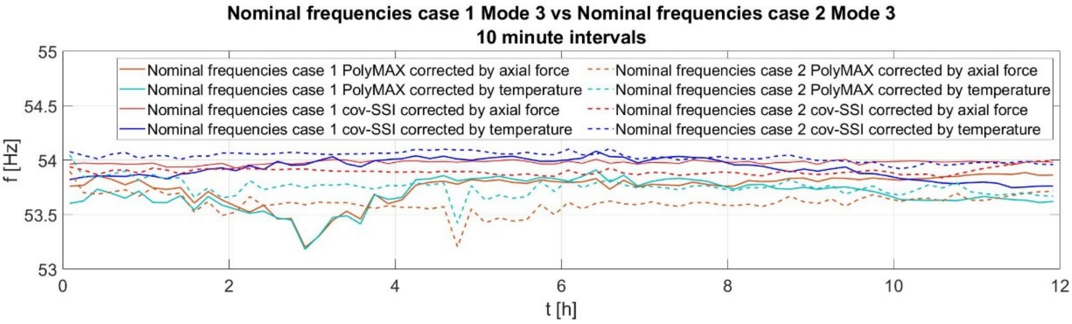

Figura 3.3.276: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Tabella 3.3.47: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.79	30.97	52.98
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.20	[-]	51.64
Variazione [%]	-4.2	[-]	-2.5

Tabella 3.3.48: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.78	30.97	52.96
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.20	[-]	51.60
Variazione [%]	-4.2	[-]	-2.6

Tabella 3.3.49: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.94	52.94
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.30	[-]	51.85
Variazione [%]	-3.4	[-]	-2.1

Tabella 3.3.50: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$\mathbf{f_{Nominale}}$ **[Hz]**	13.77	30.94	52.92
$\mathbf{f_{Danneggiamento}}$ **[Hz]**	13.30	[-]	51.81
Variazione [%]	-3.4	[-]	-2.1

Tabella 3.3.51: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$\mathbf{f_{Nominale,caso\ 1}}$ **[Hz]**	13.96	31.60	53.98
$\mathbf{f_{Nominale,caso\ 2}}$ **[Hz]**	13.92	[-]	53.89
Variazione [%]	-0.3	[-]	-0.2

Tabella 3.3.52: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$\mathbf{f_{Nominale,caso\ 1}}$ **[Hz]**	13.96	31.61	53.98
$\mathbf{f_{Nominale,caso\ 2}}$ **[Hz]**	13.92	[-]	53.87
Variazione [%]	-0.3	[-]	-0.2

Tabella 3.3.53: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$\mathbf{f_{Nominale,caso\ 1}}$ **[Hz]**	13.94	31.57	53.93
$\mathbf{f_{Nominale,caso\ 2}}$ **[Hz]**	13.99	[-]	54.04
Variazione [%]	+0.3	[-]	+0.2

Tabella 3.3.54: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.94	31.57	53.93
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.98	[-]	54.03
Variazione [%]	+0.3	[-]	+0.2

Tabella 3.3.55: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.80	52.77
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.20	[-]	51.43
Variazione [%]	-4.1	[-]	-2.5

Tabella 3.3.56: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.82	52.79
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.21	[-]	51.46
Variazione [%]	-4.1	[-]	-2.5

Tabella 3.3.57: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.75	30.76	52.72
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.30	[-]	51.63
Variazione [%]	-3.3	[-]	-2.1

Tabella 3.3.58: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ **[Hz]**	13.75	30.79	52.73
$f_{Danneggiamento}$ **[Hz]**	13.30	[-]	51.66
Variazione [%]	-3.3	[-]	-2.0

Tabella 3.3.59: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.95	31.55	53.80
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.93	[-]	53.74
Variazione [%]	-0.1	[-]	-0.1

Tabella 3.3.60: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.95	31.56	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.92	[-]	53.61
Variazione [%]	-0.2	[-]	-0.3

Tabella 3.3.61: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.93	31.52	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	14.00	[-]	53.88
Variazione [%]	+0.5	[-]	+0.2

Tabella 3.3.62: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.93	31.53	53.69
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.98	[-]	53.75
Variazione [%]	+0.4	[-]	+0.1

Per il data-set di 12 ore con massa del 3% aggiunta in mezzeria alla trave 1 e prova non disturbata i risultati del confronto sono di seguito riportati.

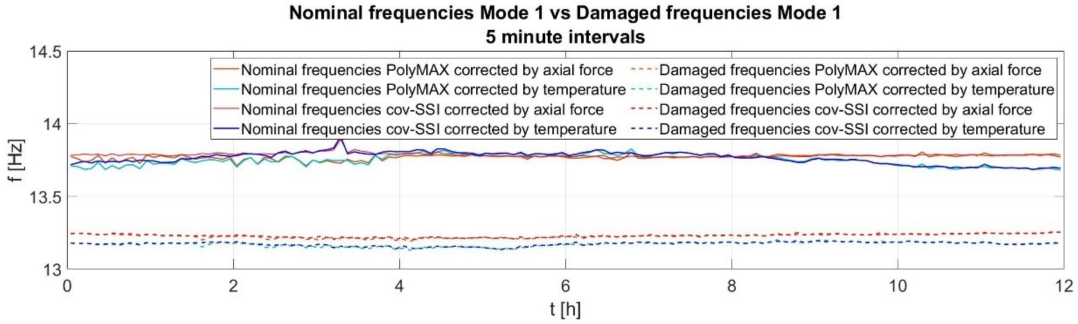

Figura 3.3.277: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 1 vs frequenze danneggiate modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

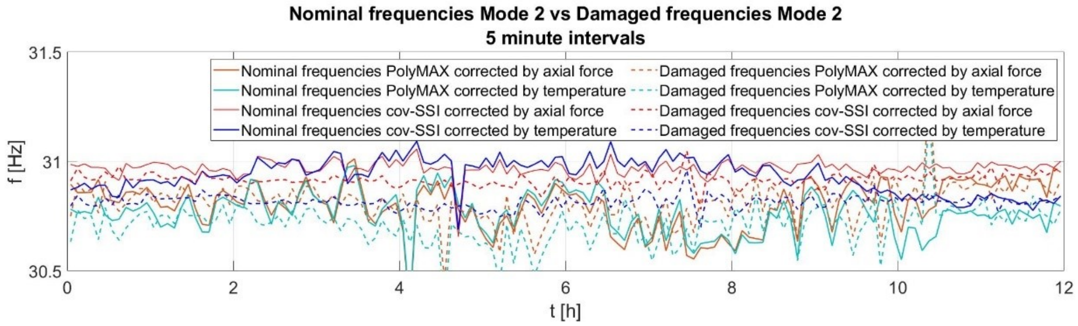

Figura 3.3.278: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 2 vs frequenze danneggiate modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

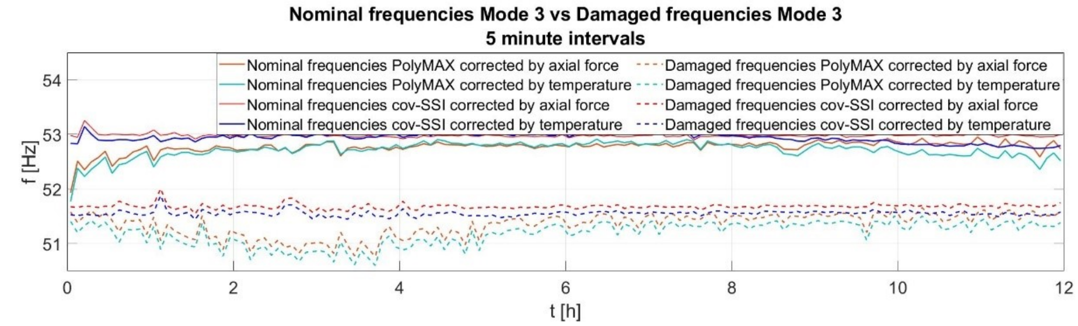

Figura 3.3.279: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 3 vs frequenze danneggiate modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

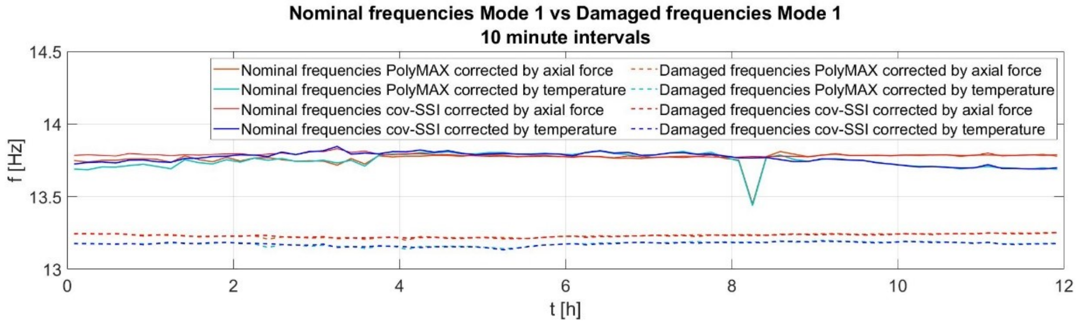

Figura 3.3.280: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 1 vs frequenze danneggiate modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

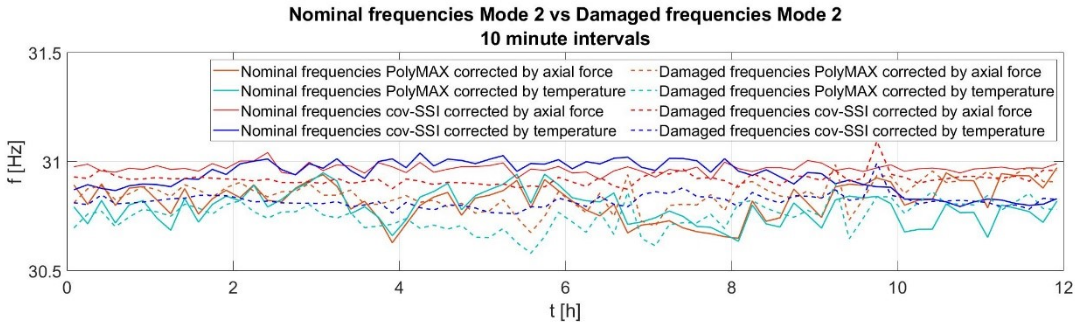

Figura 3.3.281: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 2 vs frequenze danneggiate modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

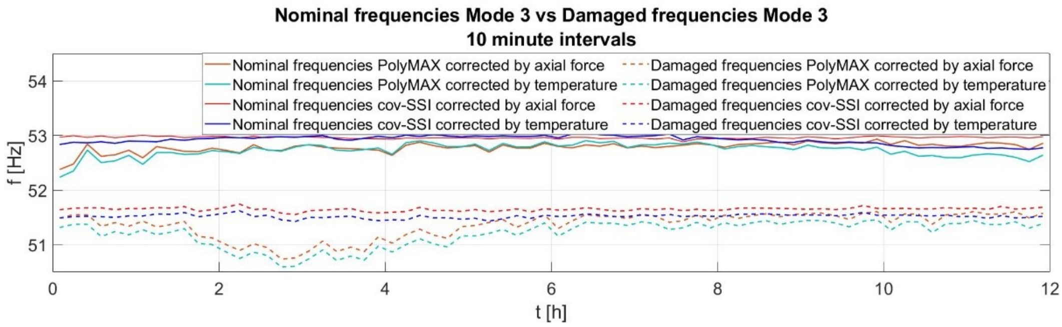

Figura 3.3.282: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 3 vs frequenze danneggiate modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

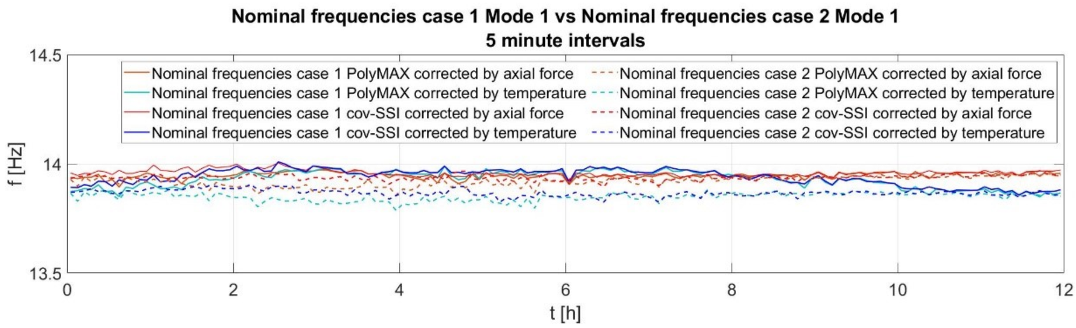

Figura 3.3.283: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

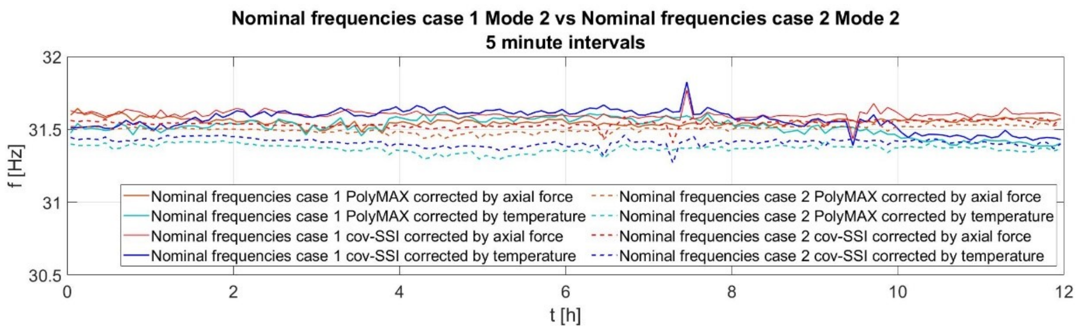

Figura 3.3.284: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

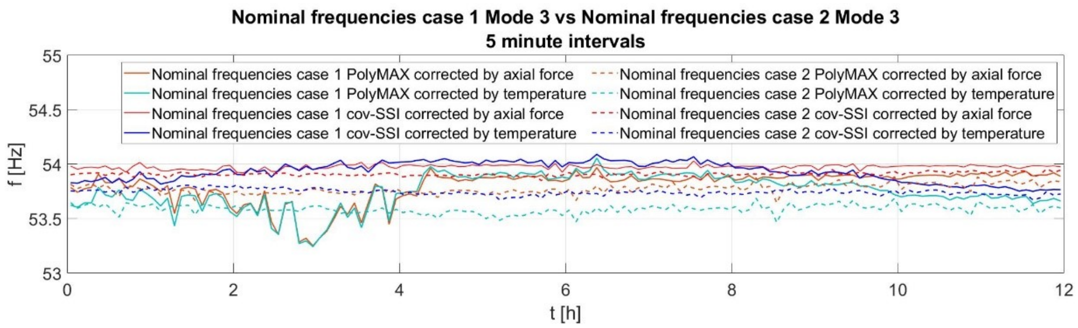

Figura 3.3.285: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

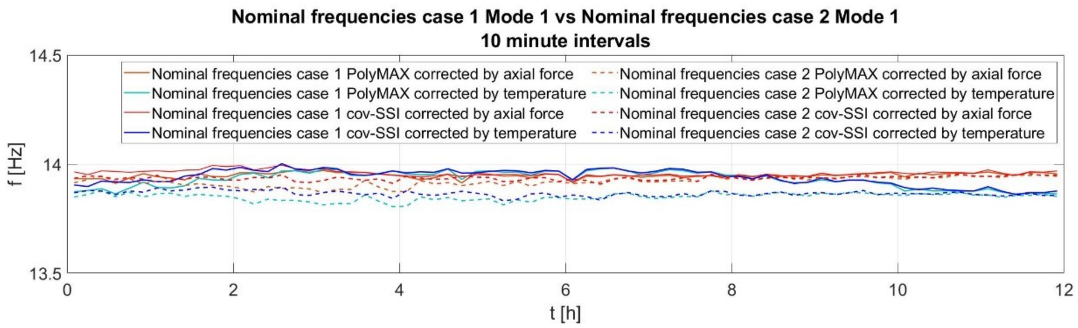

Figura 3.3.286: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

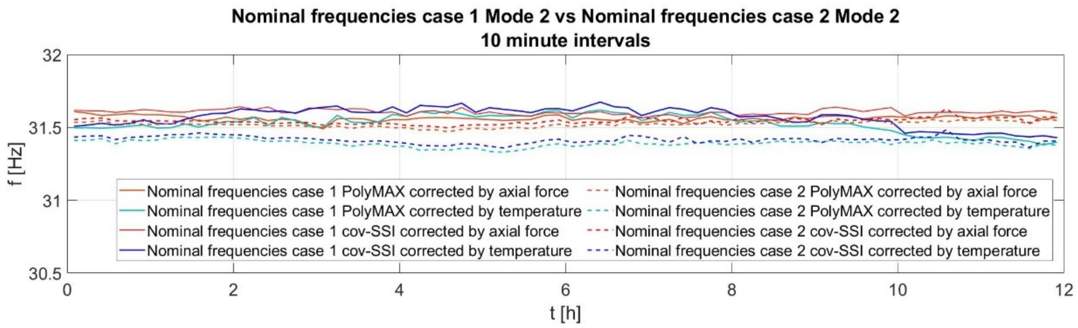

Figura 3.3.287: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

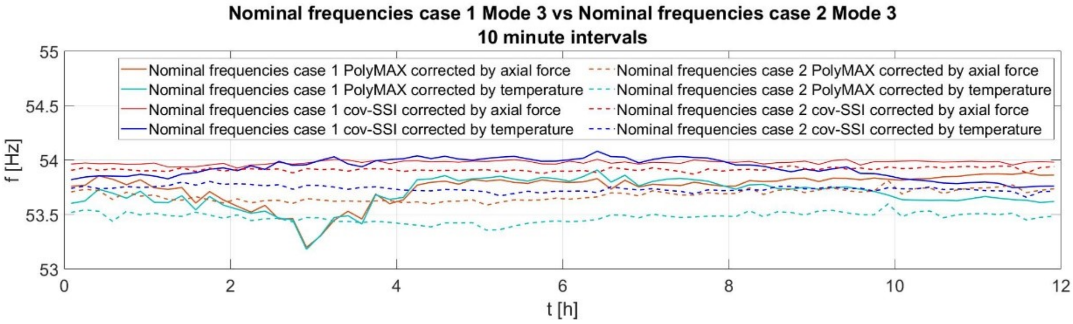

Figura 3.3.288: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Tabella 3.3.63: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.79	30.97	52.98
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.23	30.92	51.68
Variazione [%]	-4.1	-0.2	-2.5

Tabella 3.3.64: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.78	30.97	52.96
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.23	30.92	51.65
Variazione [%]	-4.1	-0.2	-2.5

Tabella 3.3.65: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.94	52.94
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.17	30.82	51.55
Variazione [%]	-4.4	-0.4	-2.6

Tabella 3.3.66: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ **[Hz]**	13.77	30.94	52.92
$f_{Danneggiamento}$ **[Hz]**	13.17	30.82	51.52
Variazione [%]	-4.4	-0.4	-2.6

Tabella 3.3.67: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.96	31.60	53.98
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.94	31.54	53.91
Variazione [%]	-0.1	-0.2	-0.1

Tabella 3.3.68: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.96	31.61	53.98
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.94	31.54	53.92
Variazione [%]	-0.1	-0.2	-0.1

Tabella 3.3.69: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.94	31.57	53.93
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.87	31.41	53.75
Variazione [%]	-0.5	-0.5	-0.3

Tabella 3.3.70: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.94	31.57	53.93
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.87	31.41	53.74
Variazione [%]	-0.5	-0.5	-0.3

Tabella 3.3.71: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.80	52.77
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.23	30.82	51.35
Variazione [%]	-3.9	0.1	-2.7

Tabella 3.3.72: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.82	52.79
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.23	30.85	51.36
Variazione [%]	-3.9	0.1	-2.7

Tabella 3.3.73: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.75	30.76	52.72
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.17	30.71	51.19
Variazione [%]	-4.2	-0.2	-2.9

Tabella 3.3.74: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.75	30.79	52.73
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.17	30.75	51.21
Variazione [%]	-4.2	-0.1	-2.9

Tabella 3.3.75: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.95	31.55	53.80
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.92	31.50	53.80
Variazione [%]	-0.2	-0.2	0.0

Tabella 3.3.76: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.95	31.56	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.92	31.52	53.68
Variazione [%]	-0.2	-0.1	-0.1

Tabella 3.3.77: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.93	31.52	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.85	31.35	53.59
Variazione [%]	-0.6	-0.6	-0.2

Tabella 3.3.78: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.93	31.53	53.69
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.85	31.39	53.48
Variazione [%]	-0.6	-0.4	-0.4

Per il data-set di 12 ore con massa del 5% aggiunta a L/10 alla trave 1 i risultati del confronto sono di seguito riportati.

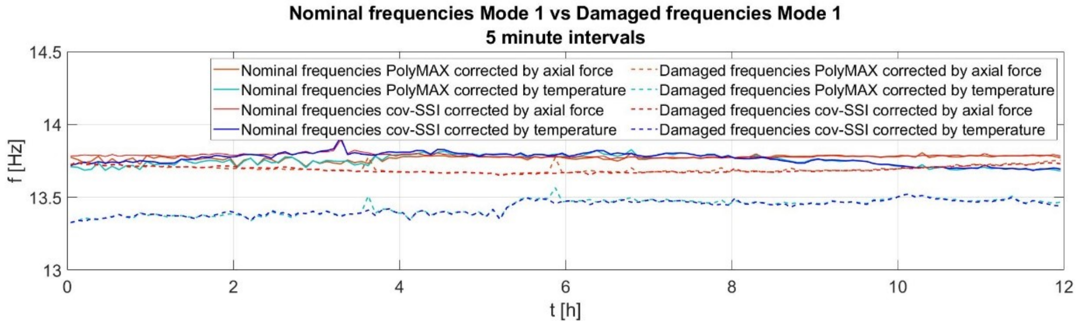

Figura 3.3.289: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

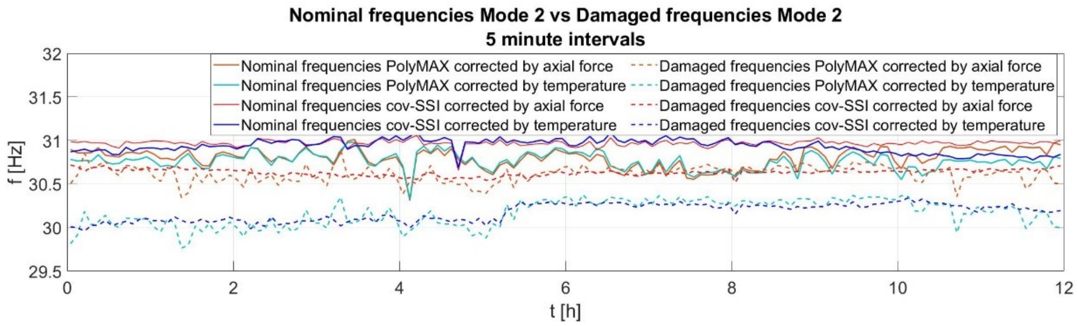

Figura 3.3.290: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

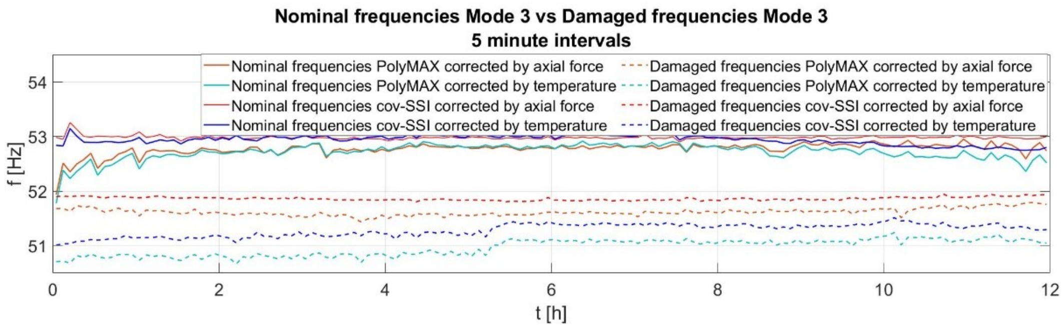

Figura 3.3.291: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

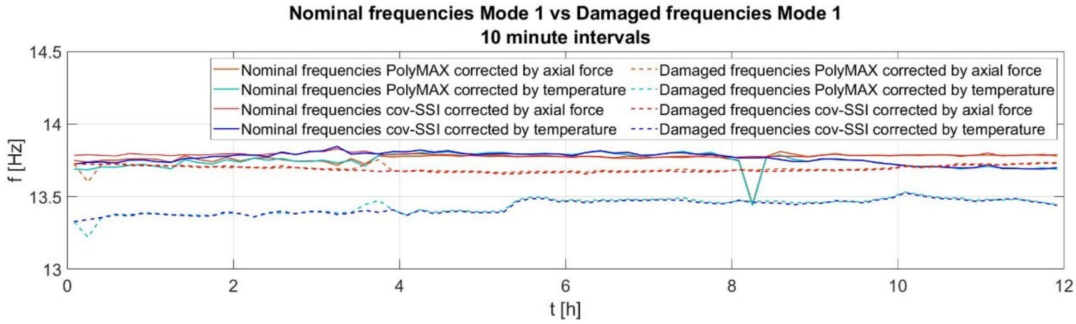

Figura 3.3.292: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

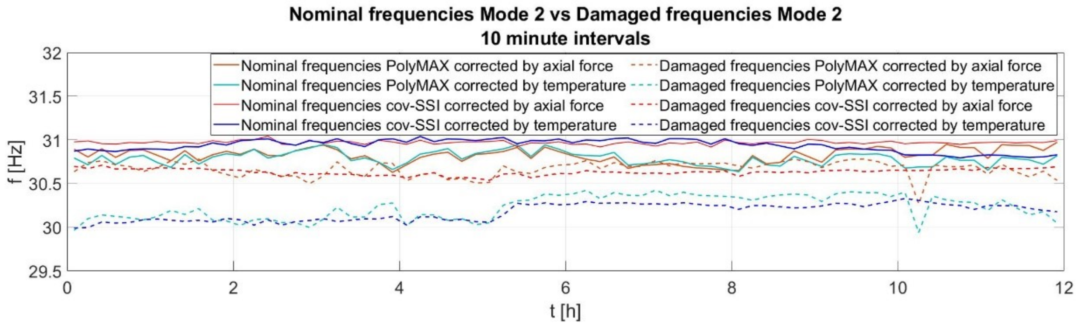

Figura 3.3.293: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

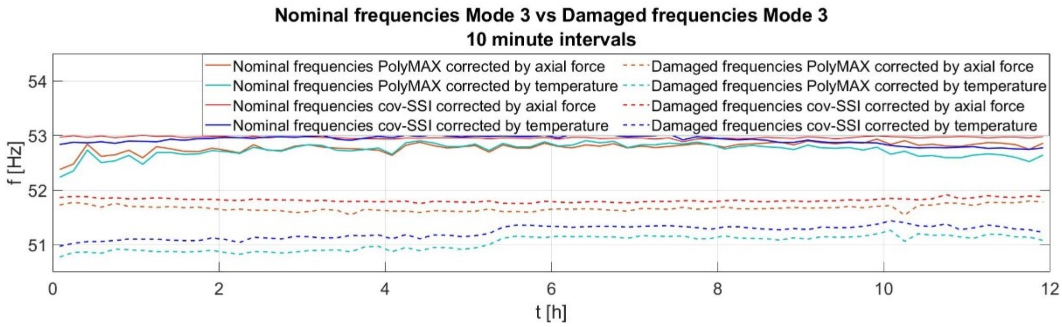

Figura 3.3.294: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

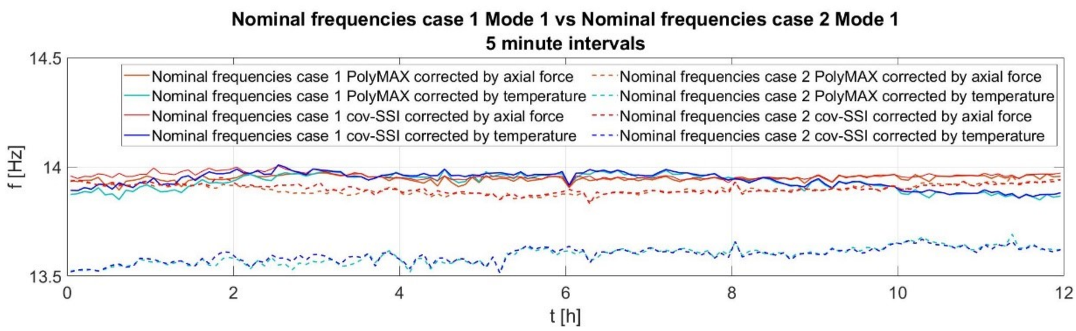

Figura 3.3.295: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

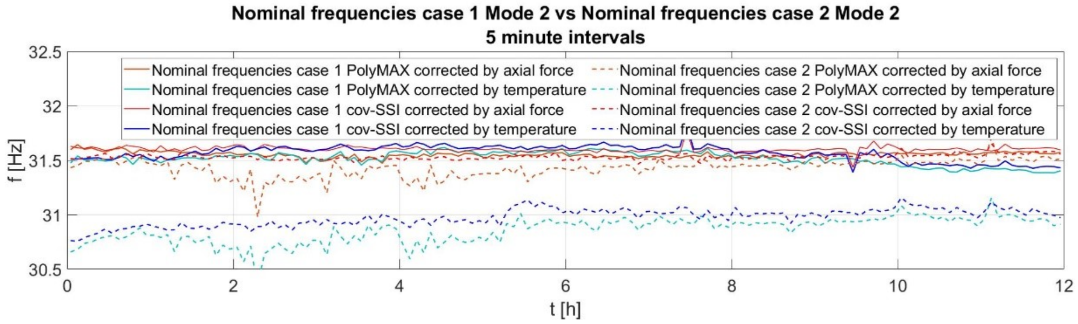

Figura 3.3.296: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

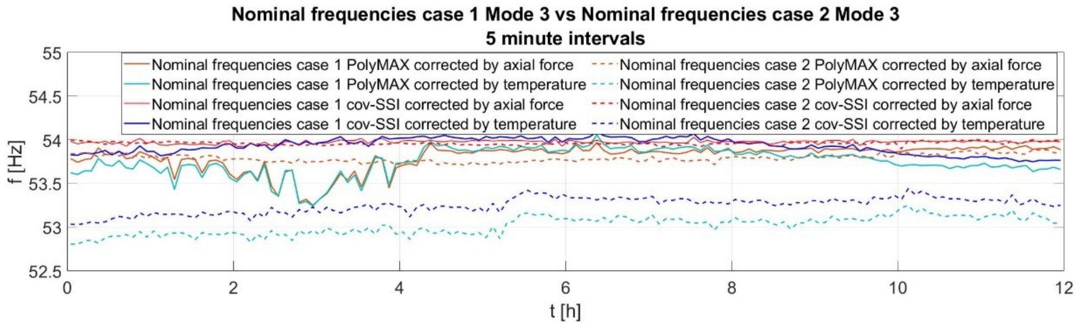

Figura 3.3.297: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti.

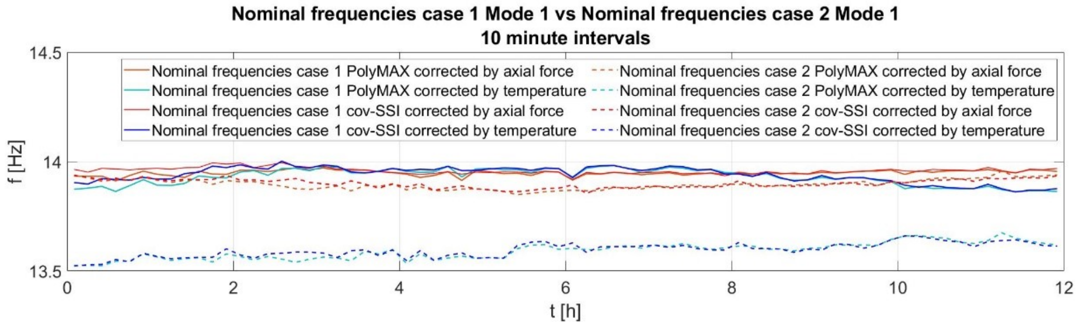

Figura 3.3.298: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

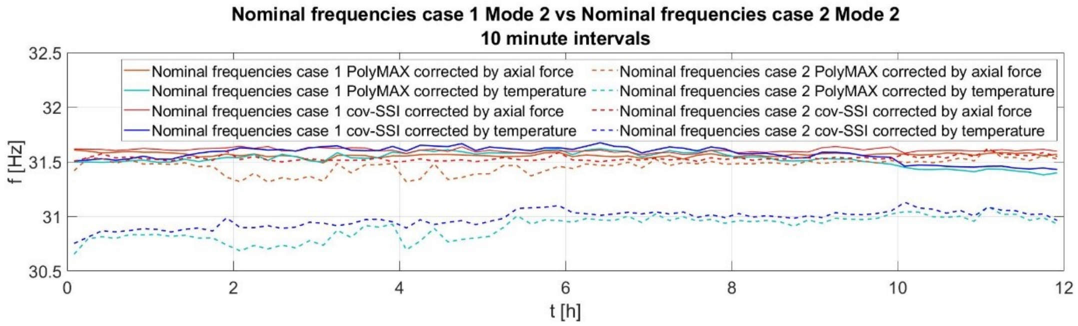

Figura 3.3.299: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

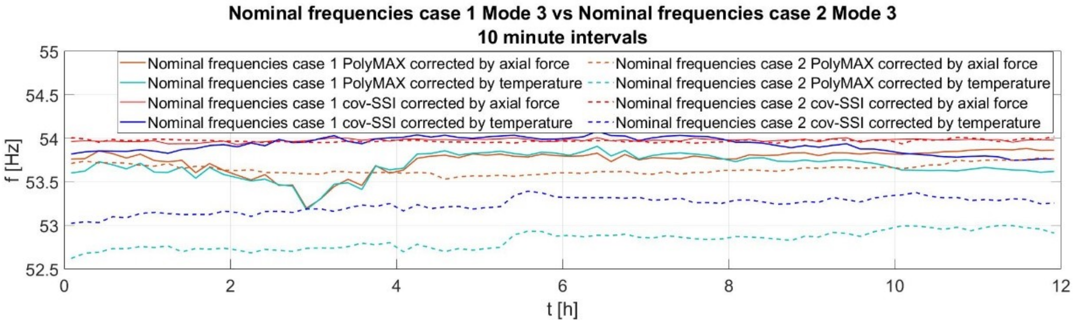

Figura 3.3.300: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.

Tabella 3.3.79: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ **[Hz]**	13.79	30.97	52.98
$f_{Danneggiamento}$ **[Hz]**	13.69	30.63	51.86
Variazione [%]	-0.7	-1.1	-2.1

Tabella 3.3.80: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ **[Hz]**	13.78	30.97	52.96
$f_{Danneggiamento}$ **[Hz]**	13.69	30.63	51.82
Variazione [%]	-0.7	-1.1	-2.2

Tabella 3.3.81: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ **[Hz]**	13.77	30.94	52.94
$f_{Danneggiamento}$ **[Hz]**	13.43	30.17	51.29
Variazione [%]	-2.4	-2.5	-3.1

Tabella 3.3.82: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale}$ **[Hz]**	13.77	30.94	52.92
$f_{Danneggiamento}$ **[Hz]**	13.43	30.17	51.23
Variazione [%]	-2.4	-2.5	-3.2

Tabella 3.3.83: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.96	31.60	53.98
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.90	31.53	53.98
Variazione [%]	-0.4	-0.2	0.0

Tabella 3.3.84: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.96	31.61	53.98
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.90	31.53	53.98
Variazione [%]	-0.4	-0.3	0.0

Tabella 3.3.85: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**
$f_{Nominale,caso\ 1}$ **[Hz]**	13.94	31.57	53.93
$f_{Nominale,caso\ 2}$ **[Hz]**	13.60	30.98	53.25
Variazione [%]	-2.5	-1.9	-1.3

Tabella 3.3.86: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.94	31.57	53.93
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.60	30.98	53.24
Variazione [%]	-2.5	-1.9	-1.3

Tabella 3.3.87: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.80	52.77
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.69	30.62	51.62
Variazione [%]	-0.6	-0.6	-2.2

Tabella 3.3.88: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.77	30.82	52.79
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.69	30.67	51.67
Variazione [%]	-0.5	-0.5	-2.1

Tabella 3.3.89: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.75	30.76	52.72
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.43	30.17	50.97
Variazione [%]	-2.3	-1.9	-3.3

Tabella 3.3.90: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale}$ [Hz]	13.75	30.79	52.73
$f_{Danneggiamento}$ [Hz]	13.44	30.23	51.03
Variazione [%]	-2.3	-1.8	-3.2

Tabella 3.3.91: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.95	31.55	53.80
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.90	31.43	53.80
Variazione [%]	-0.4	-0.4	0.0

Tabella 3.3.92: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.95	31.56	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.90	31.46	53.65
Variazione [%]	-0.4	-0.3	-0.2

Tabella 3.3.93: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.93	31.52	53.75
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.59	30.86	53.02
Variazione [%]	-2.4	-2.1	-1.4

Tabella 3.3.94: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	Modo 1	Modo 2	Modo 3
$f_{Nominale,caso\ 1}$ [Hz]	13.93	31.53	53.69
$f_{Nominale,caso\ 2}$ [Hz]	13.59	30.90	52.83
Variazione [%]	-2.4	-2.0	-1.6

I risultati sopra riportati, vengono aggregati nelle tabelle sottostanti al fine di poterne avere una lettura più immediata.

Tabella 3.3.95: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	cov-SSI			PolyMAX		
	Modo 1	Modo 2	Modo 3	Modo 1	Modo 2	Modo 3
Massa 1%	-1.4%	0.0%	-0.6%	-1.3%	+0.3%	-0.6%
Massa 3% a	-4.2%	[-]	-2.5%	-4.1%	[-]	-2.5%
Massa 3% b	-4.1%	-0.2%	-2.5%	-3.9%	+0.1%	-2.7%
Massa 5%	-0.7%	-1.1%	-2.1%	-0.6%	-0.6%	-2.6%

Tabella 3.3.96: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	cov-SSI			PolyMAX		
	Modo 1	Modo 2	Modo 3	Modo 1	Modo 2	Modo 3
Massa 1%	-1.4%	-0.1%	-0.6%	-1.3%	+0.3%	-0.6%
Massa 3% a	-4.2%	[-]	-2.6%	-4.1%	[-]	-2.5%
Massa 3% b	-4.1%	-0.2%	-2.5%	-3.9%	0.1%	-2.7%
Massa 5%	-0.7%	-1.1%	-2.2%	-0.5%	-0.5%	-2.1%

Tabella 3.3.97: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	cov-SSI			PolyMAX		
	Modo 1	Modo 2	Modo 3	Modo 1	Modo 2	Modo 3
Massa 1%	-3.4%	-1.7%	-1.8%	-3.4%	-1.2%	-1.9%
Massa 3% a	-3.4%	[-]	-2.1%	-3.3%	[-]	-2.1%
Massa 3% b	-4.4%	-0.4%	-2.6%	-4.2%	-0.2%	-2.9%
Massa 5%	-2.4%	-2.5%	-3.1%	-2.3%	-1.9%	-3.3%

Tabella 3.3.98: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	cov-SSI			**PolyMAX**		
	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**	**Modo 1**	**Modo 2**	**Modo 3**
Massa 1%	-3.5%	-1.7%	-1.8%	-3.4%	-1.2%	-1.9%
Massa 3% a	-3.4%	[-]	-2.1%	-3.3%	[-]	-2.0%
Massa 3% b	-4.4%	-0.4%	-2.6%	-4.2%	-0.1%	-2.9%
Massa 5%	-2.4%	-2.5%	-3.2%	-2.3%	-1.8%	-3.2%

Tabella 3.3.99: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	cov-SSI			**PolyMAX**		
	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**	**Modo 1**	**Modo 2**	**Modo 3**
Set 1	0.0%	0.0%	0.0%	-0.1%	0.0%	+0.1%
Set 3 a	-0.3%	[-]	-0.2%	-0.1%	[-]	-0.1%
Set 3 b	-0.1%	-0.2%	-0.1%	-0.2%	-0.2%	0.0%
Set 5	-0.4%	-0.2%	0.0%	-0.4%	-0.4%	0.0%

Tabella 3.3.100: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	cov-SSI			**PolyMAX**		
	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**	**Modo 1**	**Modo 2**	**Modo 3**
Set 1	0.0%	-0.1%	0.0%	-0.1%	0.0%	+0.1%
Set 3 a	-0.3%	[-]	-0.2%	-0.2%	[-]	-0.3%
Set 3 b	-0.1%	-0.2%	-0.1%	-0.2%	-0.2%	-0.1%
Set 5	-0.4%	0.0%	0.0%	-0.4%	-0.3%	-0.2%

Tabella 3.3.101: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti.

	cov-SSI			**PolyMAX**		
	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**	**Modo 1**	**Modo 2**	**Modo 3**
Set 1	-2.0%	-1.6%	-1.2%	-2.0%	-1.6%	-1.2%
Set 3 a	+0.3%	[-]	+0.2%	+0.5%	[-]	+0.2%
Set 3 b	-0.5%	-0.5%	-0.3%	-0.6%	-0.6%	-0.2%
Set 5	-2.5%	-1.9%	-1.3%	-2.4%	-2.1%	-1.4%

Tabella 3.3.102: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti.

	cov-SSI			PolyMAX		
	Modo 1	**Modo 2**	**Modo 3**	**Modo 1**	**Modo 2**	**Modo 3**
Set 1	-2.0%	-1.7%	-1.2%	-2.1%	-1.6%	-1.3%
Set 3 a	+0.3%	[-]	+0.2%	+0.4%	[-]	+0.1%
Set 3 b	-0.5%	-0.5%	-0.3%	-0.6%	-0.4%	-0.4%
Set 5	-2.5%	-1.9%	-1.3%	-2.4%	-2.0%	-1.6%

Come è possibile notare dalle tabelle sopra riportate, i risultati ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo cov-SSI e dall'applicazione del metodo PolyMAX sono tra di loro paragonabili. Le differenze tra data-set discretizzati in intervalli di 5 minuti e data-set discretizzati in intervalli di 10 minuti sono irrilevanti. Le differenze più marcata, come già visto nel paragrafo 3.3.1.13, si hanno tra correzioni delle frequenze grezze attraverso la correlazione con la temperatura e correzione delle frequenze attraverso la correlazione con la forza assiale.

Per le frequenze corrette dei primi tre modi di vibrare per la trave 1, prendendo come riferimento la condizione di correzione con forza assiale che ha fornito i risultati migliori, possono farsi le seguenti considerazioni:

- **Modo 1**. Per la simulazione del danneggiamento attraverso massa aggiunta in mezzeria della trave il decremento delle frequenze è tanto maggiore quanto maggiore è l'entità della massa aggiunta, la mezzeria della trave rappresenta la zona più critica per il modo 1 poiché è il punto di deformata modale massima (vedi Figura 2.6.1 e Figura 2.6.2). Per la simulazione del danneggiamento con massa aggiunta in prossimità del vincolo il decremento delle frequenze è minore rispetto a quello ottenuto per masse aggiunte in mezzeria, anche per masse di entità maggiore di quelle aggiunte in mezzeria.
- **Modo 2**. Per la simulazione del danneggiamento attraverso massa aggiunta in mezzeria, le frequenze per condizione nominale e condizione danneggiata sono sostanzialmente coincidenti. La mezzeria della trave rappresenta per il modo 2 la zona dove la deformata modale è nulla (vedi Figura 2.6.1 e Figura 2.6.2). Dunque, qualsiasi perturbazione nella mezzeria della trave non è risentita dal modo 2. Per la simulazione del danneggiamento attraverso l'introduzione di una massa aggiuntiva in prossimità del vincolo si ha un decremento delle frequenze.
- **Modo 3**. Per la simulazione del danneggiamento attraverso l'introduzione di una massa aggiuntiva in mezzeria, si ha una diminuzione delle frequenze tanto maggiore quanto maggiore è l'entità della massa aggiuntiva. Per la simulazione del danneggiamento attraverso l'introduzione di una massa aggiuntiva in prossimità del vincolo si ha il massimo effetto sul modo 3 poiché è una delle zone di massima ampiezza di deformata modale del modo 3 (vedi Figura 2.6.1 e Figura 2.6.2).

Per le frequenze corrette per i primi tre modi di vibrare per la trave 2, prendendo sempre come riferimento il caso di correzione con forza assiale, si può notare che la variazione di frequenza tra un i diversi data-sets è di pochi decimi percentuali. Questo risultato è in linea con quanto ci si può aspettare, poiché la trave 2 rimane in condizioni nominali in ogni data-set.

3.3.2.9. Considerazioni finali su metodo PolyMAX e algoritmo cov-SSI

Infine, si possono fare delle considerazioni sulla base dei risultati ottenuti dall’applicazione dei due metodi di analisi modale operativa. Come è possibile notare la discretizzazione dei data-set in intervalli di 5 minuti, o in intervalli di 10 minuti porta a risultati sostanzialmente uguali. Il metodo polyMAX fornisce valori di frequenza grezza estratti con una variabilità più accentuata rispetto all’algoritmo cov-SSI, in particolar modo per i modi superiori al primo. La correzione delle frequenze grezze attraverso il dato di temperatura e attraverso il dato di forza assiale porta a risultati molto differenti. La correzione con forza assiale fornisce risultati molto affidabili in base ai dati ottenuti per la trave 2. La correzione attraverso la temperatura porta a risultati meno stabili e affidabili, fenomeno probabilmente dovuto al comportamento differente per ogni data set come mostrato nel paragrafo 3.3.2.6.

In conclusione, nel caso in esame, si può affermare che il metodo cov-SSI rappresenti il metodo dell’analisi modale operativa più affidabile per l’estrazione dei parametri modali del sistema.

Capitolo 4

Trasformata di Hilbert-Huang

Come precedentemente detto, il monitoraggio dello stato di salute di una struttura (SHM) è quel processo che permette di stabilire delle conoscenze sullo stato attuale della struttura e di implementare una strategia di monitoraggio che permetta di identificare il più rapidamente possibile una condizione di danneggiamento.

I metodi dell'analisi modale operativa, mostrati nel Capitolo 2 e i risultati ottenuti dalla loro applicazione al caso in esame mostrati nel Capitolo 3. Forniscono risultati affidabili, ma come già ampiamente sottolineato, richiedono un onere computazionale elevato, che rende la loro applicazione in sistemi di monitoraggio in continuo di difficile implementazione. Inoltre, va sottolineato che le condizioni di danneggiamento strutturale spesso tendono ad essere catturate dai modi ad alta frequenza [11]. Questi modi ad alta frequenza sono generalmente poco eccitati, quindi, poco riconoscibili dai metodi dell'analisi operativa classica. Per queste ragioni, nel corso degli anni, numerose metodologie di identificazione basate sull'analisi diretta del segnale sono state implementate. La trasformata di Hilbert-Huang (HHT) è la strategia per l'identificazione strutturale basata sull'analisi diretta del segnale, che ha riscosso maggiore interesse nel corso degli anni. Di seguito verrà applicata al caso in esame. Il metodo HHT può essere diviso in due fasi. In un primo step si svolge una decomposizione in modo empirico del segnale (Empirical Mode Decomposition, EMD). In un secondo momento viene applicata la trasformata di Hilbert ai risultati della EMD. L'idea innovativa introdotta da Huang è rappresentata dalla decomposizione in modo empirico del segnale. Attraverso questa decomposizione ogni data-set, anche di natura molto complicata, può essere decomposto in un numero finito e abbastanza ridotto di funzioni modali intrinseche (Intrinsic Mode Functions, IMF) che ammettono una trasformata di Hilbert ben definita [11].

4.1. HHT

Nel seguente paragrafo verranno esposte le basi teoriche su cui si basa la HHT, riferendosi a [10]. In un primo momento verrà descritto il procedimento di estrazione delle funzioni modali intrinseche attraverso EMD. In seguito, si descriverà la trasformata di Hilbert applicata alle IMF e la sua interpretazione.

4.1.1. Intrinsic Mode Function (IMF)

Le funzioni modali intrinseche rappresentano un nuovo metodo di analizzare i dati. Il vantaggio maggiore nella decomposizione del segnale in IMF consiste nel poter analizzare anche segnali non stazionari e non lineari [10]. La decomposizione si basa sull'assunzione che ogni data-set è la combinazione di funzioni modali intrinseche. Ogni modo può o meno essere lineare e avrà lo stesso numero di estremi e di zero crossing. Le oscillazioni, inoltre, saranno simmetriche rispetto alla media locale. Ogni modo sarà indipendente dagli altri dopo la decomposizione [10].

Una funzione modale intrinseca è definita come quella funzione che soddisfa le seguenti due condizioni:

1) All'interno dell'intervallo di dati, il numero di estremi e il numero di attraversamenti dello zero sono uguali o differiscono al massimo di uno;
2) In qualsiasi punto, il valore medio dell'inviluppo definito dai massimi locali e l'inviluppo definito dai minimi locali sono pari a zero.

La funzione modale intrinseca è definita per rappresentare un modo di oscillazione incorporato nel segnale.

4.1.2. Empirical Mode Decomposition (EMD)

Attraverso la decomposizione in modo empirico del segnale ogni data-set può essere decomposto in differenti funzioni modali intrinseche attraverso una procedura detta di setacciamento. La decomposizione si basa sulle seguenti assunzioni:

1) Il segnale ha almeno due estremi, uno massimo e uno minimo;
2) La scala temporale caratteristica è definita dall'intervallo di tempo tra gli estremi;
3) Se i dati sono totalmente privi di estremi, ma contengono solo punti di inflessione, allora possono essere differenziati una o più volte per rivelare gli estremi. I risultati finali possono essere ottenuti con l'integrazione o le integrazioni delle componenti.

Il metodo di decomposizione può semplicemente utilizzare separatamente gli inviluppi definiti dai massimi e dai minimi locali. Dopo aver identificato gli estremi locali del segnale originale X(t), si connettono tutti i massimi locali attraverso una spline cubica, in questo modo si identifica l’inviluppo superiore. La stessa procedura si ripete per i minimi locali per ottenere l’inviluppo inferiore. Si calcola la media tra i due inviluppi e la differenza tra la media degli inviluppi e il data-set originale rappresenta la prima componente h_1:

$$h_1(t) = X(t) - m_1(t) \tag{4.1}$$

Dove $m_1(t)$ indica la media tra inviluppo dei massimi locali e dei minimi locali. La componente $h_1(t)$ deve rispettare le due condizioni sopra citate per essere definita una funzione modale intrinseca. Se le condizioni di funzione modale intrinseca non sono rispettate, il processo è ripetuto considerando $h_1(t)$ come nuovo data-set fino a quando il processo non restituisce una funzione che soddisfi i due parametri di funzione modale intrinseca, la funzione verrà definita come $IMF_1(t)$. Ottenuta la prima funzione modale intrinseca questa viene sottratta alla serie di dati originale per ricavare i residui $r_1(t)$.

$$r_1(t) = X(t) - IMF_1(t) \tag{4.2}$$

Il processo di vagliatura viene applicato successivamente ad ogni residuo per ottenere le successive funzioni modali intrinseche fino a quando il residuo $r_n(t)$ è più piccolo di un valore prestabilito o diventa una funzione monotona. La funzione originale può essere espressa come la somma delle funzioni modali intrinseche più i residui finali.

$$X(t) = \sum_{j=1}^{n} IMF_j(t) + r_n(t) \tag{4.3}$$

Dopo la decomposizione, la prima funzione modale intrinseca contiene le informazioni sulla frequenza più alta della serie di dati originali, mentre i residui contengono le informazioni sulla componente di frequenza più bassa della serie originale.

Di seguito viene riportato graficamente il processo di estrazione delle funzioni modali intrinseche.

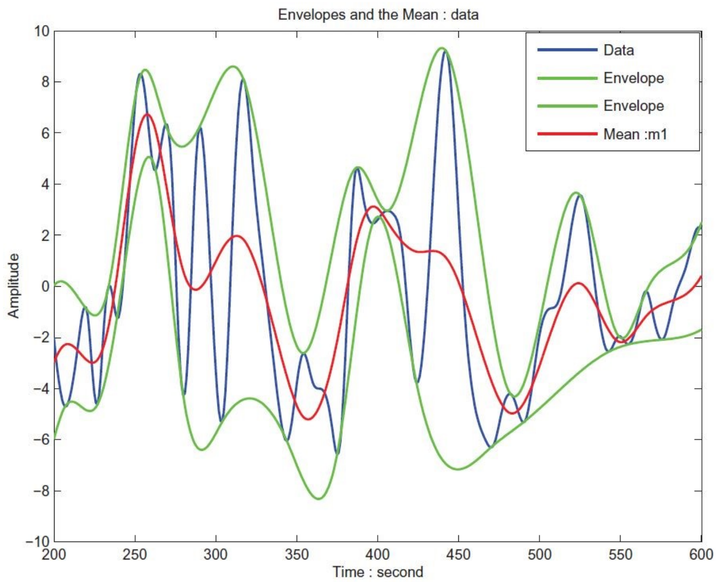

Figura 4.1.1: Step 1, inviluppo massimi e minimi (verde) e media degli inviluppi (rosso). Figura ricavata da [10]

Dopo aver ricavato la media dell'inviluppo, indicata in Figura 4.1.1 con m_1, si procede sottraendo la media al segnale originale (curva blu in Figura 4.1.1). ottenendo quanto mostrato in Figura 4.1.2.

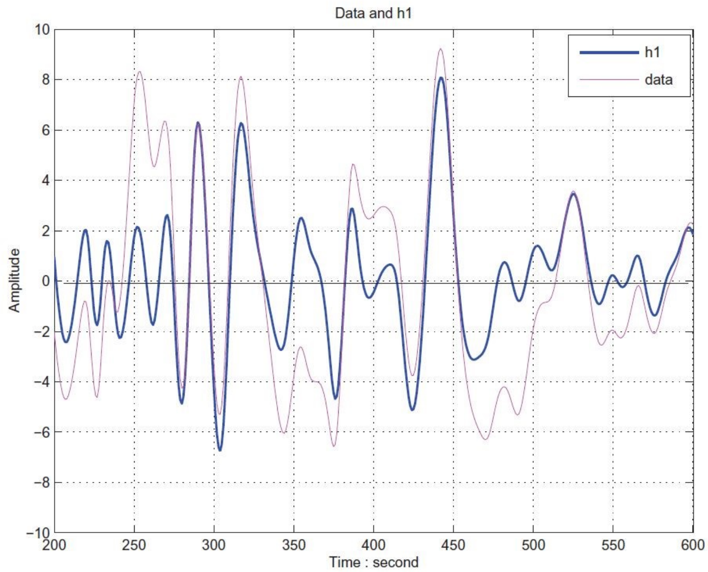

Figura 4.1.2: Step 2, valutazione funzione h_1 (blu) e confronto con i dati originali (rosso). Figura ricavata da [10]

Idealmente la funzione h_1 dovrebbe soddisfare i due criteri, mostrati precedentemente, per essere definita una funzione modale intrinseca. Nella maggior parte dei casi un solo step non è sufficiente affinché h_1 soddisfi i criteri di funzione modale intrinseca, quindi si procede in modo iterativo considerando come nuova serie di dati la funzione h_1.

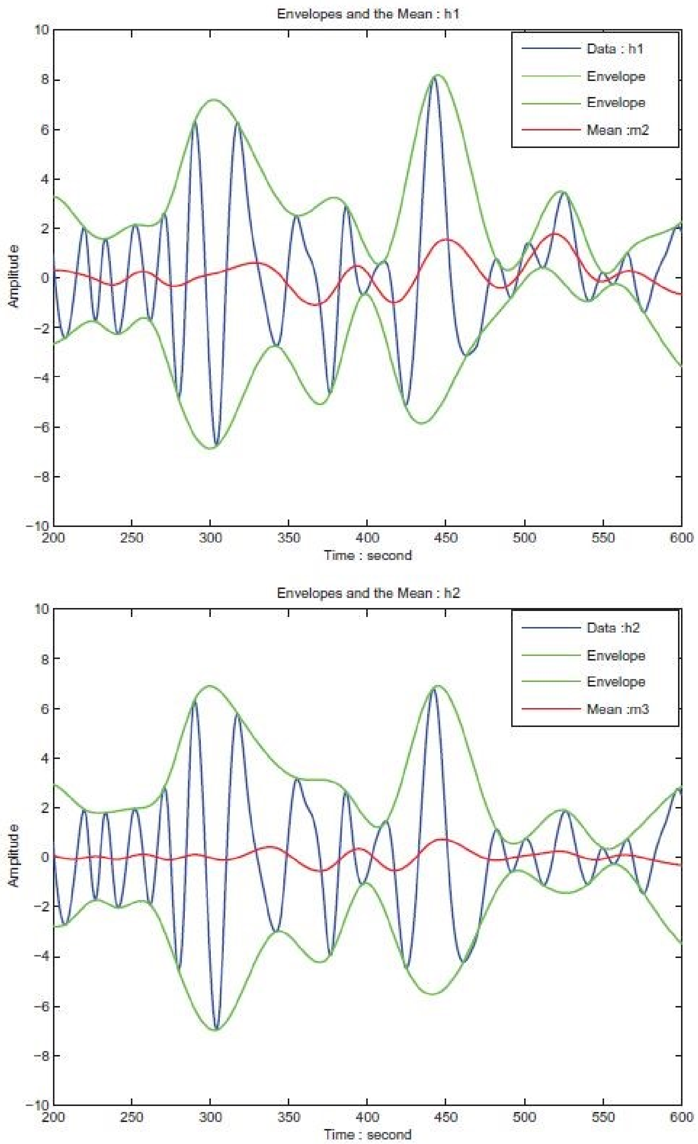

Figura 4.1.3: Step 3, Procedere iterativamente fino a quando la funzione h_i non soddisfa i criteri di IMF. Figura estratta da [10]

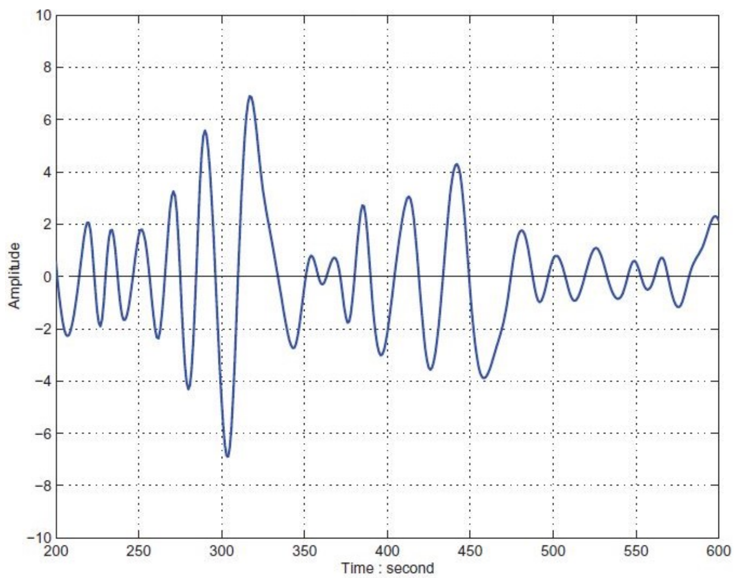

Figura 4.1.4: Step 4, Arrestare il processo quando la funzione h_i soddisfa i criteri di IMF. Figura estratta da [10]

Ottenuta la prima funzione modale intrinseca, che contiene le componenti con periodo più breve del segnale, quindi di frequenza più elevata. Si ottengono i residui sottraendo la prima funzione modale intrinseca dal segnale originale. I residui conterranno le componenti del segnale con periodi più lunghi, dunque i residui ottenuti sottraendo la prima IMF dal segnale vengono considerati come un nuovo segnale e ad essi si applicano gli step precedentemente descritti. Il processo viene ripetuto iterativamente fino a quando i residui non sono minori di un valore prefissato o diventano una funzione monotona.

Di seguito viene riportato un esempio di EMD per un intervallo di 15 secondi di segnale estratto per l'accelerometro 1 sulla trave 1 nel data-set in condizioni nominali di 72 ore.

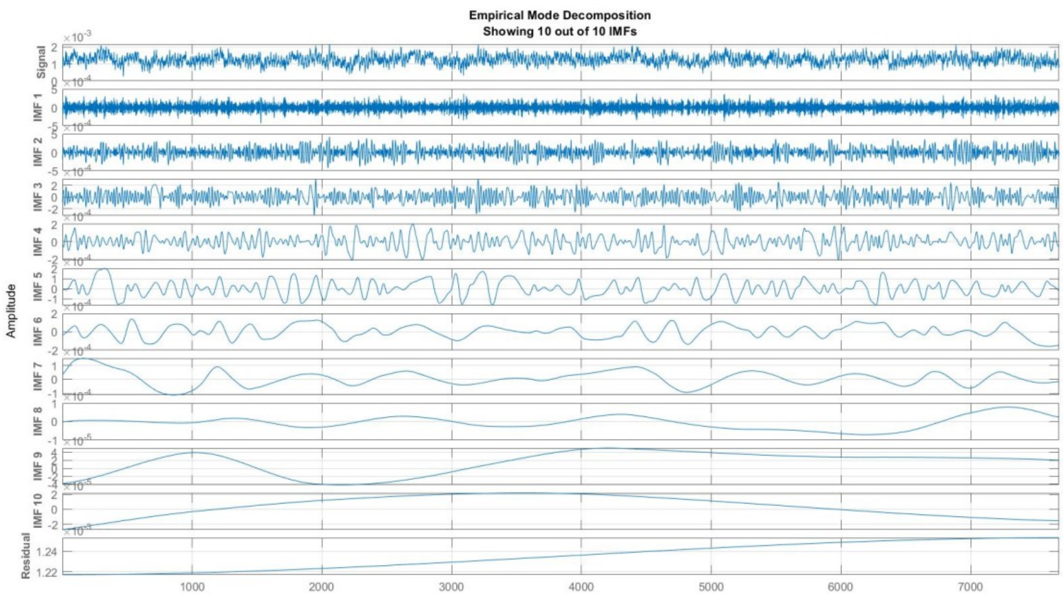

Figura 4.1.5: Esempio di EMD.

4.1.3. Trasformata di Hilbert

Ottenute le funzioni modali intrinseche dal segnale originale X(t), lo step successivo del metodo HHT consiste nell'applicazione della trasformata di Hilbert ad ogni IMF ottenuta. L'ampiezza, la fase istantanea e la frequenza variabile nel tempo possono essere determinate applicando la trasformata di Hilbert ai segnali di vibrazione per identificare le proprietà di un sistema vibrante. La trasformata di Hilbert di un valore reale X(t) nel range $-\infty < t < \infty$ è una funzione a valori reali $\tilde{y}(t)$.

$$Y(t) = H[X(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{X(u)}{\pi(t-u)} du \tag{4.4}$$

Dove H rappresenta la trasformata di Hilbert. La trasformata di Hilbert è la convoluzione di y(t) con 1/t, che enfatizza le proprietà locali del data-set. Il segnale analitico corrispondente Z(t) può essere definito come:

$$\begin{aligned} Z(t) &= X(t) + iY(t) \\ &= A(t)e^{i\vartheta(t)} \\ A(t) &= [X^2(t) + Y^2(t)]^{1/2} \end{aligned} \tag{4.5}$$

$$\vartheta(t) = \tan^{-1}\left[\frac{Y(t)}{X(t)}\right]$$

Dove A(t) e θ(t) rappresentano l'ampiezza e la fase istantanea del segnale X(t), rispettivamente. La frequenza istantanea è quindi data da:

$$\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \tag{4.6}$$

Avendo decomposto il segnale in IMF e ottenuto per ogni funzione modale intrinseca la frequenza istantanea e l'ampiezza, lo spettro di Hilbert può essere costruito per creare una rappresentazione dei dati in termini di Tempo-Frequenza-Energia. Lo spettro può essere ricavato dalla formulazione sotto riportata.

$$H(\omega,t) = Re\sum_{j=1}^{n} a_i(t)e^{i\int \omega_j(t)dt} \tag{4.7}$$

Per un generico segnale X(t), c'è una sola frequenza ω ad ogni istante temporale t se il segnale è stato processato attraverso la trasformata di Hilbert. Per un generico segnale X(t) ad ogni istante temporale t, non processato attraverso la trasformata di Hilbert, c'è una distribuzione di frequenze in quel momento, piuttosto che una singola frequenza [10]. Per questa ragione Huang giunse alla conclusione che il termine frequenza istantanea ha significato solo se il segnale trasformato è una funzione modale intrinseca. Per questo il segnale è prima scomposto in funzioni modali intrinseche attraverso la decomposizione modale empirica prima che la trasformata di Hilbert venga applicata.

Dallo spettro di Hilbert può essere inoltre ricavato lo spettro marginale di Hilbert, ovvero una rappresentazione dello spettro in soli termini di frequenza ed energia relativa alla frequenza. Lo spettro marginale può essere ottenuto nel seguente modo:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega,t)dt \tag{4.8}$$

Di seguito viene riportato un esempio di spettro di Hilbert relativo al segnale di 15 secondi di cui nel paragrafo precedente è stata riportata la EMD.

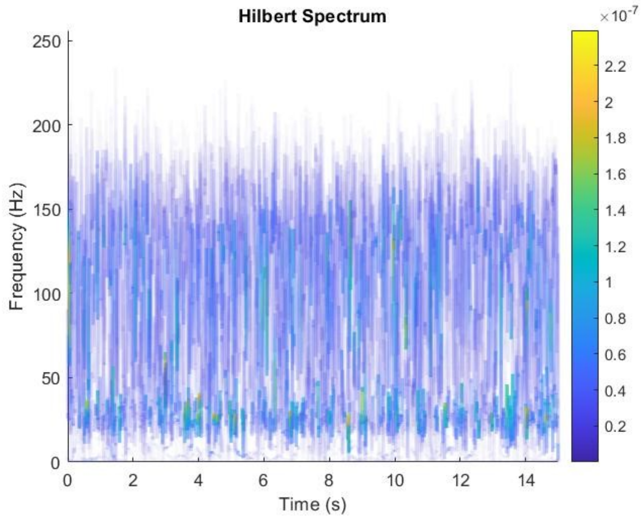

Figura 4.1.6: Esempio di spettro di Hilbert.

4.2. Risultati ottenuti dall’applicazione della trasformata di Hilbert-Huang

Di seguito vengono riportati i risultati ottenuti dall’ applicazione della trasformata di Hilbert Huang ai data-sets a disposizione.

In un primo momento verrà fatto un confronto tra gli spettri di Hilbert per i cinque data-sets a disposizione, sia per la trave 1 che per la trave 2. Il confronto viene fatto su un intervallo temporale di 15 secondi estratto dall’inizio di ogni data-set al fine di avere condizioni ambientali e di eccitazione paragonabili per i differenti data-sets.

Per lo stesso intervallo temporale di 15 secondi, al fine di avere una lettura più chiara dei risultati viene riportato il confronto tra gli spettri marginali di Hilbert (HMS) per le prime tre IMF.

Infine, i data-sets verranno discretizzati in intervalli di tempo costante di 10 minuti, per ogni intervallo vengono ricavate le frequenze istantanee per le prime tre funzioni modali intrinseche. La frequenza istantanea nell’intervallo di discretizzazione è posta pari alla media delle frequenze istantanee nell’intervallo.

Di seguito viene riportato un esempio di frequenze istantanee su un intervallo di 15 secondi, per l’accelerometro 4 sulla trave 1, ricavate per le prime tre funzioni modali intrinseche.

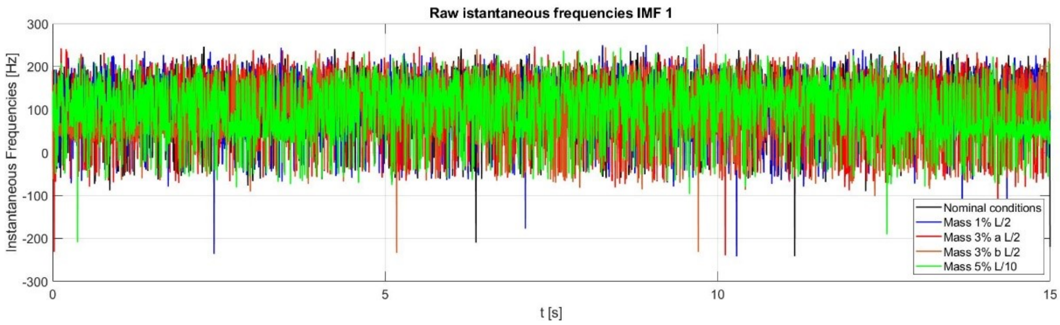

Figura 4.2.1: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1 per un intervallo di 15 secondi.

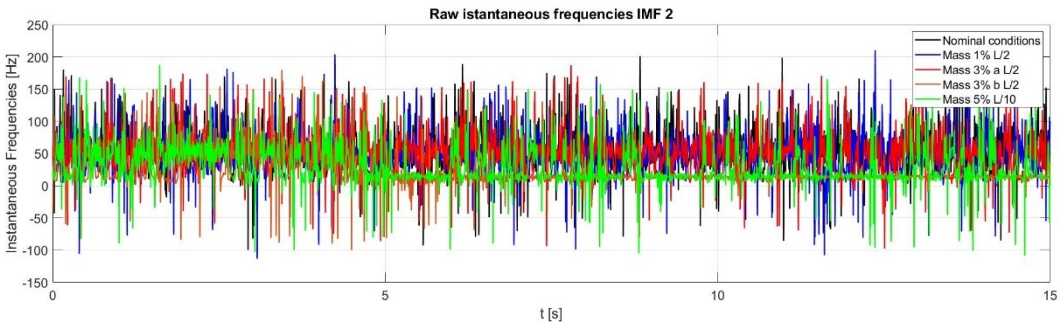

Figura 4.2.2: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2 per un intervallo di 15 secondi.

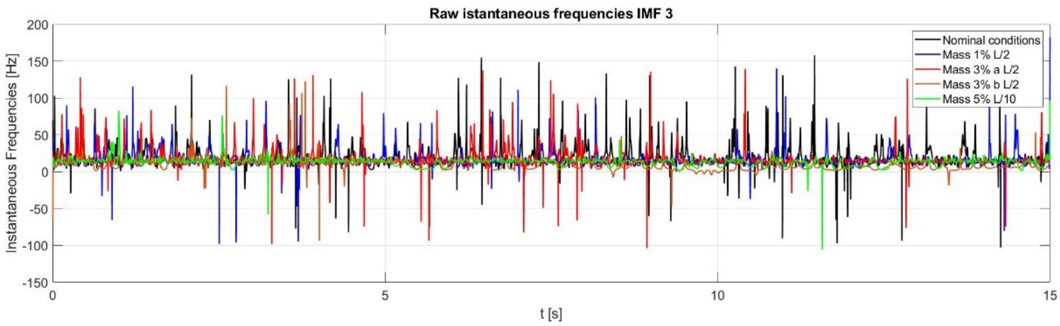

Figura 4.2.3: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3 per un intervallo di 15 secondi.

Dalle tre figure sopra riportate è possibile notare come le frequenze istantanee relative alla IMF 1 (Figura 4.2.1) presentino un elevato rumore, segno che all'interno della IMF 1 la componente di frequenza estratta non sia univoca, ma piuttosto è presente un ampio range di frequenze eccitate. Questo concetto sarà più chiaro in seguito quando verranno presentati gli spettri marginali di Hilbert. All'aumentare dell'ordine della IMF il rumore all'interno delle frequenze istantanee decresce considerabilmente, dunque si riduce il range di frequenze eccitate.

Di seguito viene riportato un confronto tra gli spettri di Hilbert per i cinque data-sets a disposizione, sia per la trave 1, dove ogni data-set si trova in condizioni di danneggiamento differenti, sia per la trave 2, dove tutti i data-set sono in condizioni nominali.

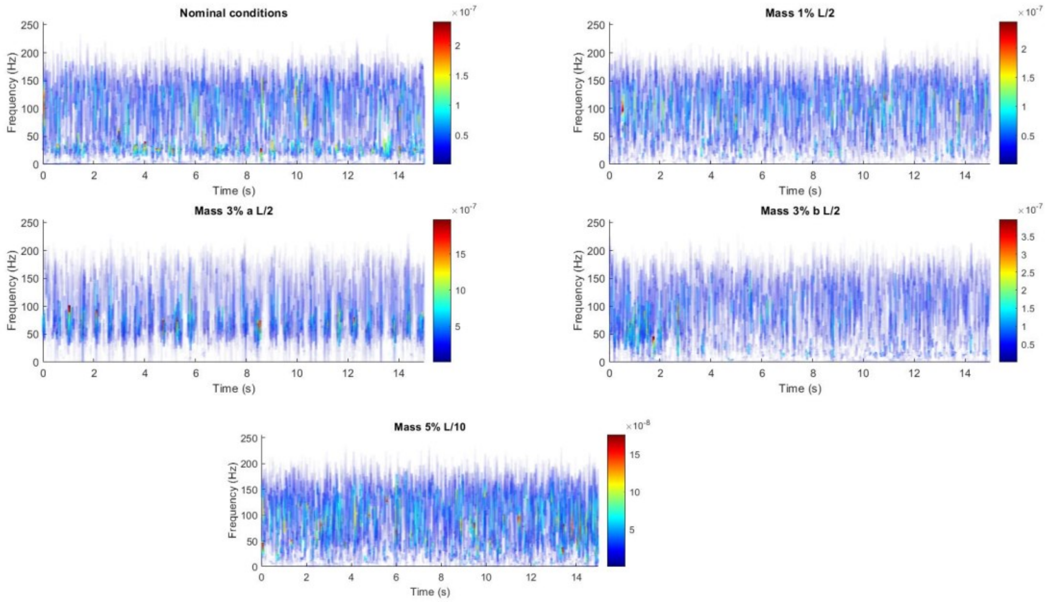

Figura 4.2.4: Accelerometro 1 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert.

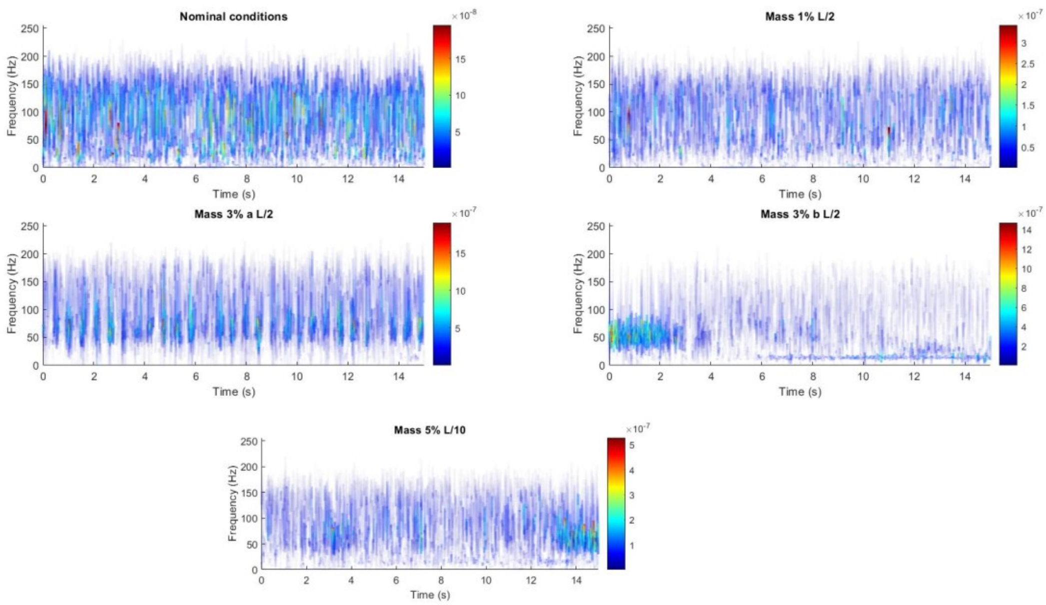

Figura 4.2.5: Accelerometro 2 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert.

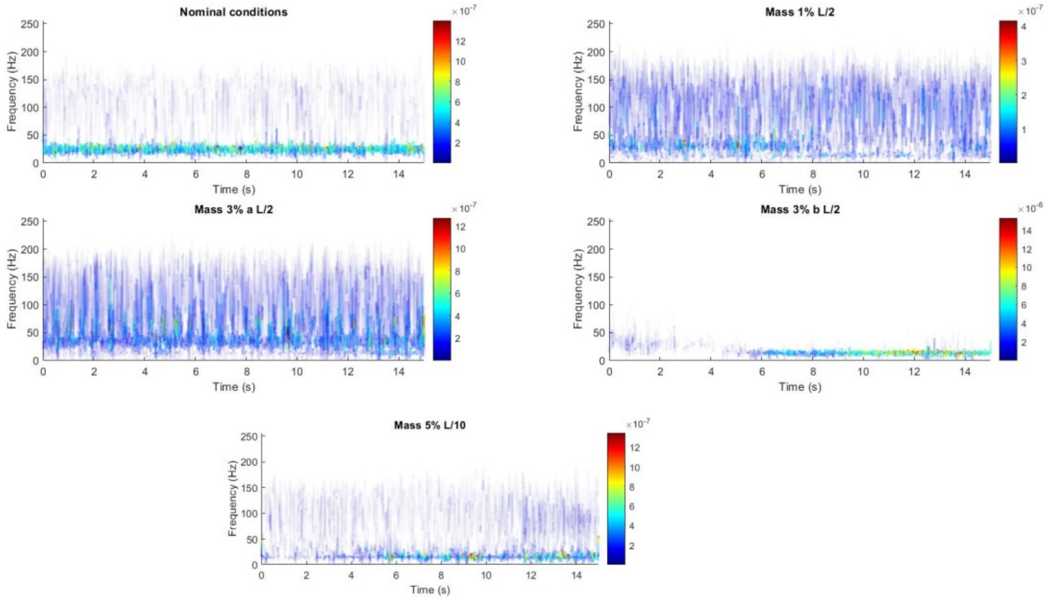

Figura 4.2.6: Accelerometro 3 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert.

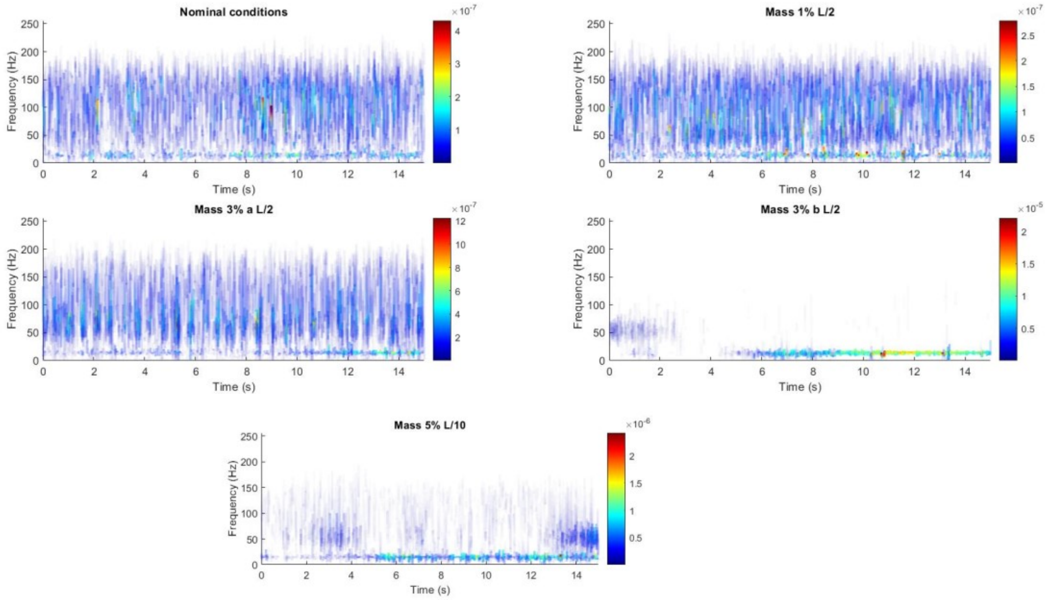

Figura 4.2.7: Accelerometro 4 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert.

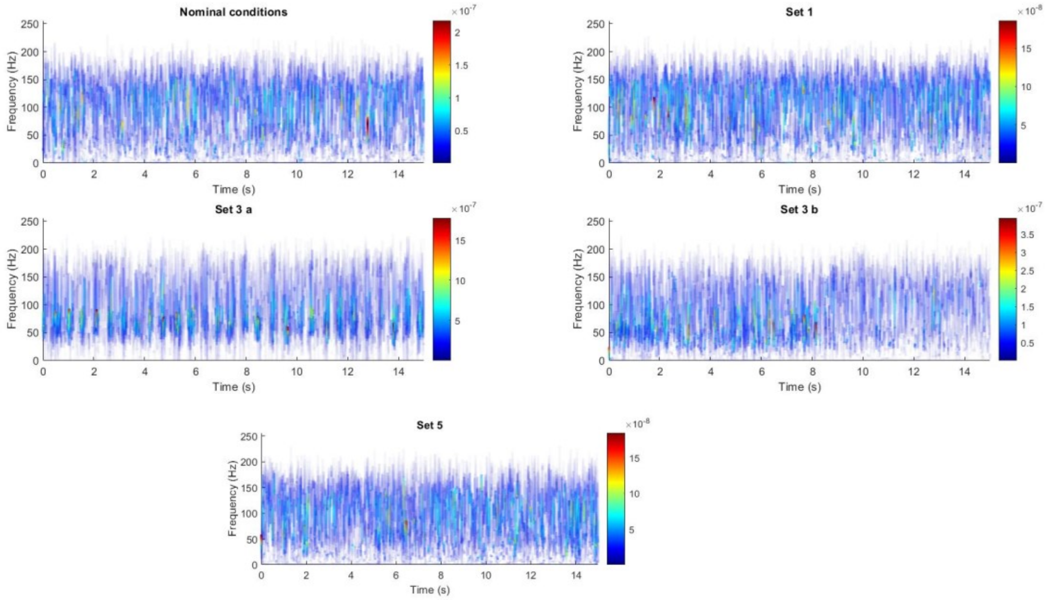

Figura 4.2.8: Accelerometro 1 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert.

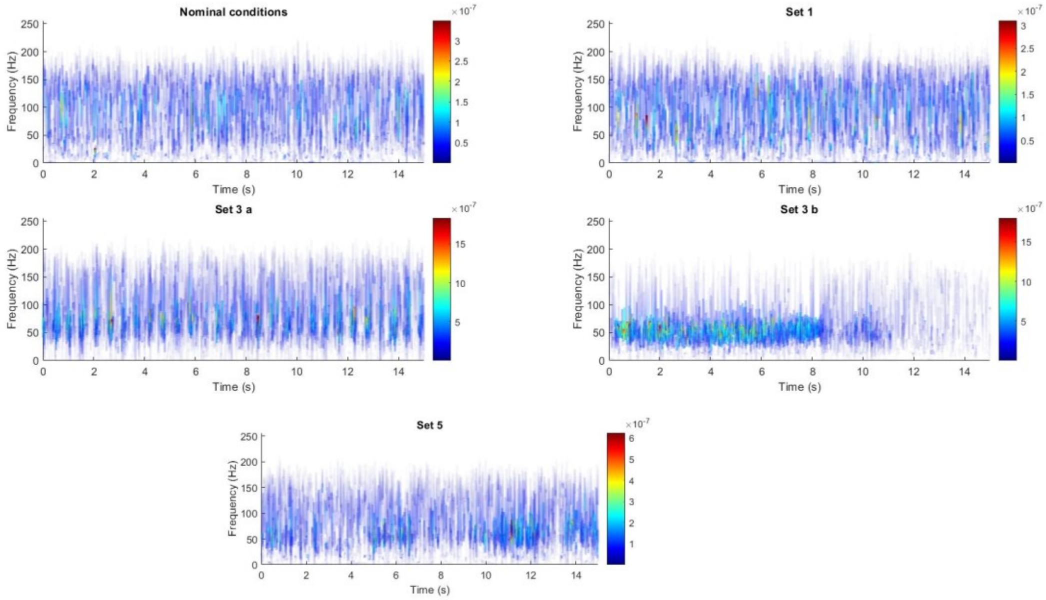

Figura 4.2.9: Accelerometro 2 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert.

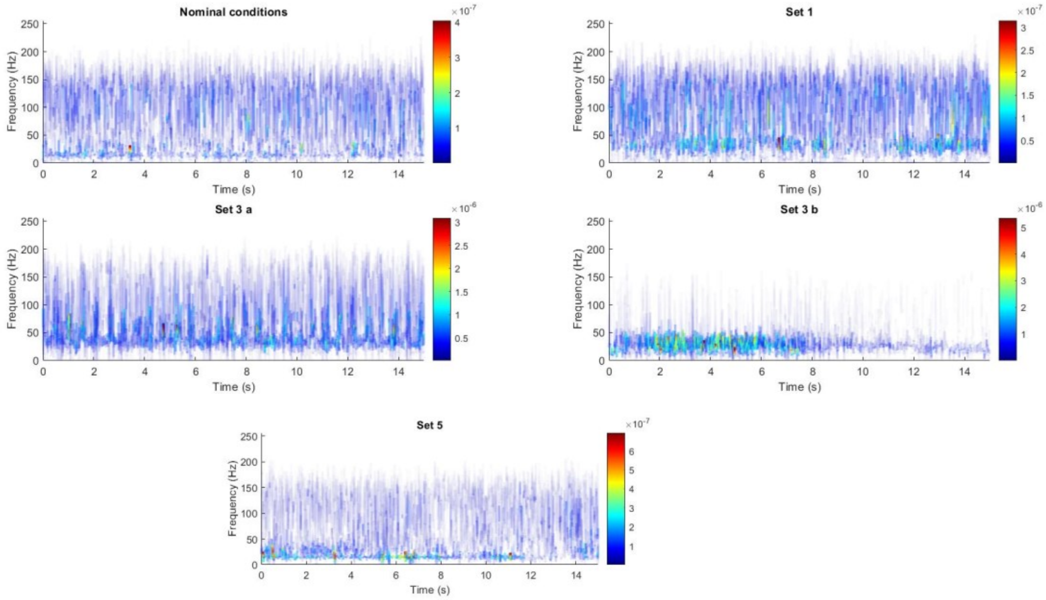

Figura 4.2.10: Accelerometro 3 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert.

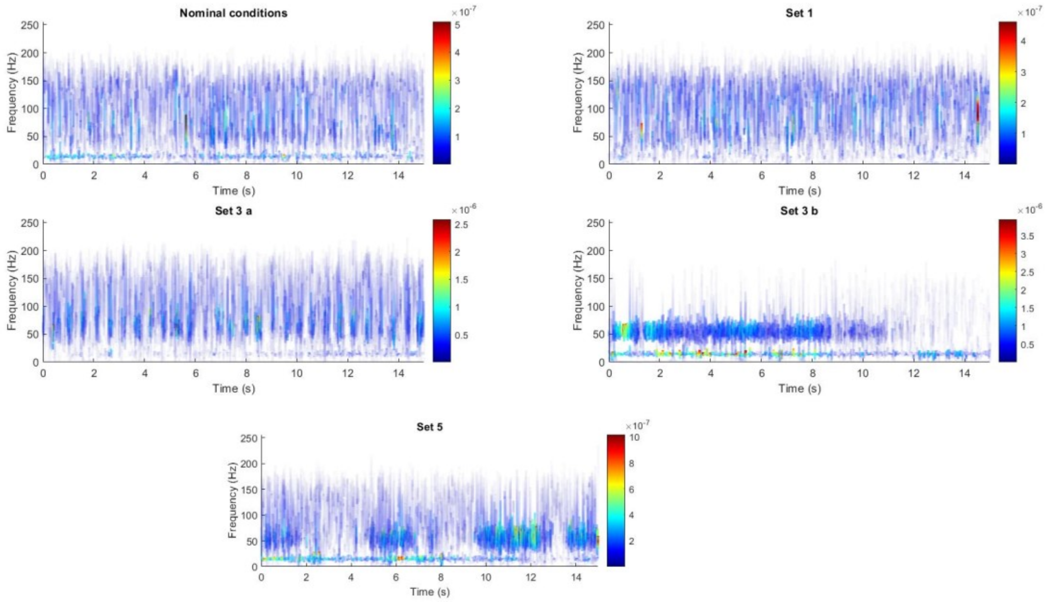

Figura 4.2.11: Accelerometro 4 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert.

Dalle figure sopra riportate possono essere fatte le seguenti considerazioni:

- Per la trave 1, dove viene simulato il danneggiamento, dal confronto tra gli spettri di Hilbert non emerge una sostanziale variazione nel comportamento strutturale, le differenze apprezzabili potrebbero semplicemente essere legate alle condizioni ambientali differenti, dunque, ad una variazione di tiro non trascurabile nella trave. Quindi, il danneggiamento simulato potrebbe essere di entità non sufficiente affinché questo venga risentito in modo apprezzabile nello spettro.

- Per la trave 2, dove il danneggiamento non è simulato, le variazioni visibili nello spettro di Hilbert tra i differenti data-set, sono con molta probabilità legati alle condizioni ambientali tra i differenti data-set.
- Infine, si può notare per l'accelerometro 1 e l'accelerometro 2, che sono i due accelerometri vicino ai vincoli, un livello di rumore nello spettro di Hilbert-Huang tendenzialmente maggiore rispetto agli accelerometri posizionati nella parte centrale della trave.

Di seguito verrà riportato il confronto tra gli spettri marginali di Hilbert (HMS) relativi alle prime tre IMF. Il confronto verrà fatto con riferendosi all'accelerometro 4, per gli altri accelerometri si ottengono risultati analoghi.

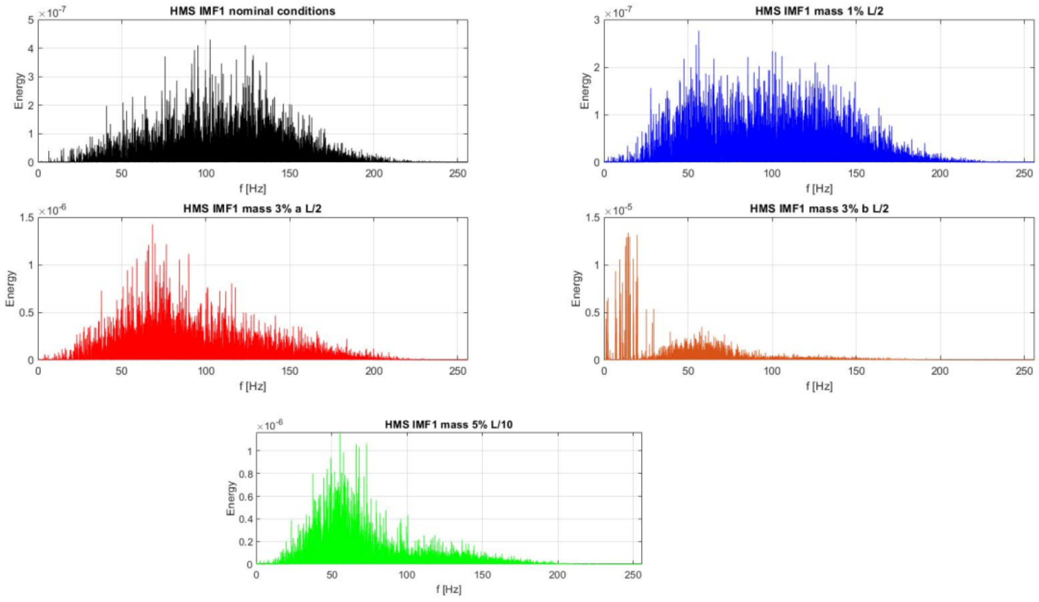

Figura 4.2.12: Accelerometro 4 trave 1, HMS IMF 1

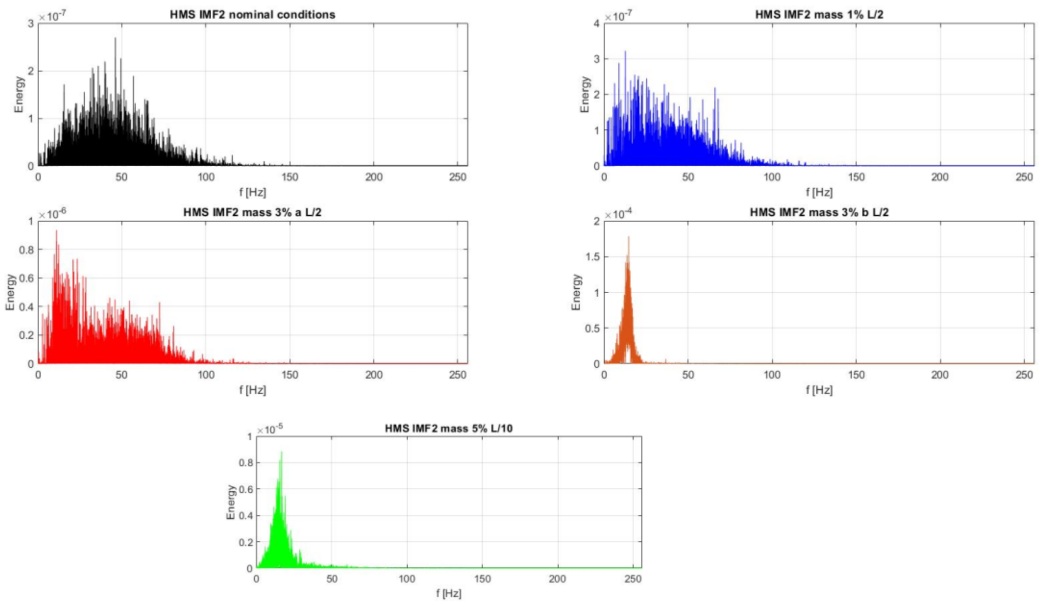

Figura 4.2.13: Accelerometro 4 trave 1, HMS IMF 2

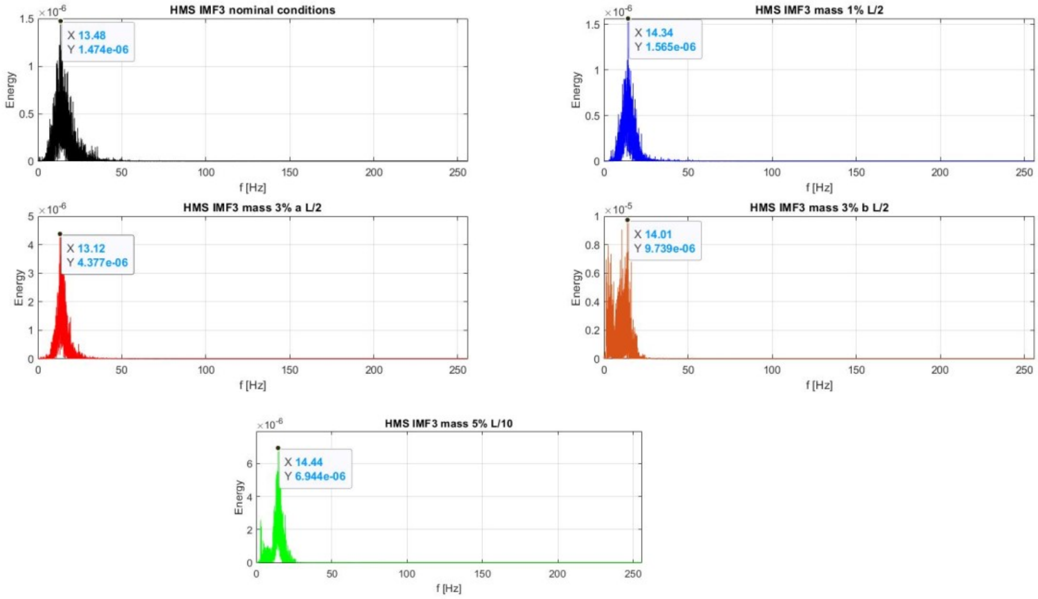

Figura 4.2.14: Accelerometro 4 trave 1, HMS IMF 3

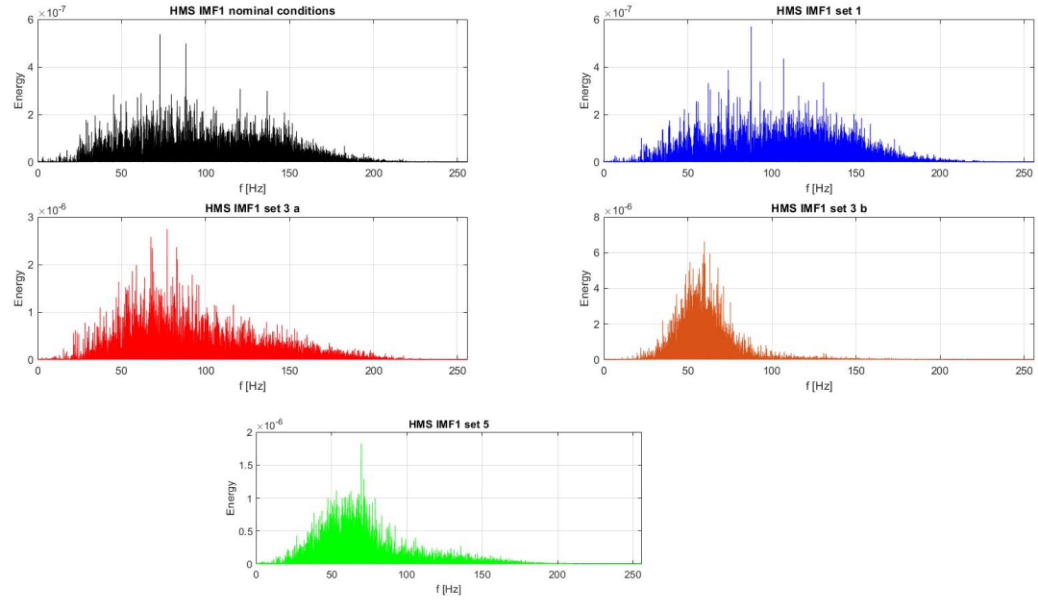

Figura 4.2.15: Accelerometro 4 trave 2, HMS IMF 1

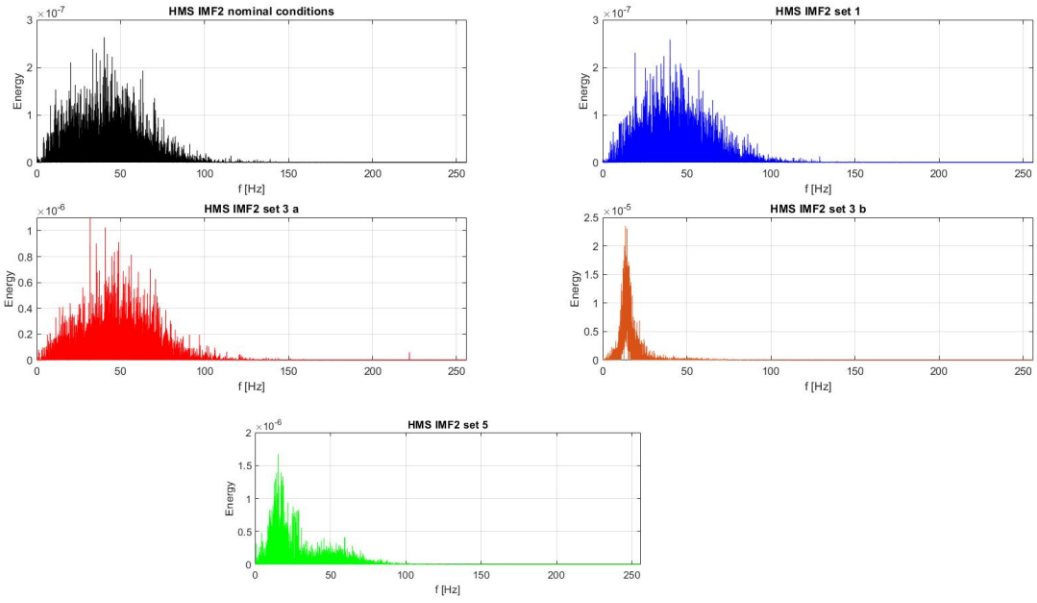

Figura 4.2.16: Accelerometro 4 trave 2, HMS IMF 2

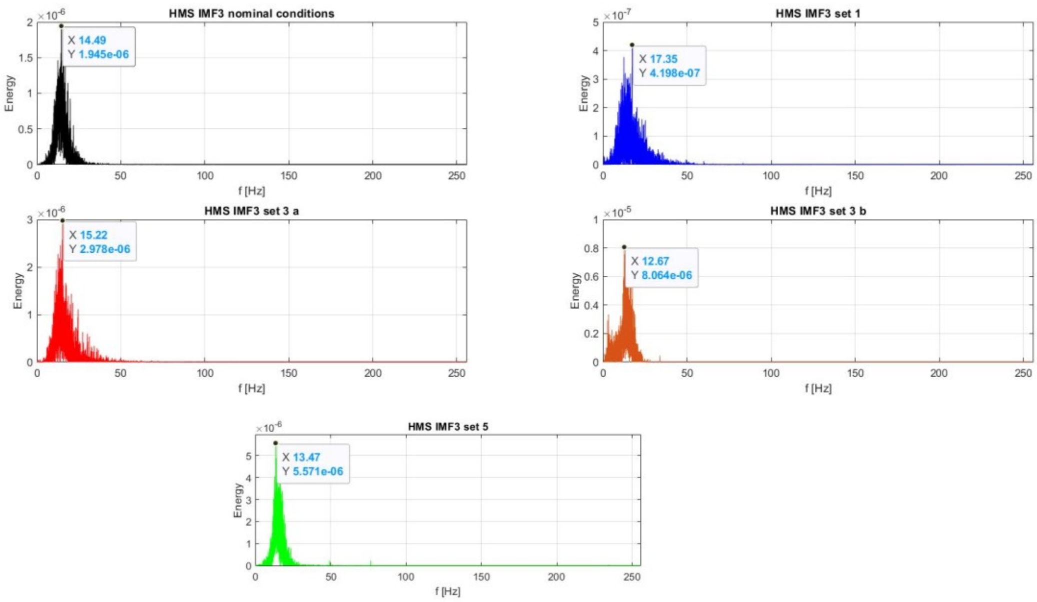

Figura 4.2.17: Accelerometro 4 trave 2, HMS IMF 3

Dalle figure sopra riportate si possono trarre le seguenti conclusioni:

- Lo spettro marginale di Hilbert relativo a funzioni modali intrinseche di ordine basso (IMF 1 e IMF 2) risulta avere componenti ad elevata energia su una distribuzione ampia di frequenze. Ad eccezione del data-set "Massa 3% b", per questo data-set anche le IMF di ordine basso presentano un range ristretto di frequenze eccitate, questo fenomeno è probabilmente dovuto alle condizioni di rumore ambientale basso durante la prova, infatti, per questo data-set la prova è stata svolta di domenica. Per IMF di ordine superiore la componente di energia si concentra su un range di frequenze più ristretto, come avviene per la IMF 3.

- Così come visto per gli spettri di Hilbert-Huang riportati in precedenza, anche nel seguente caso l'identificazione del danneggiamento risulta essere difficoltosa. Altri fattori, come ad esempio gli effetti termici e quindi la variazione di tiro corrispondente, sembrano avere effetto più influente della simulazione del danneggiamento.

4.2.1. Analisi dell'intero data-set

Di seguito verranno analizzati i data-sets a disposizione per intero. L'analisi verrà svolta in termini di frequenze istantanee ricavate per le prime tre IMF. Il data-set verrà discretizzato in intervalli temporali di ampiezza costante di durata 10 minuti. Per ogni intervallo di discretizzazione si procederà alla decomposizione empirica del segnale come visto nel paragrafo 4.1.2 in modo da poter ricavare le funzioni modali intrinseche del segnale. Applicando la trasformata di Hilbert alle funzioni modali intrinseche, come visto nel paragrafo 4.1.3, si ricaveranno le frequenze istantanee. Il valore di frequenza istantanea finale sarà posto pari alla media delle frequenze istantanee sull'intervallo di discretizzazione. Verranno riportati i risultati ottenuti per l'accelerometro 4. Per gli altri accelerometri si ricavano risultati analoghi.

Di seguito vengono riportate le frequenze istantanee ricavate per le prime tre funzioni modali intrinseche per l'accelerometro 4 della trave 1.

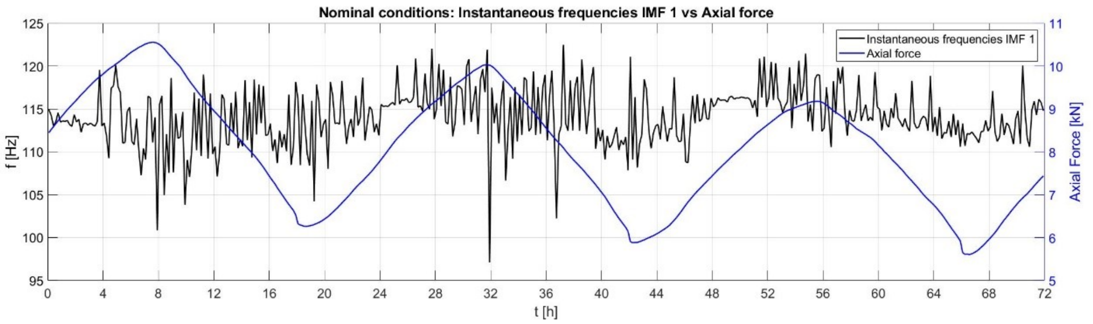

Figura 4.2.18: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Condizioni nominali.

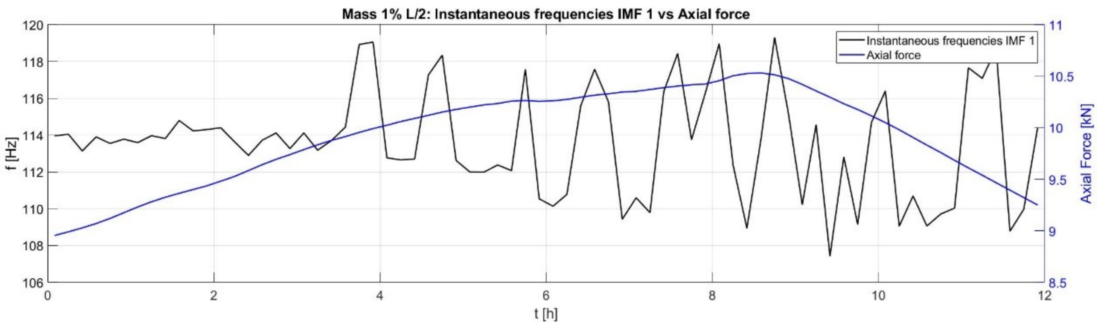

Figura 4.2.19: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 1% L/2.

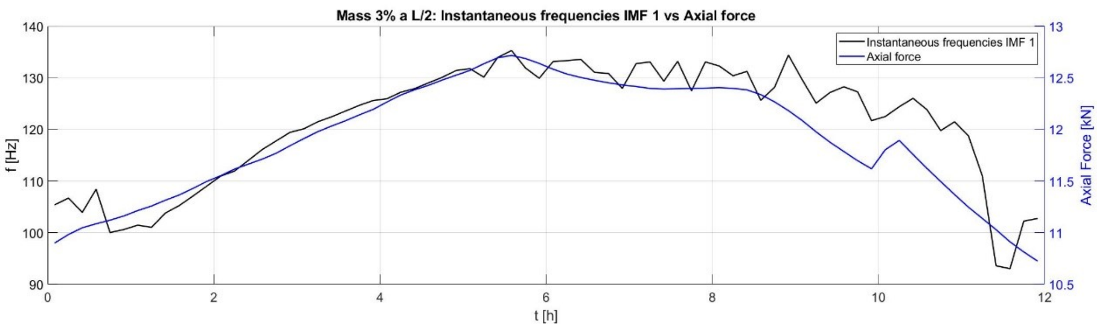

Figura 4.2.20: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 3% a L/2.

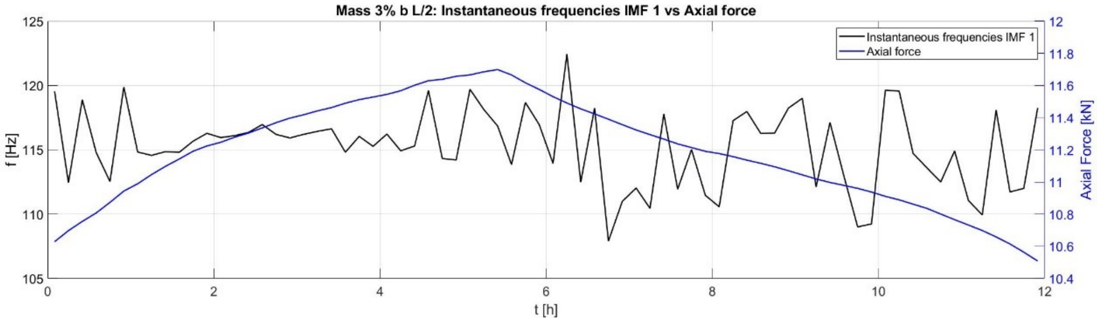

Figura 4.2.21: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 3% b L/2.

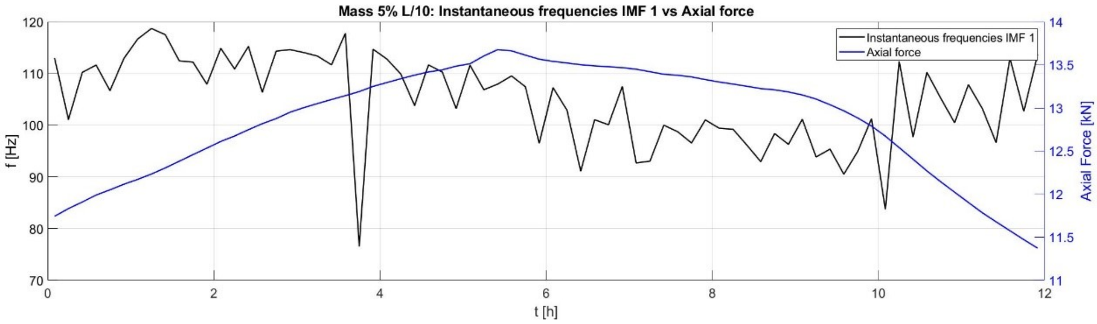

Figura 4.2.22: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 5% L/10.

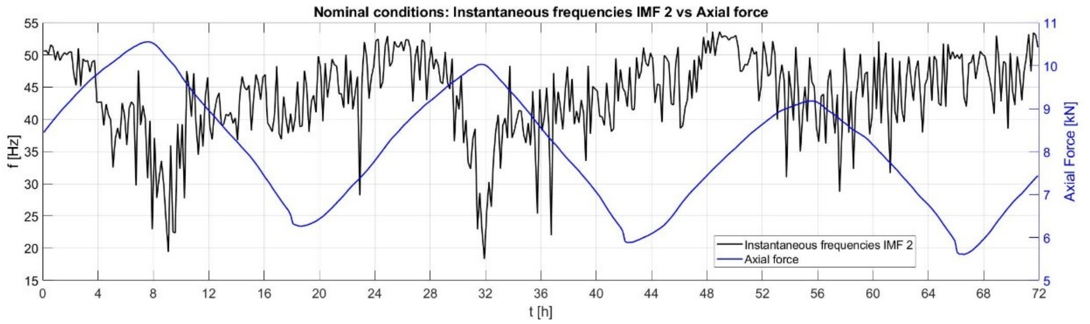

Figura 4.2.23: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Condizioni nominali.

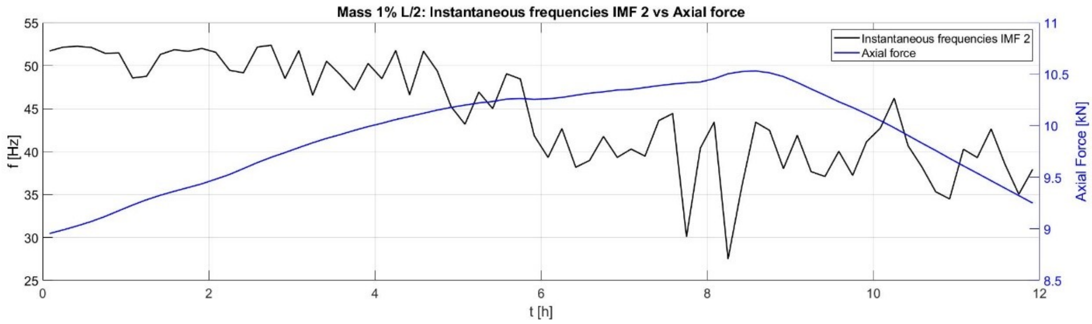

Figura 4.2.24: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 1% L/2.

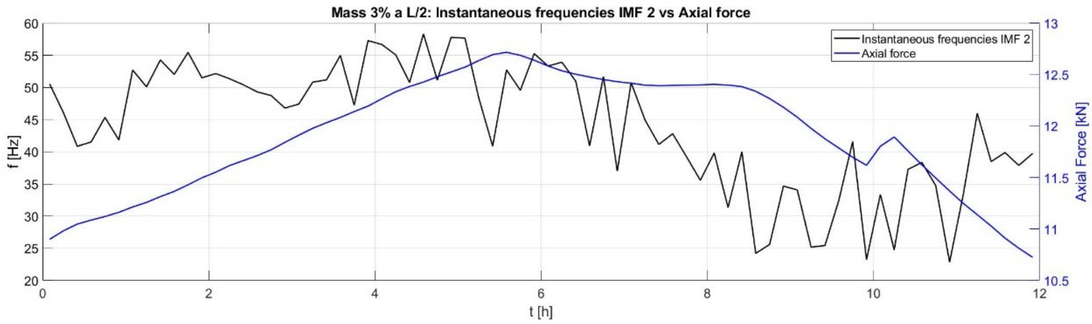

Figura 4.2.25: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 3% a L/2.

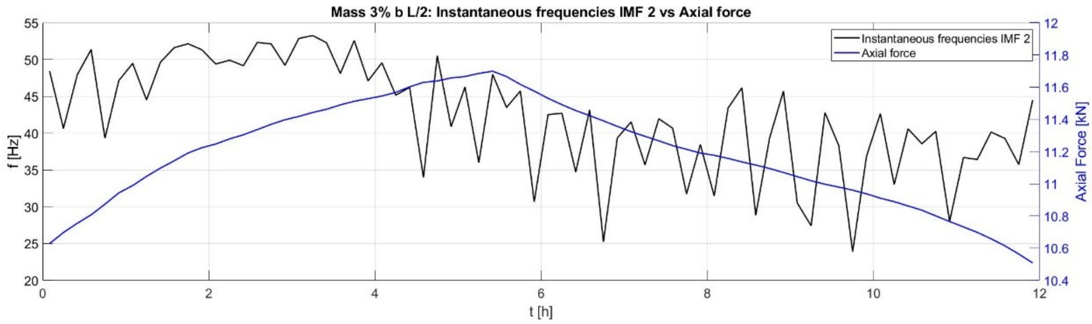

Figura 4.2.26: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 3% b L/2.

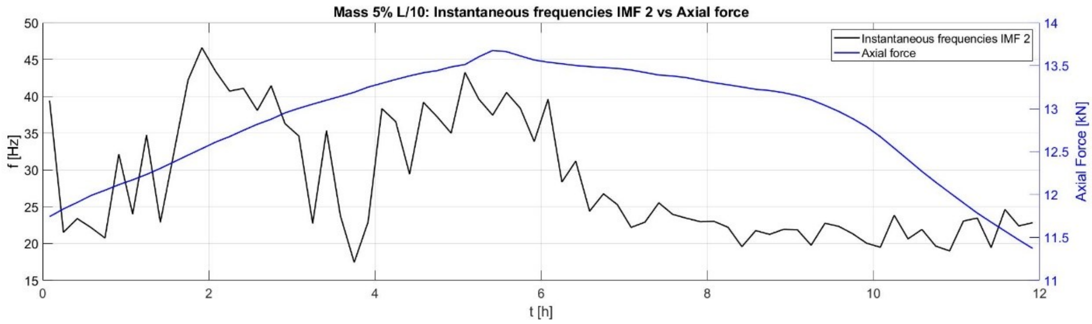

Figura 4.2.27: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 5% L/10.

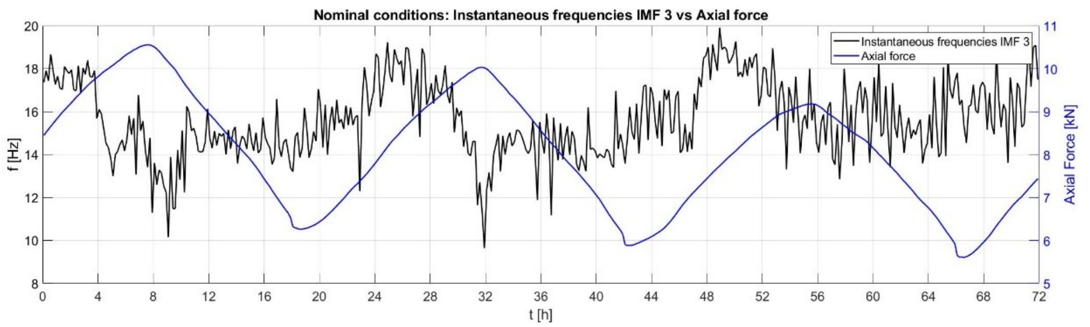

Figura 4.2.28: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Condizioni nominali.

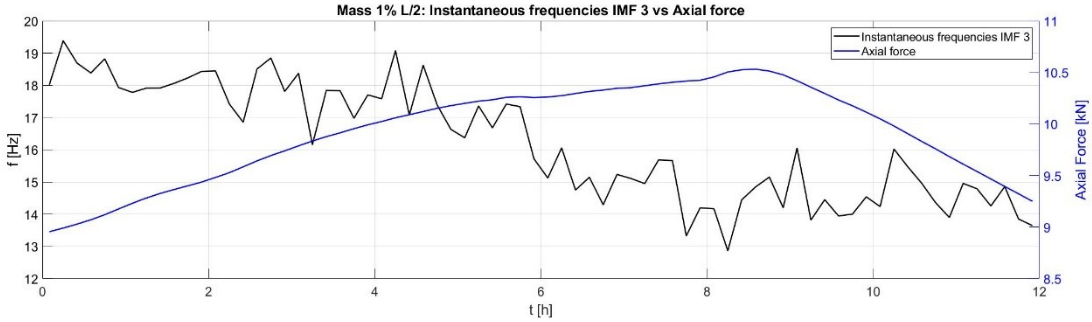

Figura 4.2.29: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 1% L/2.

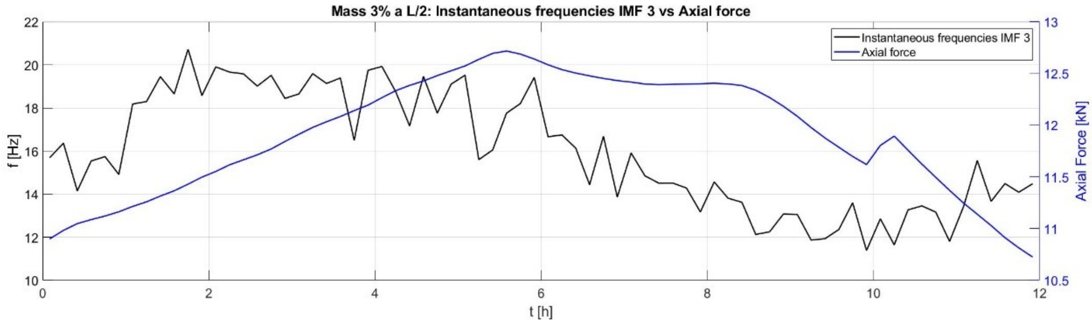

Figura 4.2.30: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 3% a L/2.

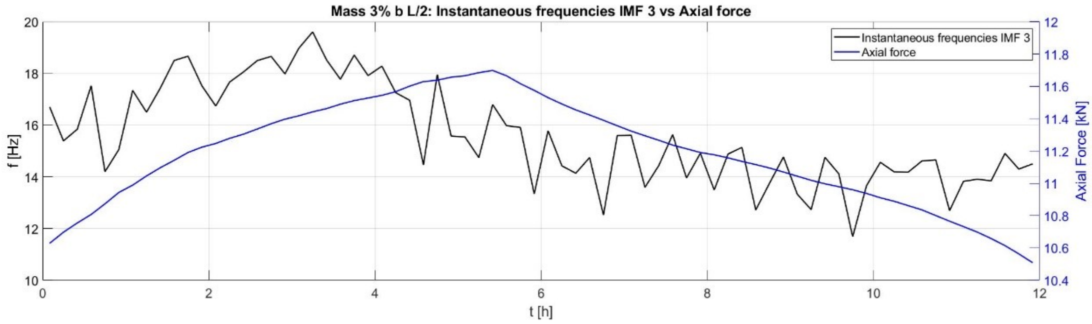

Figura 4.2.31: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 3% b L/2.

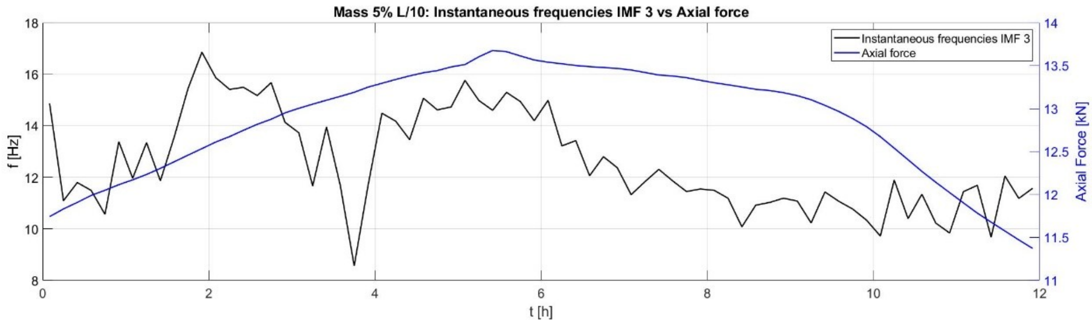

Figura 4.2.32: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 5% L/10.

Di seguito viene fatto un confronto tra le frequenze istantanee dei cinque differenti data-sets.

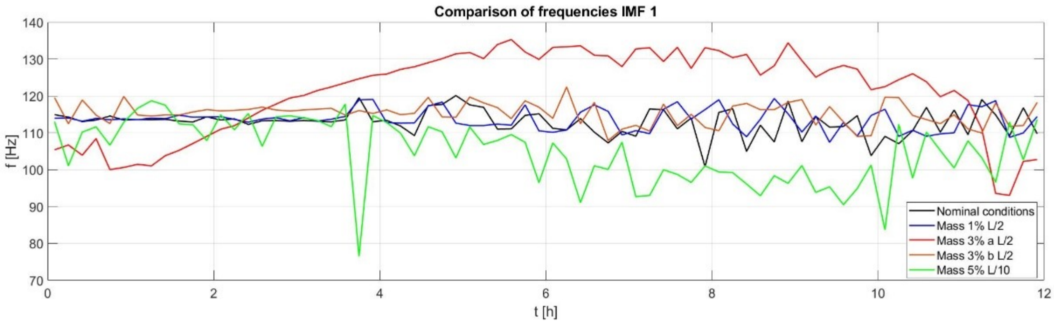

Figura 4.2.33: Accelerometro 4 trave 1: confronto frequenze istantanee grezze IMF 1.

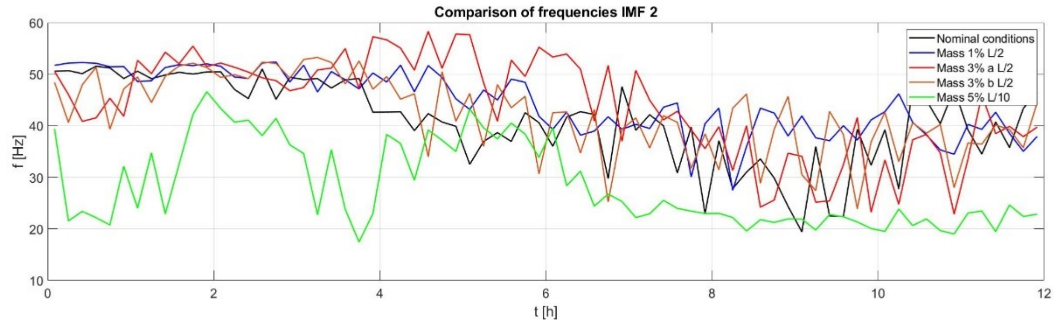

Figura 4.2.34: Accelerometro 4 trave 1: confronto frequenze istantanee grezze IMF 2.

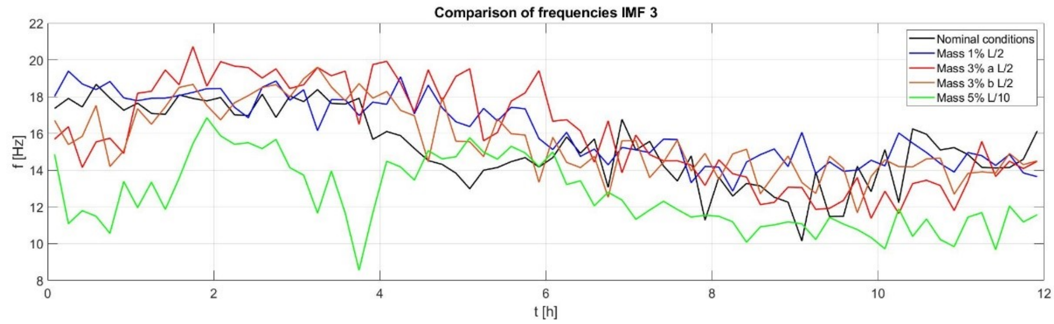

Figura 4.2.35: Accelerometro 4 trave 1: confronto frequenze istantanee grezze IMF 3.

Dalle figure sopra riportate possono essere fatte le seguenti considerazioni:

- Non esiste una correlazione evidente tra frequenze istantanee e forza assiale, quindi, neanche con la temperatura;
- Le frequenze istantanee identificate per la prima funzione modale intrinseca presentano un andamento abbastanza stabile nell'intorno dei 110 Hz. Valore che dovrebbe rappresentare indicativamente il quinto modo di vibrare della trave, ricordando che dall'analisi modale operativa i modi della trave erano stati identificati a: 14 Hz, 32 Hz, 51 Hz, 82 Hz e 101 Hz; rispettivamente per il: modo 1, modo 2, modo 3, modo 4 e modo 5. Aver identificato come prima funzione modale intrinseca una funzione che caratterizza le frequenze più alte è in linea con quanto precedentemente detto sulla trasformata di Hilbert-Huang.
- Per la seconda funzione modale intrinseca si hanno due comportamenti differenti. Per le prime sei ore, circa, vengono identificate frequenze nell'intorno dei 50 Hz, in linea con il terzo modo di vibrare. per le successive sei ore, quindi nelle ore diurne, si ha una

riduzione nelle frequenze istantanee identificate, con presenza di frequenze istantanee nell’intorno dei 21-25 Hz, valori che erano già stati notati nell’applicazione del metodo Peak-Picking dell’analisi modale operativa e che potrebbero essere correlati ad un disturbo durante la prova di laboratorio. Dunque, la seconda funzione modale intrinseca fa emergere un comportamento diverso tra ore notturne e ore diurne.

- Per la terza funzione modale intrinseca, così come visto al punto precedente per la seconda funzione modale intrinseca, per le ore notturne fornisce risultati in linea con il modo 1 della trave. Per le ore diurne si ha un disturbo nelle frequenze istantanee identificate.

Di seguito vengono riportate le frequenze istantanee ricavate per le prime tre funzioni modali intrinseche per l’accelerometro 4 sulla trave 2.

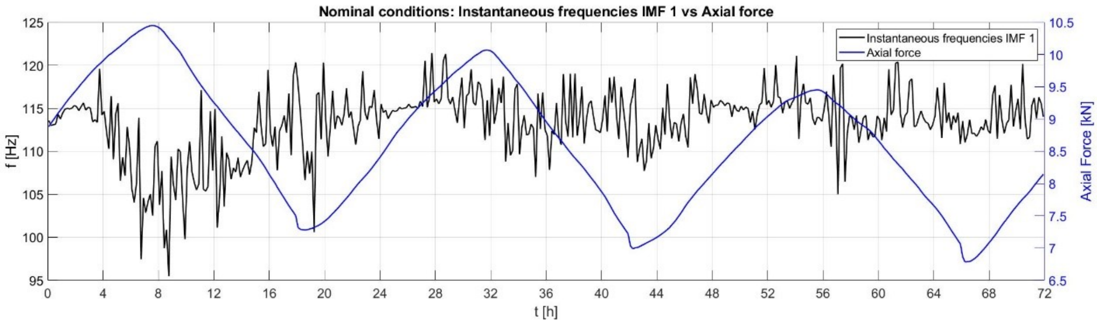

Figura 4.2.36: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Condizioni nominali.

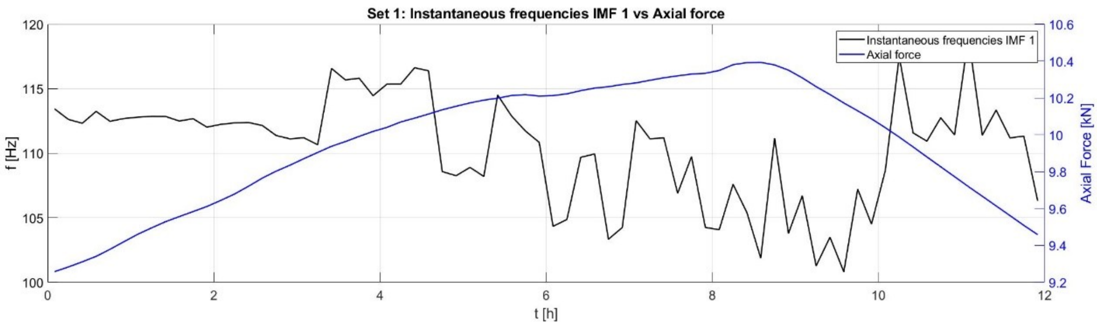

Figura 4.2.37: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 1.

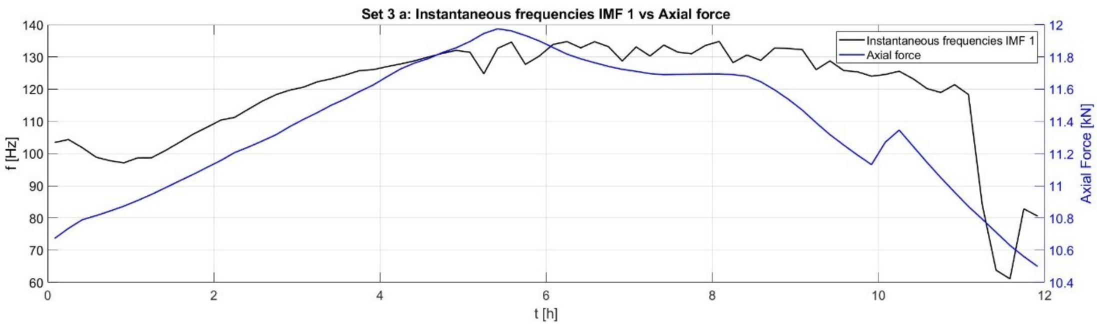

Figura 4.2.38: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 3 a.

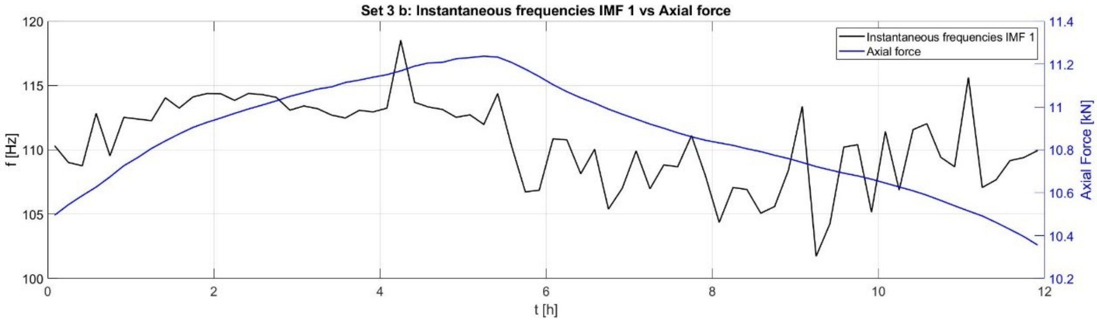

Figura 4.2.39: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 3 b.

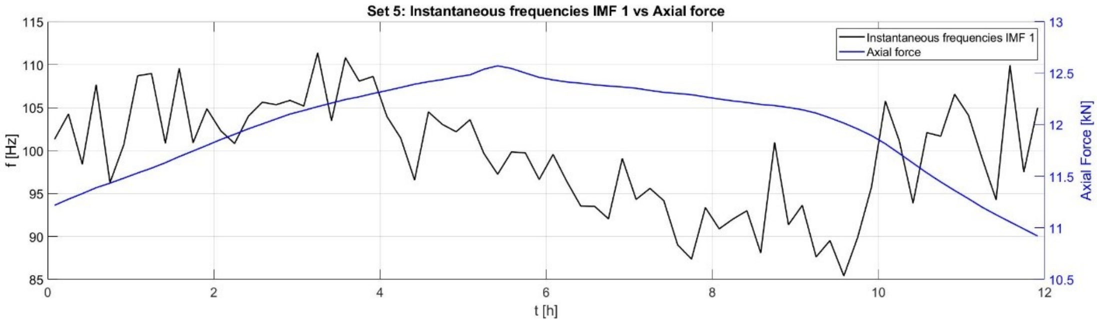

Figura 4.2.40: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 5.

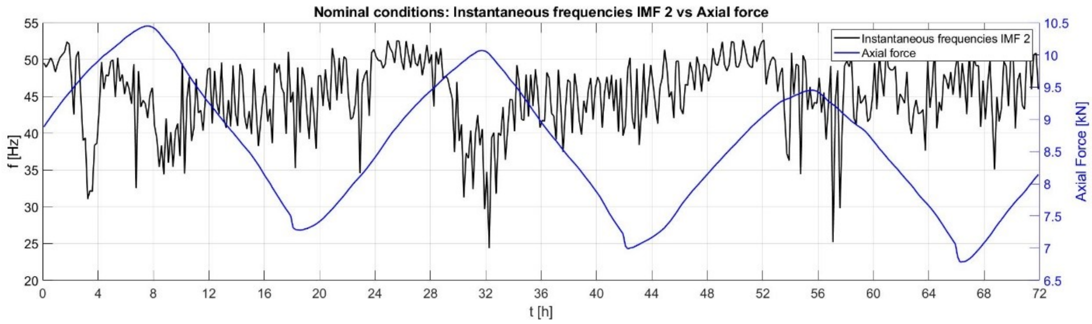

Figura 4.2.41: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Condizioni nominali.

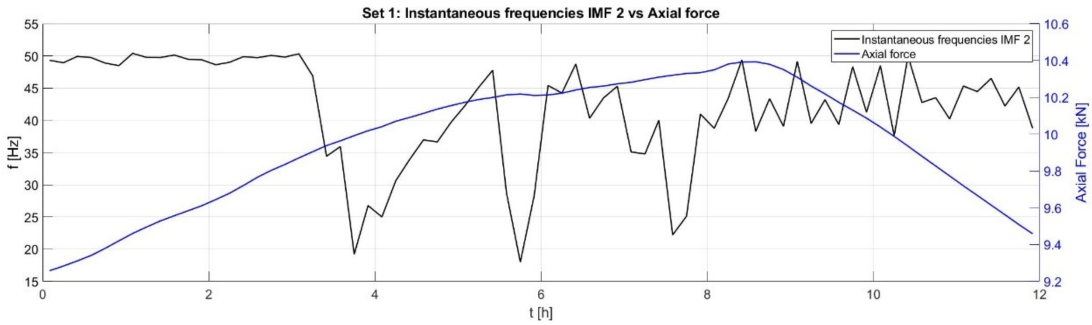

Figura 4.2.42: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 1.

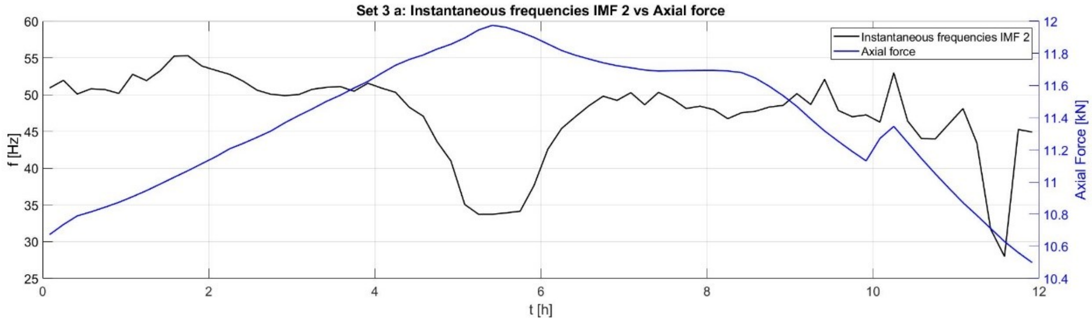

Figura 4.2.43: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 3 a.

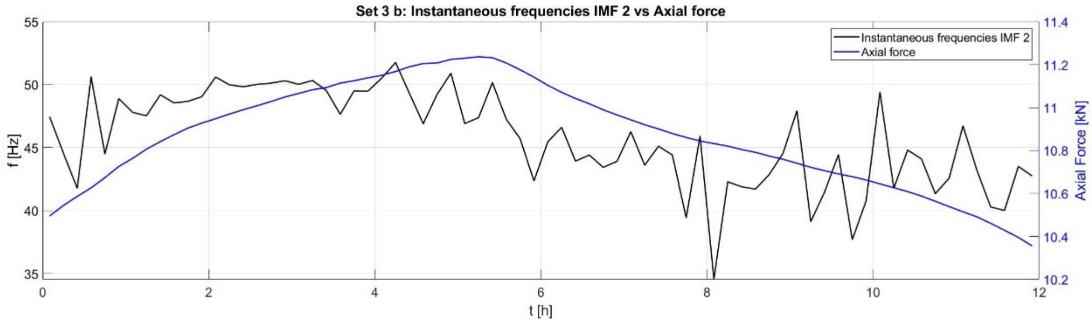

Figura 4.2.44: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 3 b.

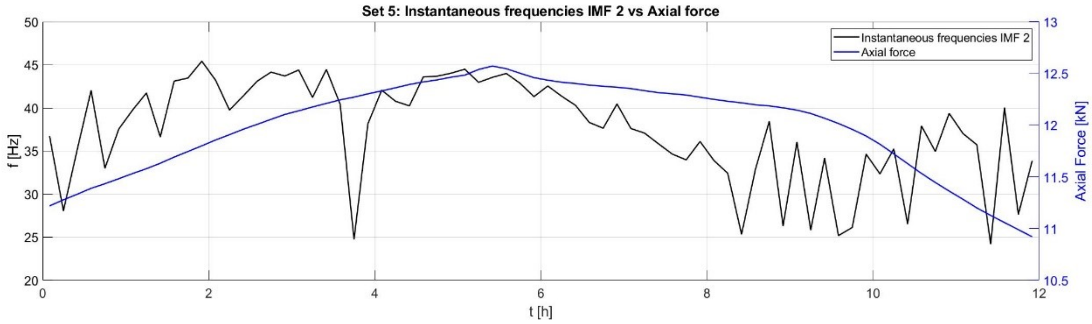

Figura 4.2.45: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 5.

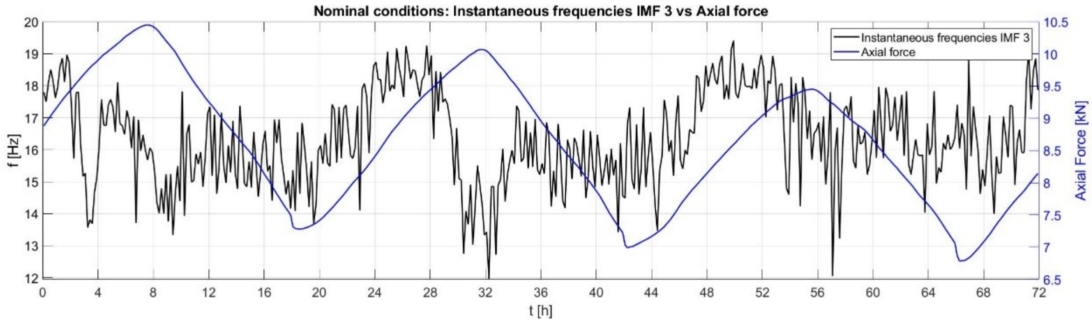

Figura 4.2.46: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Condizioni nominali.

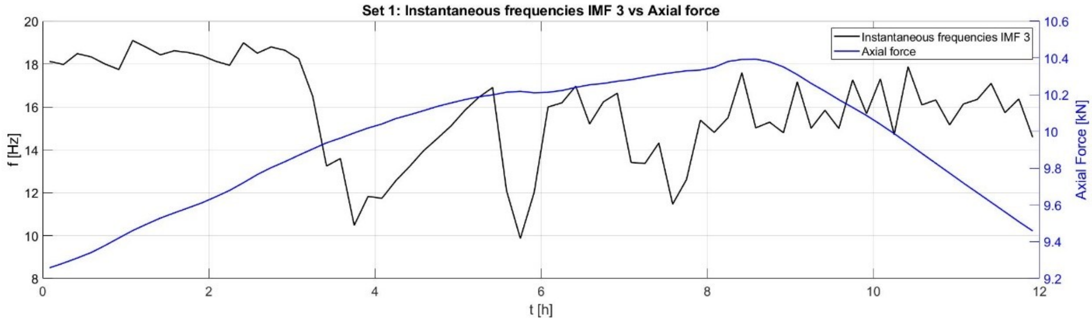

Figura 4.2.47: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 1.

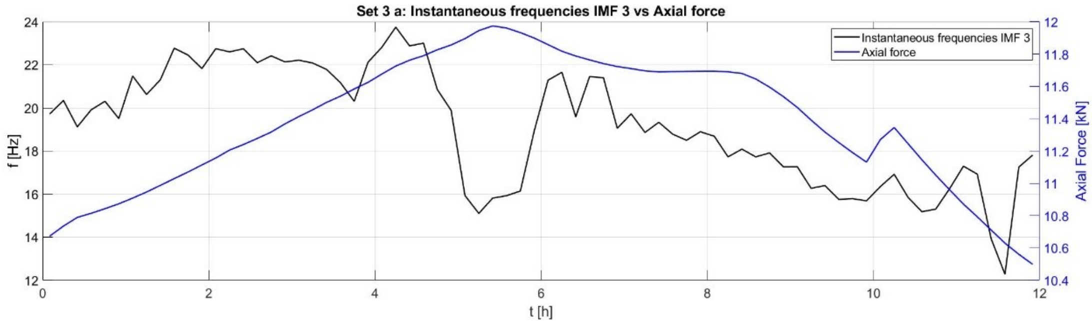

Figura 4.2.48: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 3 a.

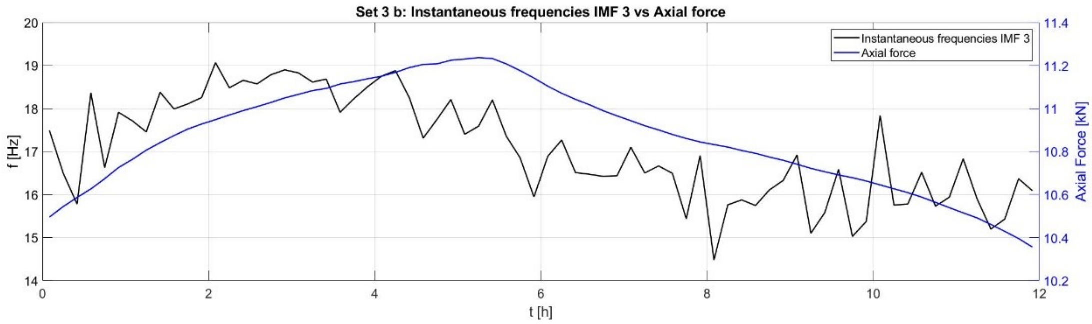

Figura 4.2.49: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 3 b.

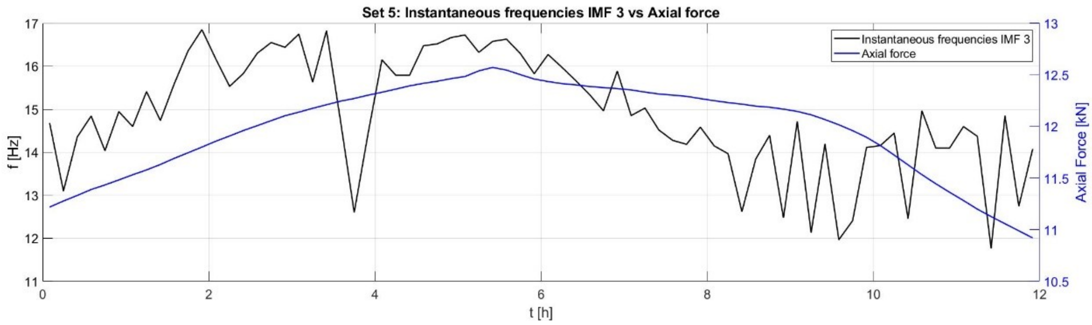

Figura 4.2.50: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 5.

Di seguito viene fatto un confronto tra le frequenze istantanee dei quattro differenti data-set.

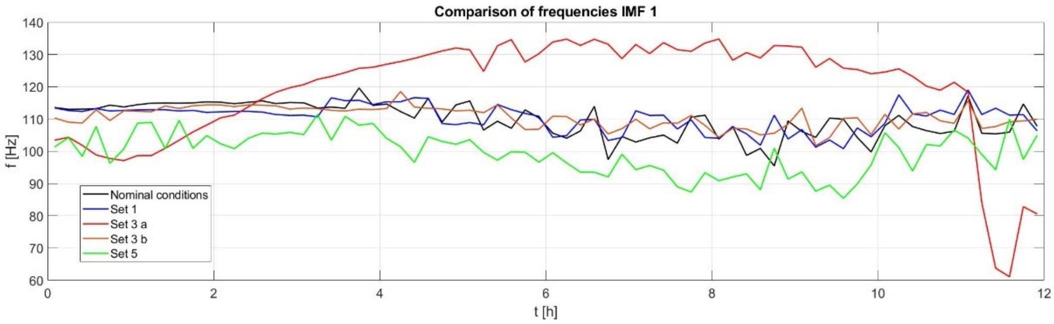

Figura 4.2.51: Accelerometro 4 trave 2: confronto frequenze istantanee grezze IMF 1.

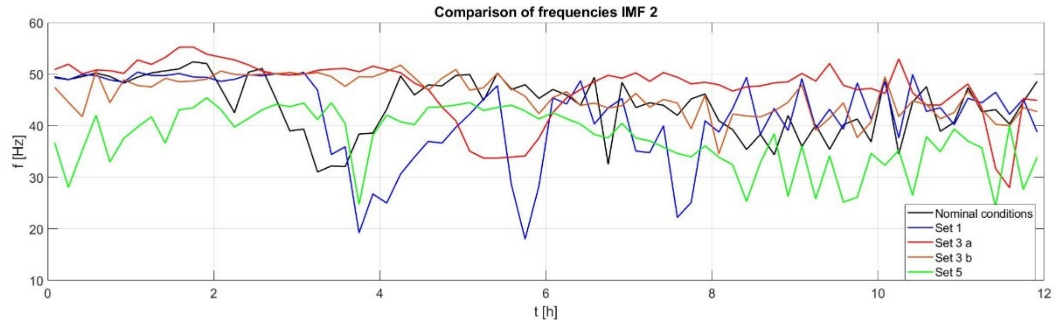

Figura 4.2.52: Accelerometro 4 trave 2: confronto frequenze istantanee grezze IMF 2.

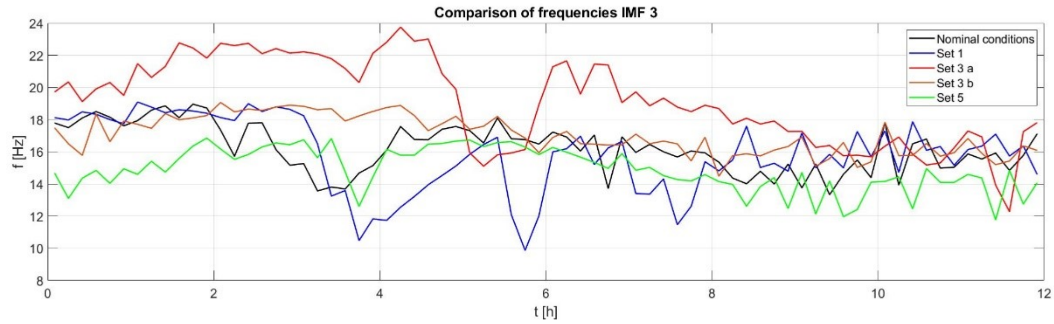

Figura 4.2.53: Accelerometro 4 trave 2: confronto frequenze istantanee grezze IMF 3.

Anche per la trave 2 possono essere fatte le stesse considerazioni fatte per la trave 1. È interessante notare per la IMF 2 relativa al data-set "Massa del 3 % a", nell'intorno della sesta ora venga identificata una frequenza di 33.75 Hz, l'accelerogramma in quell'intervallo temporale, infatti, risente maggiormente del disturbo causato dalla prova a fatica confinante. Questo fenomeno è ancora più evidente per l'accelerometro 3 dove il disturbo viene risentito già dalla prima IMF, di seguito verrà mostrato in Figura 4.2.54.

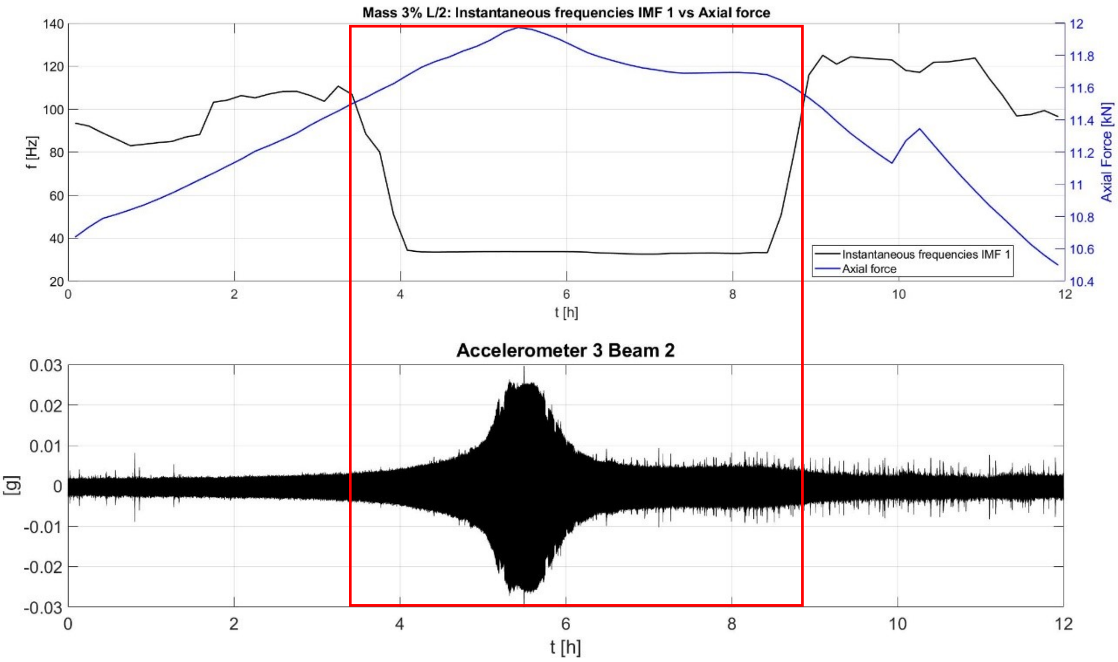

Figura 4.2.54: Frequenze istantanee identificate dalla IMF 1 (immagine superiore). Accelerogramma (immagine inferiore).

Come è possibile notare dalla Figura 4.2.54 la frequenza identificata dalla prima IMF, nell'intorno evidenziato in rosso, è costante a 33.75 Hz e coincide con la zona di massimo disturbo dell'accelerogramma. Inoltre, il valore identificato 33.75 Hz è uguale al valore che dall'analisi modale operativa era emerso costante per il modo 2 della trave in seguito al disturbo durante la prova.

4.3. Considerazioni finali sui risultati ottenuti dall'applicazione del metodo HHT

Dall'applicazione della trasformata di Hilbert Huang si possono trarre le seguenti conclusioni.

Lo spettro di Hilbert-Huang (da Figura 4.2.4 a Figura 4.2.11), che lega tempo-frequenza-energia, appare di difficile lettura a causa della presenza di un ampio range di frequenze eccitate, soprattutto per le funzioni modali intrinseche di ordine basso (IMF 1 e IMF 2). Dal confronto tra gli spettri dei differenti data-sets non emergono quindi variazioni apprezzabili. Unica eccezione è per il data-set "Massa 3% a", che a causa del disturbo indotto dalla forzante esterna, è visibilmente differente dagli altri. Si può quindi affermare che il livello di danneggiamento indotto dalle masse aggiuntive non è sufficiente affinché il metodo di Hilbert-Huang riesca a fornire risultati che differiscano tra i diversi data-sets in modo apprezzabile.

In termini di spettro marginale di Hilbert (da Figura 4.2.12 a Figura 4.2.17), che lega frequenze ed energia, è possibile notare come, le funzioni modali intrinseche di ordine basso (IMF 1 e IMF 2) presentano un ampio range di frequenze eccitate, che mostrano, quindi, un livello energetico elevato. Questo fenomeno si ripercuote quando si vanno ad estrarre le frequenze istantanee (vedi da Figura 4.2.1 a Figura 4.2.3). Per lo spettro marginale di Hilbert relativo alla IMF 3 il range di frequenze eccitate si restringe notevolmente, la frequenza maggiormente eccitata risulta essere in linea con il modo 1 della trave.

Focalizzandosi sulle frequenze istantanee si può notare la presenza di un comportamento differente tra le ore notturne e diurne. Nelle ore notturne le frequenze istantanee estratte presentano una stabilità maggiore al variare del tempo rispetto alle ore diurne, fenomeno che può essere legato alla differente presenza di rumore nel segnale tra ore notturne e ore diurne. Inoltre, sempre con riferimento alle frequenze istantanee è interessante notare quanto emerso in Figura 4.2.54, dove nella parte più disturbata dell'accelerogramma viene identificata una frequenza istantanea in linea con la forzante che disturba la prova.

Tenendo in mente quanto detto nei punti precedenti, è possibile concludere che la trasformata di Hilbert-Huang non fornisca risultati ottimali per la prova in esame. Infatti, è difficile identificare livelli di danneggiamento bassi come quelli indotti nella trave, che sostanzialmente mantengono il comportamento in campo elastico. Quindi, il livello di danneggiamento è così basso da essere coperto con il rumore ambientale presente e le variazioni di condizione ambientale giocano un ruolo più rilevante del danneggiamento simulato. In altre parole, il danneggiamento simulato sulla trave è di entità troppo bassa affinché la trasformata di Hilbert-Huang riesca a identificarlo in modo apprezzabile.

Capitolo 5

Machine Learning. Applicazioni al Monitoraggio Strutturale

Come visto nei capitoli precedenti, i metodi dell'analisi modale operativa si sono dimostrati molto affidabili ed efficienti al fine di cogliere perturbazioni nel comportamento dinamico di una struttura a seguito di un danneggiamento. I risultati ottenuti nel Capitolo 3 mostrano come gli effetti dovuti ad un danneggiamento simulato di entità molto lieve (aggiunta di una massa dell'1% in mezzeria alla trave 1) riescano ad essere colti senza difficoltà. Come accennato nell'introduzione del Capitolo 4, presentando la trasformata di Hilbert-Huang, se da un lato i metodi dell'analisi modale operativa sono molto affidabili e forniscono risultati molto accurati anche per livelli di danneggiamento simulato esigui, dall'altro richiedono un onere computazionale che può essere molto elevato. Inoltre, richiedono una supervisione umana per l'analisi dei risultati ottenuti. Quindi, risultano essere di difficile implementazione per analisi in continuo dei dati e soprattutto per analisi dei dati che non richiedano una supervisione umana.

Nel Capitolo 4 è stato mostrato un primo metodo per ovviare alla difficoltà di implementazione dei metodi dell'analisi modale operativa. Il metodo proposto è la trasformata di Hilbert-Huang, ma come si è potuto vedere dai risultati ottenuti in seguito alla sua applicazione, non si è dimostrata come lo strumento adatto ad analizzare dati con rumore ed entità del danneggiamento simulato molto esigue. Inoltre, anche questo metodo, pur limitando l'onere computazionale e le difficoltà di implementazione richiede comunque una supervisione umana per l'analisi dei dati di output forniti.

Nel seguente capitolo verrà proposto un metodo alternativo per l'analisi diretta dei dati grezzi. Il metodo proposto fa riferimento ai metodi basati sul Machine Learning, in particolar modo all'applicazione delle reti neurali. Un'ampia descrizione dei metodi basati sul Machine Learning per il monitoraggio dello stato di salute delle strutture è fornita in [9]. Di seguito verrà esposto il metodo che si è ritenuto più opportuno utilizzare per l'analisi dei dati disponibili.

5.1. Reti Neurali Artificiali (ANN)

Una rete neurale artificiale si ispira ai processi neurali umani, è in grado di apprendere come svolgere specifici compiti replicando l'apprendimento umano [9]. Esistono differenti tipi di reti neurali, quella più versatile e di maggior utilizzo nell'ambito del monitoraggio è la feed forward neural network [9]. In questa tipologia di rete neurale le informazioni passano attraverso vari layers di neuroni, da un layer di input ad un layer di output. Ogni neurone esegue un calcolo locale non lineare, che ha come input i risultati del layer precedente e passa l'output al layer successivo. I vari parametri della rete neurale sono stimati attraverso un processo iterativo, che ha lo scopo di minimizzare l'errore tra il risultato della rete e l'output noto desiderato [9]. La stima dei parametri della rete neurale prende il nome di fase di training. Dunque, addestrando una rete neurale sulla base delle condizioni normali di una struttura, questa è in grado di identificare la presenza di novità nel comportamento strutturale qualora un danneggiamento si verifichi.

Di seguito in Figura 5.1.1 è riportato un esempio di rete neurale.

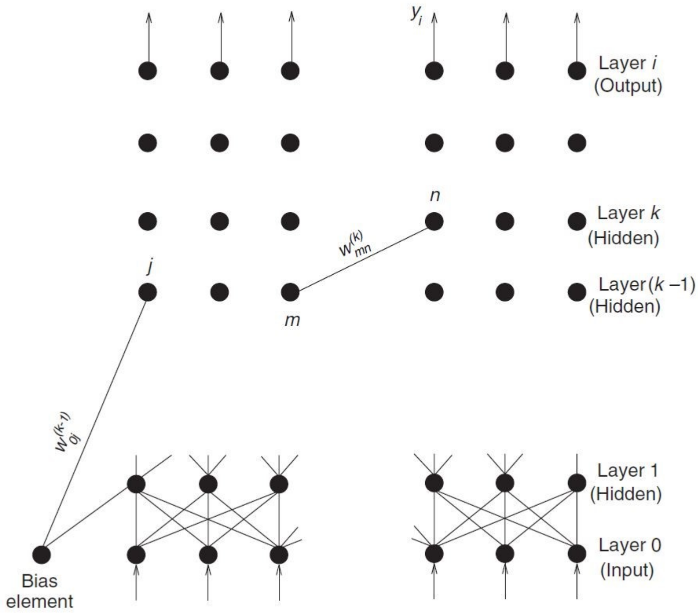

Figura 5.1.1: Schema di rete neurale artificiale. Figura estratta da [9].

Durante la fase di addestramento i valori dei pesi tra le connessioni neurali sono aggiornati iterativamente in modo che l'output stimato dalla rete neurale sia il più possibile simile all'output desiderato.

Nella rete neurale ogni nodo *i* è connesso ad ogni nodo *j* nel layer precedente e successivo, attraverso connessioni di peso w_{ij}. Il segnale passa attraverso i neuroni nel seguente modo: nel layer k-esimo una somma pesata, è eseguita in ogni neurone *i,* di tutti i segnali $x_j^{(k-1)}$ provenienti dal layer precedente. Il risultato della somma pesata fornisce l'eccitazione del neurone z_i^k, l'eccitazione passa attraverso una funzione di attivazione f ed emerge come output del neurone x_i^k da essere fornito al layer successivo.

$$x_i^k = f(z_i^k) = f\left(\sum_j w_{ij}^k x_j^{k-1}\right) \tag{5.1}$$

Le funzioni di attivazione più comunemente utilizzate sono di seguito riportate.

Funzione di attivazione Sigmoide.

$$y = \frac{1}{1+e^{-z}} \tag{5.2}$$

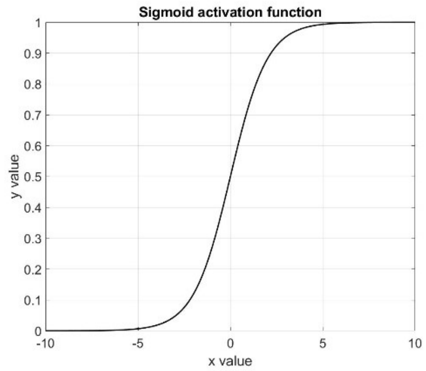

Figura 5.1.2: Funzione di attivazione Sigmoide.

La funzione di attivazione Tangente Iperbolica

$$y = \tanh(z) \tag{5.3}$$

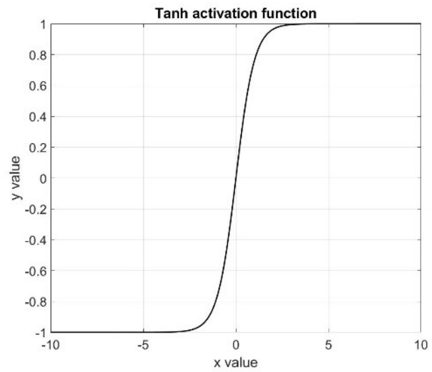

Figura 5.1.3: Funzione di attivazione Tangente Iperbolica.

La funzione di attivazione ReLU, particolarmente indicata nell'applicazione delle reti neurali di tipo autoencoder.

$$y = \begin{cases} 0, & se\ x < 0 \\ x, & se\ 0 < x < 1 \\ 1, & se\ x > 1 \end{cases} \tag{5.4}$$

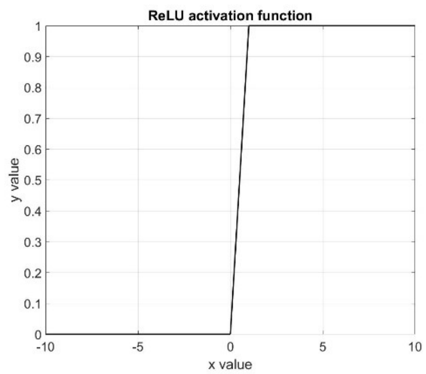

Figura 5.1.4: Funzione di attivazione ReLU.

O semplicemente una funzione di attivazione lineare.

$$y = x \tag{5.5}$$

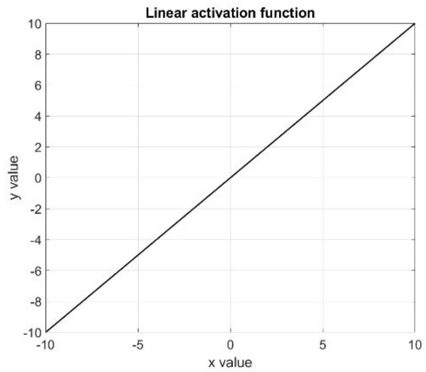

Figura 5.1.5: Funzione di attivazione Lineare.

La prima fase nell'utilizzo di una rete neurale è quella di stabilire il valore appropriato dei pesi w_{ij}, questa rappresenta la fase di addestramento della rete. Ad ogni step dell'addestramento, i dati di input passano attraverso la rete neurale e viene ricavato l'output che fornisce la rete. Tale output viene confrontato con l'output desiderato, che è noto. Se l'errore tra output stimato dalla rete neurale e output reale è piccolo abbastanza i pesi tra le connessioni possono non essere aggiustati. Se l'errore tra output stimato dalla rete neurale e output reale è significativo, l'errore viene passato all'indietro attraverso la rete neurale e i pesi tra le connessioni vengono aggiustati fino a rientrare in un range di errore ritenuto accettabile. L'algoritmo di apprendimento generalmente utilizzato è riferito all'algoritmo di backpropagation [9].

Se la dimensione dei dati diventa significativa, una classica rete neurale, come quella sopra mostrata in Figura 5.1.1, inizierebbe a presentare un'architettura molto complessa e onere computazionale molto elevato. Per queste ragioni nei problemi di monitoraggio strutturale, dove è presente un'elevata quantità di dati, si utilizzano reti neurali di tipo autoencoder. L'architettura di una rete neurale di tipo autoencoder è di seguito mostrata in Figura 5.1.6.

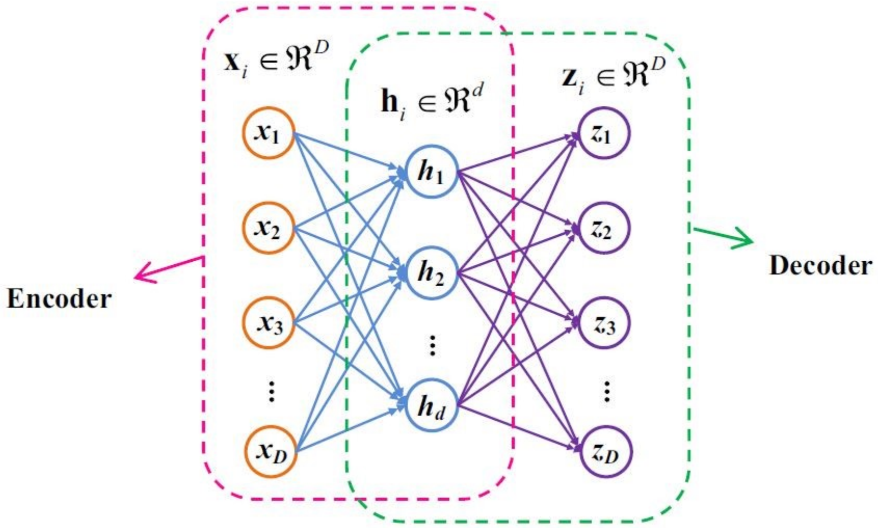

Figura 5.1.6: Architettura di una shallow autoencoder neural network. Figura estratta da [12].

Una rete neurale di tipo autoencoder è in grado di generale un nuovo data-set da uno già noto, fornito alla rete come input. Comprimendo i dati all'interno dell'hidden layer della rete e in seguito ricostruendo l'output sulla base delle informazioni raccolte. Con riferimento alla Figura 5.1.6 le parti principali della rete neurale di tipo autoencoder sono:

- **Encoding process:** è il processo in cui il modello riceve i dati di input e li codifica;
- **Code stage:** questa fase avviene all'interno dell'hidden layer, questo layer ha dimensione molto ridotta rispetto agli altri e crea un effetto *collo di bottiglia*. Contiene la rappresentazione compressa dei dati di ingresso;
- **Decoder process:** la fase di decodifica è in grado di ricostruire il segnale di input sulla base dei dati codificati nella fase di encoding.

Alla fine del processo può essere valutato l'errore tra segnale di input e segnale ricostruito. Generalmente l'errore della rete viene valutato in termini di errore quadratico medio.

Come per le analisi precedentemente svolte, l'implementazione è stata effettuata in ambiente MatLab. Il pacchetto MatLab fornisce già uno schema di rete neurale autoencoder, con la limitazione di poter utilizzare un solo hidden layer, un solo input layer e un solo output layer. Quindi, una cosiddetta shallow autoencoder neural network, la cui architettura di base è stata mostrata in Figura 5.1.6. Per le analisi svolte nel seguito si utilizzerà questo tipo di rete neurale. Ampliando il numero di layers intermedi si possono costruite reti neurali autoencoder di tipo profondo. Un esempio di rete neurale di tipo profondo è mostrato in Figura 5.1.7.

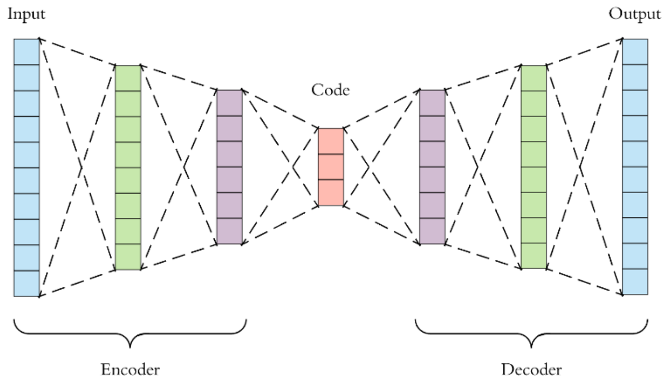

Figura 5.1.7: Architettura di una deep autoencoder neural network.

Una rete neurale di tipo autoencoder, dunque, è addestrata al fine di replicare l'input come suo output.

Il processo di addestramento della rete neurale si basa sull'ottimizzazione della funzione di costo. La funzione di costo misura l'errore tra il segnale di input x e il segnale ricostruito $\hat{x}$.

Se l'input della rete neurale è un vettore $x \in \mathbb{R}^{D_x}$, il processo di encoding trasforma il vettore x in un altro vettore $z \in \mathbb{R}^{D^{(1)}}$ come segue:

$$z = h^{(1)}(W^{(1)}x + b^{(1)}) \tag{5.6}$$

Dove l'apice (1) indica il primo layer $h^{(1)}: \mathbb{R}^{D^{(1)}} \rightarrow \mathbb{R}^{D^{(1)}}$ è la funzione di trasferimento del processo di encodeing, $W^{(1)} \in \mathbb{R}^{D^{(1)} \times D_x}$ è la matrice dei pesi e $b^{(1)} \in \mathbb{R}^{D^{(1)}}$ è il vettore degli errori [16]. Quindi, il processo di decoder trasforma la rappresentazione dei dati ottenuti nella fase di encoder e definita con z nella stima del segnale di input x, come segue:

$$\hat{x} = h^{(2)}(W^{(2)}z + b^{(2)}) \tag{5.7}$$

Dove l'apice (2) indica il secondo layer $h^{(2)}: \mathbb{R}^{D_x} \to \mathbb{R}^{D_x}$ è la funzione di trasferimento del processo di encodeing, $W^{(2)} \in \mathbb{R}^{D_x \times D^{(1)}}$ è la matrice dei pesi e $b^{(2)} \in \mathbb{R}^{D_x}$ è il vettore degli errori [16].

Migliorare i risultati ottenuti da una rete neurale di tipo autoencoder è possibile aggiungendo alla funzione di costo un regolarizzatore [14]. Questo regolarizzatore è una funzione del valor medio di attivazione all'uscita del neurone. La misura del valor medio all'uscita di un nerone i è definita come:

$$\hat{\rho}_i = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} h(w_i^{(1)T} x_j + b_i^{(1)}) \tag{5.8}$$

Dove n è il numero totale di training-set. x_j è il j-esimo training-set, $w_i^{(1)T}$ è la i-esima riga della matrice dei pesi $W^{(1)}$, e $b_i^{(1)}$ è l'i-esimo valore del vettore degli errori $b^{(1)}$. Un neurone è considerato "in attivazione", se il valore fornito in uscita dalla sua funzione di attivazione è elevato. Un valore basso in uscita dalla funzione di attivazione del neurone significa che il neurone si attiva in risposta solo a pochi input della fase di addestramento. Quindi, l'aggiunta del termine regolarizzatore alla funzione di costo, che limita i valori di $\hat{\rho}_i$ ad essere bassi, incoraggia la rete neurale ad un apprendimento dove ogni neurone nell'hidden layer si attiva ad un numero limitato di training-set. In questo modo, ogni neurone si specializza rispondendo ad alcune caratteristiche che sono presenti solo in un piccolo sottoinsieme degli esempi di addestramento.

La funzione regolarizzatore mostrata in (5.8) tenta di imporre un vincolo sulla limitatezza dell'output dell'hidden layer. L'output dell'hidden layer può essere migliorato aggiungendo un termine di regolarizzazione, che assume valore elevato quando il valore medio di attivazione, $\hat{\rho}_i$, del neurone i-esimo e il valore desiderato, ρ, non sono abbastanza prossimi [14]. Uno dei termini di regolarizzazione è rappresentato dalla divergenza di Kullback-Leibler [16].

$$\Omega_{sparsity} = \sum_{i=1}^{D^{(1)}} \rho \log\left(\frac{\rho}{\hat{\rho}_i}\right) + (1-\rho)\log\left(\frac{1-\rho}{1-\hat{\rho}_i}\right) \tag{5.9}$$

La divergenza di Kullback-Leibler è una funzione che permette di misurare quanto siano distanti due distribuzioni. In questo caso prende il valore zero quando ρ e $\hat{\rho}_i$ assumono lo stesso valore, e il valore aumenta all'aumentare della divergenza tra i due valori. Minimizzare la funzione di costo induce questo termine a diventare piccolo, quindi valori di ρ e $\hat{\rho}_i$ prossimi. È possibile definire il valore desiderato del valore medio di attivazione utilizzando il parametro "SparsityProportion" durante l'addestramento della rete neurale in MatLab.

Quando si addestra una rete neurale di tipo autoencoder, è possibile rendere piccolo il valore del regolarizzatore aumentando il valore dei pesi $w^{(i)}$ e riducendo i valori dell'output $z^{(1)}$ [14]. Aggiungendo un termine di regolarizzazione ai pesi si impedisce che questo avvenga. Questo termine di regolarizzazione è chiamato termine di regolarizzazione L_2 ed è definito come:

$$\Omega_{weights} = \frac{1}{2}\sum_{l}^{L}\sum_{j}^{N}\sum_{i}^{k}\left(w_{ji}^{(l)}\right)^2 \tag{5.10}$$

Dove L è il numero di hidden layers, n è il numero di training-sets e k è il numero di dati del singolo training-set.

Quindi, tenuto conto dei termini in precedenza presentati, la funzione di costo per una rete neurale di tipo autoencoder è una funzione basata sull'errore quadratico medio aggiustata.

$$E = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}(x_{kn} - \hat{x}_{kn})^2 + \lambda * \Omega_{weights} + \beta * \Omega_{sparsity} \tag{5.11}$$

Dove il primo termine indica l'errore quadratico medio, il secondo termine rappresenta il termine di regolarizzazione e il terzo termine rappresenta un termine detto di regolarizzazione della scarsezza.

In ambiente MatLab si può gestire la minimizzazione della funzione di costo agendo sui parametri λ e β della (5.11). Il parametro λ prende il nome di "L2WeightRegularization" e il termine β prende il nome di "SparsityRegularization" [16].

5.2. Analisi delle time-histories del dato di forza assiale attraverso una rete neurale di tipo autoencoder

Viene di seguito applicata una rete neurale di tipo autoencoder alla serie di dati di forza assiale. La forza assiale è stata campionata con una frequenza di campionamento di 512 Hz e il dato grezzo, a causa dell'utilizzo di un cavo non schermato per questo canale, risulta essere molto rumoroso come è possibile notare in Figura 3.1.11 e in Figura 3.1.13. Al fine di ridurre il rumore nella serie di dati da analizzare una media mobile su un secondo viene applicata.

Come training set della rete neurale viene utilizzato il data-set campionato su 72 ore. l'intero data-set viene suddiviso in intervalli di due minuti, che verranno forniti alla rete neurale per l'addestramento. Alla rete neurale non vengono forniti i dati nell'intorno della diciottesima ora di ogni giorno (presenza dei salti di tensione) al fine di non influenzare l'addestramento. Scegliendo intervalli di due minuti come set di addestramento e avendo applicato una media mobile su un secondo, il layer di input avrà una dimensione di 120 neuroni, che sarà la stessa dimensione del layer di output. Il numero di neuroni all'interno dell'hidden layer viene posto pari a 30. Come funzione di attivazione della fase di encoding viene scelta la funzione di attivazione sigmoide (5.2). come funzione di attivazione della fase di decoding, dunque la funzione di attivazione che restituirà l'output stimato, viene scelta la funzione di attivazione lineare (5.5). I risultati di output migliori, forniti dalla rete neurale, si ottengono per valori dei parametri di "L2WeightRegularization" e di "SparsityRegularization" molto bassi. E per valori del parametro "SparsityProportion" prossimo all'unità.

Di seguito, per la trave 1, vengono riportati i confronti tra dati reali campionati e dati ricostruiti attraverso la rete neurale.

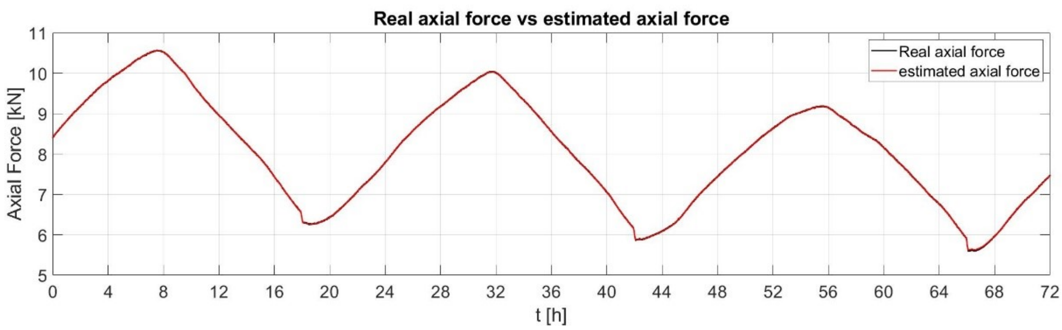

Figura 5.2.1: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 72 h: condizioni nominali.

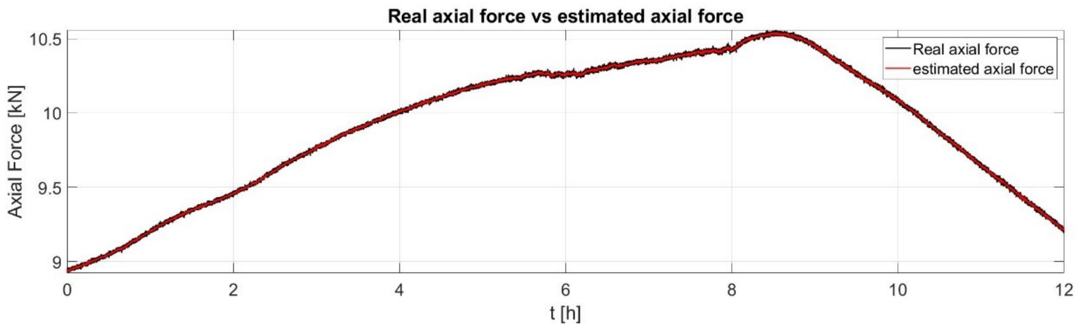

Figura 5.2.2: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 1%.

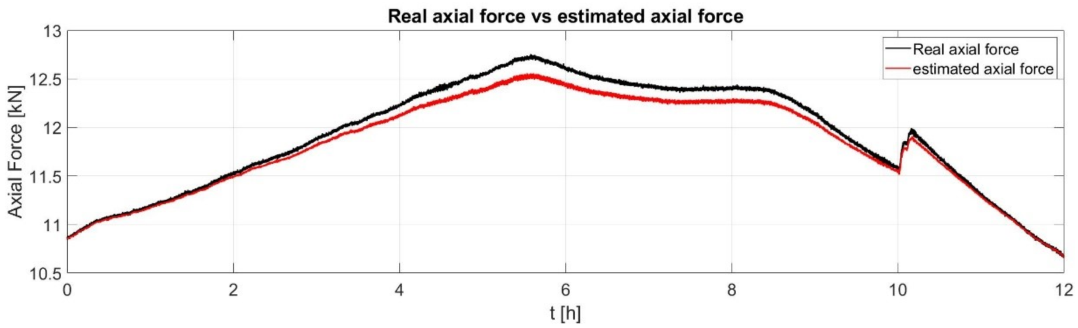

Figura 5.2.3: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 3 % a.

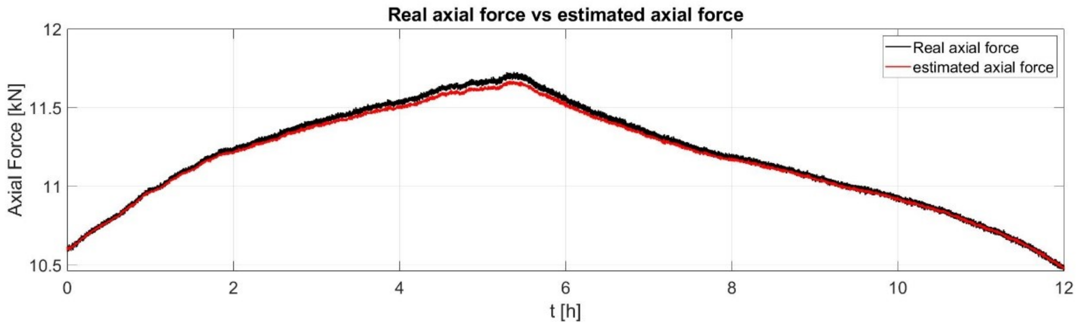

Figura 5.2.4: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 3 % b.

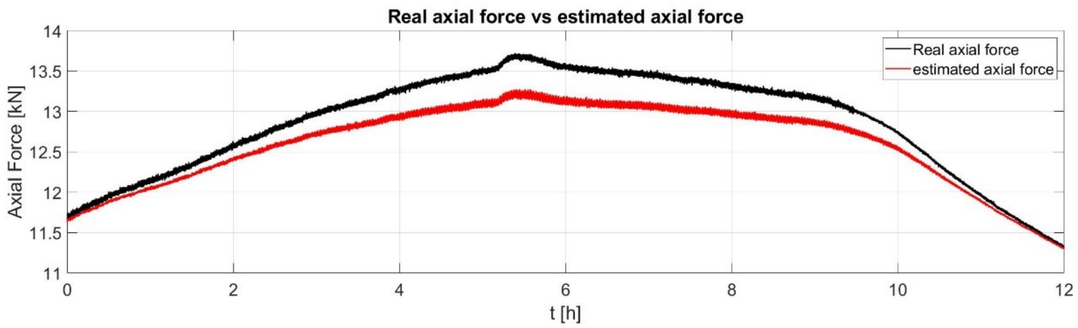

Figura 5.2.5: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 5 %.

Come è possibile notare dalle figure sopra riportate, per il data-set di 72 h e per il data set di 12 h con massa aggiuntiva dell'1%, il dato ricostruito attraverso l'applicazione della rete neurale rispecchia il dato reale. Per i due data-sets con massa del 3% e per il data-set con massa del 5% il dato ricostruito si discosta dal dato reale nella parte centrale del campionamento, dove le temperature sono inferiori. Questo fenomeno è legato alle condizioni di temperatura differenti durante il campionamento dei tre data-sets che presentano i risultati che si discostano maggiormente. Infatti, condizioni di temperatura differenti rispetto a quelle del data-set utilizzato per l'addestramento implicano un comportamento della trave differente, che la rete neurale non essendo addestrata per questa situazione non riesce a ricostruire. Questo fenomeno è possibile notarlo dalla Figura 3.2.1. il data-set di 72 ore in condizioni nominali e il data-set di 12 ore massa 1% sono stati campionati in un range di temperatura paragonabile. Gli altri data-sets di 12 ore sono stati campionati a temperature tendenzialmente più basse, soprattutto nelle ore centrali del campionamento. Questo spiega il discostamento tra segnale reale e segnale riscostruito nella parte centrale di questi tre data-sets.

Di seguito viene riportato l'errore del dato ricostruito rispetto al dato reale in termini di scarto quadratico medio.

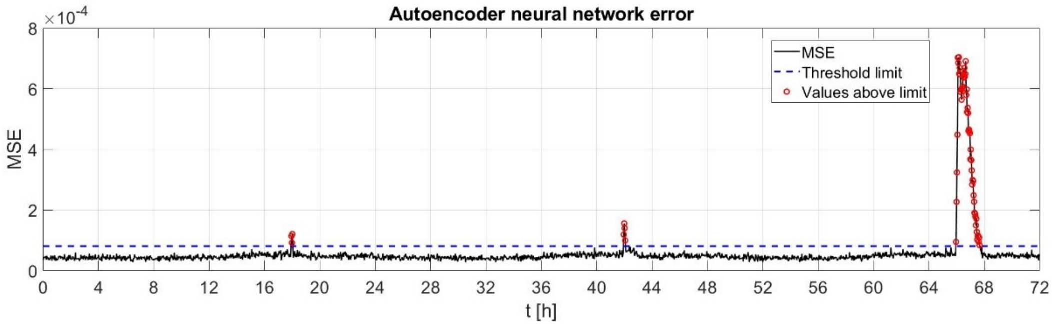

Figura 5.2.6: Errore quadratico medio. Data set di 72 h: condizioni nominali.

Come è possibile notare l'errore quadratico medio è molto basso per tutto il data-set ad esclusione dei punti dove è presente il salto repentino di tensione. Dunque, la rete neurale utilizzata riesce a identificare le condizioni che si discostano dal normale esercizio della struttura.

Il valore limite di errore tra output stimato dalla rete neurale e segnale reale può essere posto convenzionalmente in un range tra 1.5 e 2.0 volte la mediana della distribuzione dell'errore quadratico medio [13]. In questo caso come soglia è stato scelto il valore di 1.75 volte il valore mediano della distribuzione dell'errore quadratico medio.

Viene di seguito riportato il confronto tra l'errore del data-set di 72 ore e il data-set di 12 ore massa 1%, ovvero i due data-sets il cui segnale ricostruito è molto simile al segnale reale.

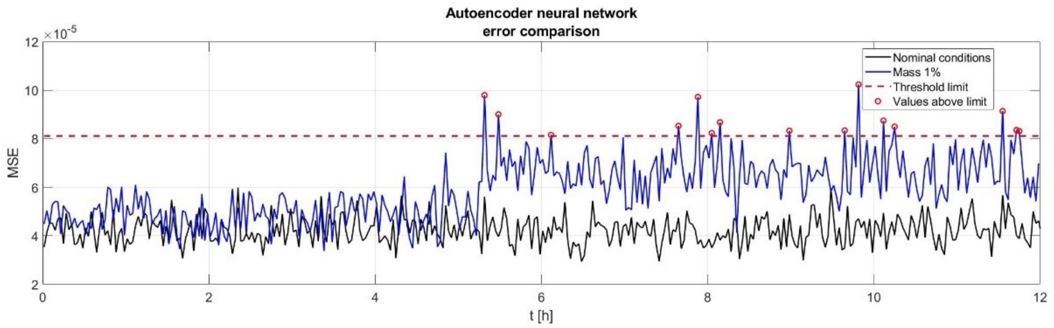

Figura 5.2.7: Errore quadratico medio. Confronto tra condizioni nominali e massa 1%.

Come è possibile notare dalla Figura 5.2.7, per le prime cinque ore di campionamento l'errore tra i due data-sets è paragonabile, dalla quinta ora in poi per il data-set massa 1%, si ha un incremento di errore, che potrebbe indicare un comportamento della struttura a cui la rete neurale non è stata addestrata.

Di seguito vengono riportati i risultati ottenuti per la trave 2.

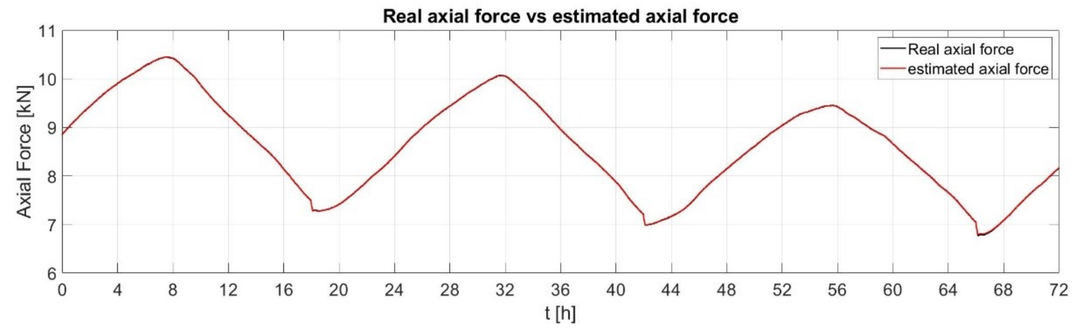

Figura 5.2.8: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 72 h: condizioni nominali.

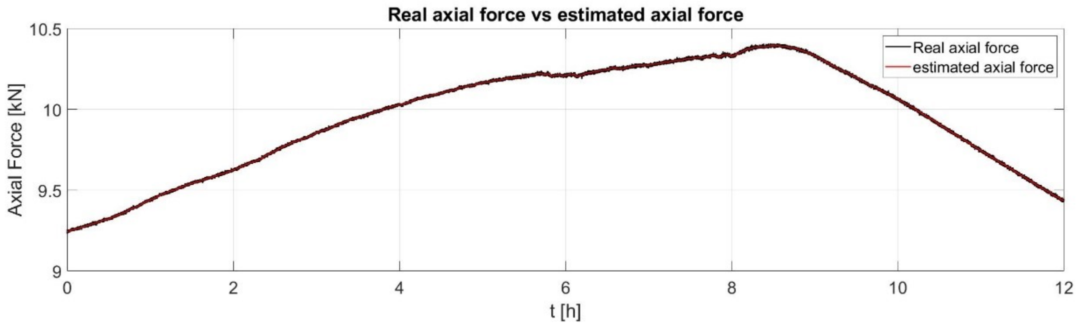

Figura 5.2.9: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 1

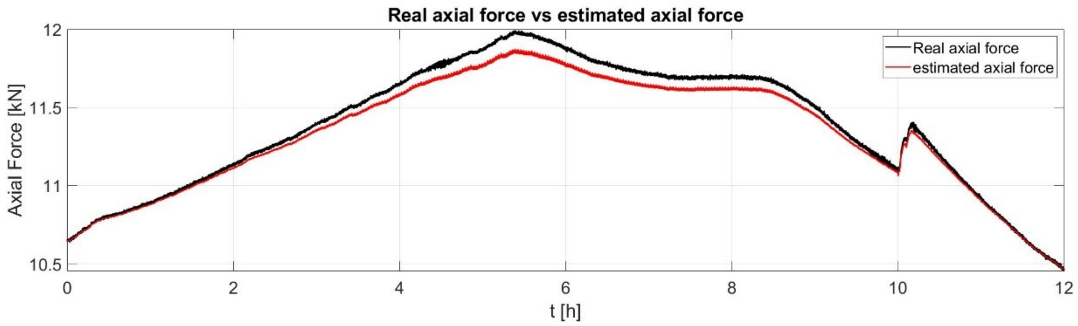

Figura 5.2.10: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 3 a.

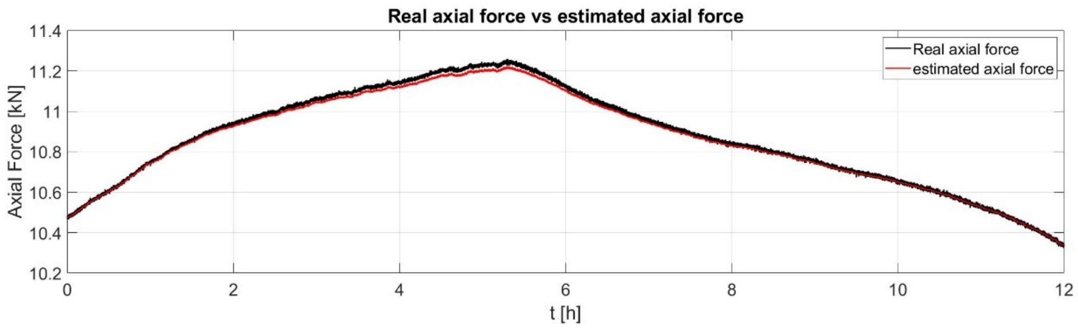

Figura 5.2.11: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 3 b.

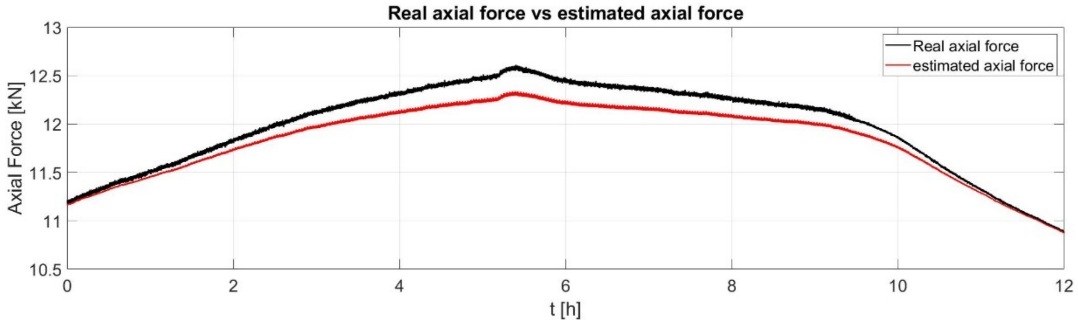

Figura 5.2.12: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 5.

Per quanto riguarda il confronto tra segnale reale e segnale ricostruito possono essere fatte le stesse considerazioni precedentemente svolte analizzando i segnali per la trave 1.

Di seguito viene riportato l'errore per il data-set di 72 h della trave 2.

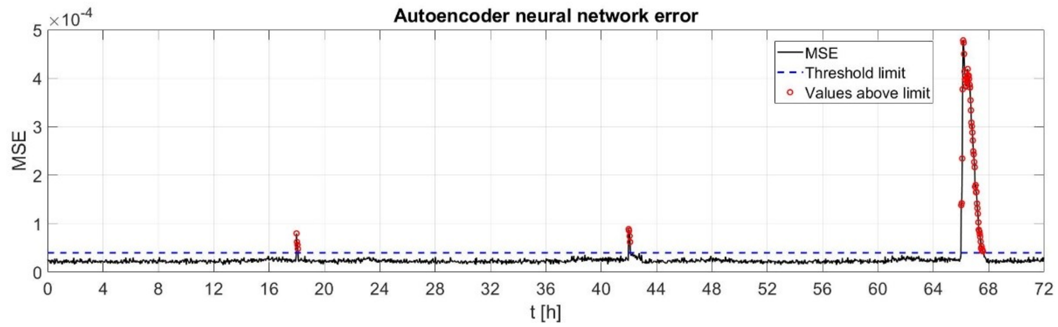

Figura 5.2.13: Errore quadratico medio. Data set di 72 h.

Anche per l'errore quadratico medio della trave 2 valgono le considerazioni fatte in precedenza per la trave 1.

Come fatto precedentemente per la trave 1, si riporta il confronto tra gli errori del data-set di 72 ore e il data-set di 12 ore.

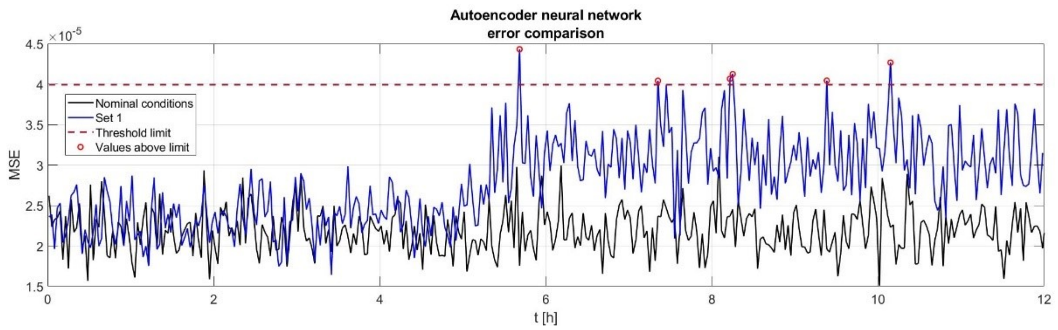

Figura 5.2.14: Errore quadratico medio. Confronto tra condizioni nominali e set 1.

Anche in questo caso è possibile notare un comportamento differente tra le prime cinque ore di campionamento e le rimanenti sette ore.

5.3. Analisi degli accelerogrammi attraverso una rete neurale di tipo autoencoder

Per la ricostruzione degli accelerogrammi si è visto che, l'architettura della rete neurale che riesce a minimizzare l'errore tra accelerogramma fornito in input e accelerogramma ricostruito, è un'architettura con un layer di input che contenga informazioni sufficienti (dimensione elevata) e un hidden layer che comprima il più possibile i dati (hidden layer di dimensioni contenute). Per queste ragioni la fase di training è stata effettuata con training-set di 20 minuti ricavati dal data-set di 72 h e hidden layer con dimensioni molto ridotte al fine di garantire l'adeguata compressione dei dati di input e di avere tempi per l'addestramento della rete neurale, che non siano troppo elevati. Considerando quanto detto precedentemente, i layer di input e di output avranno 614400 neuroni. Per l'hidden layer sono state fatte diverse ipotesi e si è visto che la dimensione dell'hidden layer che minimizza l'errore è di 16 neuroni. Come funzione di attivazione della fase di encoding viene scelta la funzione di attivazione ReLU (5.4). Come funzione di attivazione della fase di decoding, dunque la funzione di attivazione che restituirà l'output stimato, viene scelta la funzione di attivazione lineare (5.5). I risultati di output migliori, forniti dalla rete neurale, si ottengono per valori del parametro di "L2WeightRegularization" molto bassi. I parametri di "SparsityRegularization" e "SparsityProportion" vengono lasciati uguali a quelli impostati di default da matlab [16].

5.3.1. Analisi degli accelerogrammi per la trave 1

Di seguito verranno riportati i risultati ottenuti dall'applicazione della rete neurale di tipo autoencoder sopra descritta agli accelerogrammi forniti dai quattro accelerometri sulla trave 1. In un primo momento si riporterà un confronto tra segnale ricostruito e segnale reale, così come fatto per i segnali di forza assiale. In seguito, si procederà alla valutazione dell'errore e al confronto dell'errore fornito dalla rete neurale per le diverse condizioni di prova.

Di seguito verrà riportato il confronto per l'accelerometro 4 sulla trave 1 tra segnale ricostruito dalla rete neurale e segnale reale.

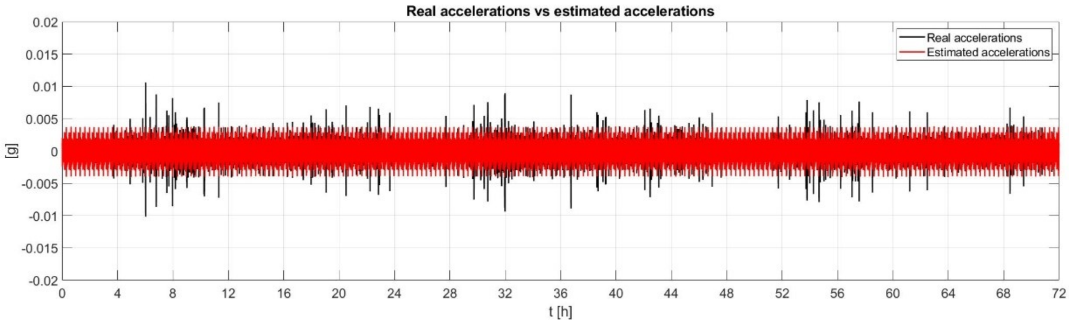

Figura 5.3.1: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 72 h.

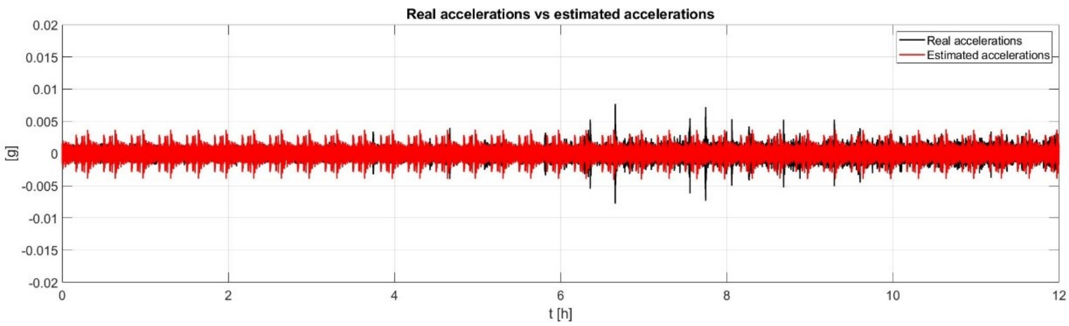

Figura 5.3.2: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 1%.

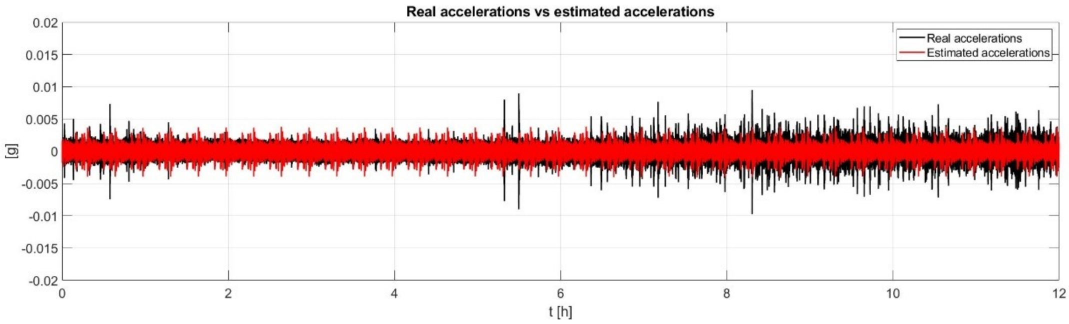

Figura 5.3.3: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 3% a.

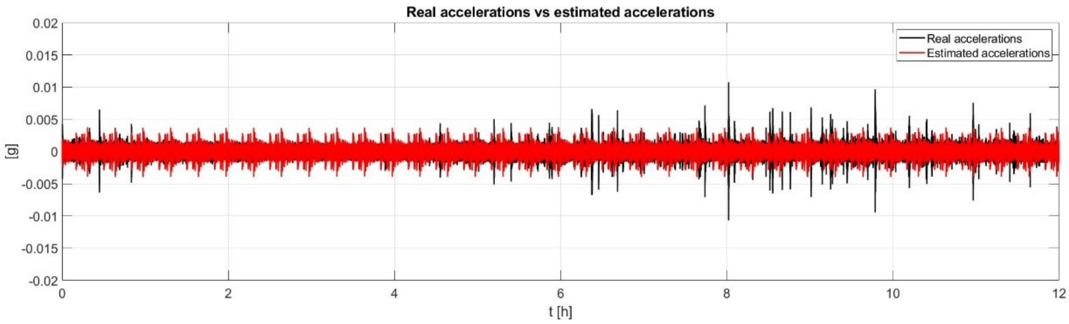

Figura 5.3.4: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 3% b.

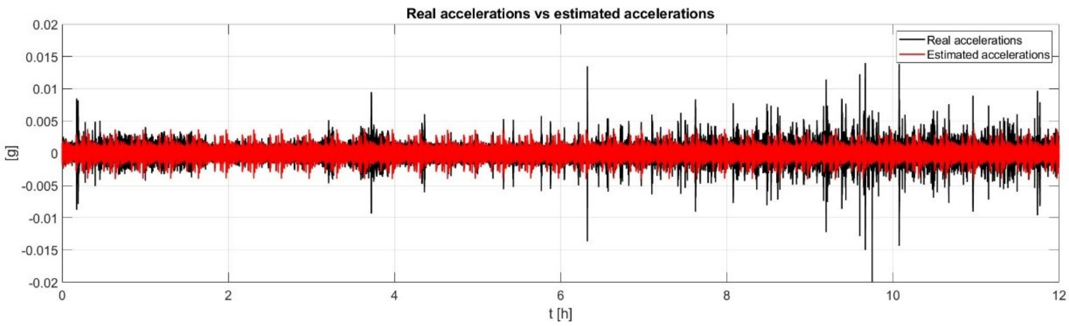

Figura 5.3.5: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 5%.

La differenza maggiore tra accelerogramma reale e accelerogramma ricostruito è evidente soprattutto per il data-set di 12 h "Massa 3% a", come è possibile notare dalla Figura 5.3.3. probabile effetto del disturbo durante la prova. Per tutti gli altri accelerometri sulla trave 1 si ottengono risultati analoghi.

Al fine di valutare le possibili differenze di comportamento tra i diversi data-sets, di seguito viene riportato il confronto tra i box-plot della distribuzione dell'errore quadratico medio nelle diverse condizioni di esercizio [15]. Un comportamento differente rispetto a quello per cui la rete è stata addestrata fornirà un errore tra segnale in ingresso e segnale stimato con una distribuzione differente. Il box-plot è uno strumento che permette in modo molto rapido di valutare le differenze tra due distribuzioni. Di seguito in Figura 5.3.6 verrà mostrato un esempio di box-plot.

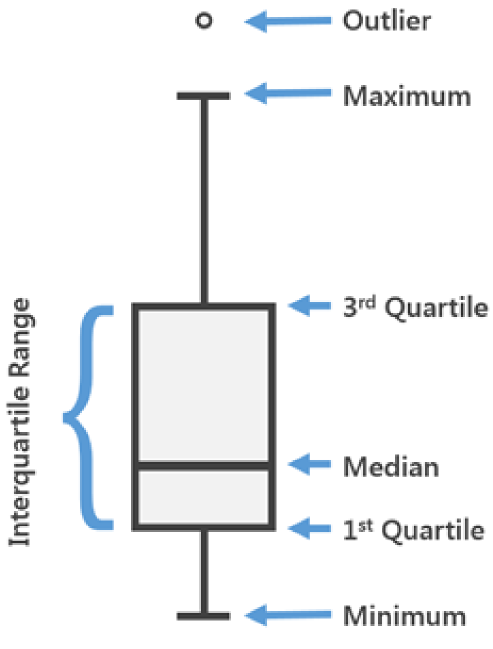

Figura 5.3.6: Esempio di box-plot.

Un box-plot è una rappresentazione per descrivere la distribuzione di un campione attraverso indici di posizione. Il rettangolo è delimitato dal primo e dal terzo quartile della distribuzione e al suo interno è diviso in due parti dalla mediana. I quartili sono indici di posizione che ripartiscono il campione in parti di numerosità uguale. Il limite inferiore e superiore è delimitato dai valori minimi e massimi del campione. Alternativamente il valore minimo può essere posto pari al valore del primo quartile meno 1.5 volte il valore di Interquartile Range, il valore massimo, a sua volta, sarà pari al valore del terzo quartile più 1.5 volte il valore di Interquartile Range. I valori al di sotto del valore minimo del box-plot e al di sopra del suo valore massimo saranno considerati outliers della distribuzione.

Di seguito verrà riportato, per ogni accelerometro sulla trave 1, il confronto tra i box-plot dei differenti data-set.

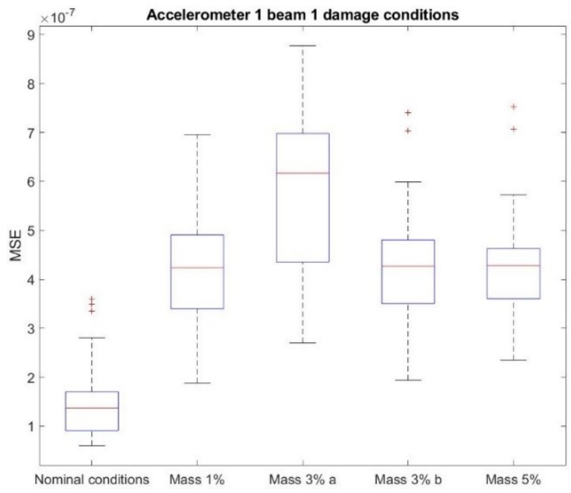

Figura 5.3.7: Accelerometro 1 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

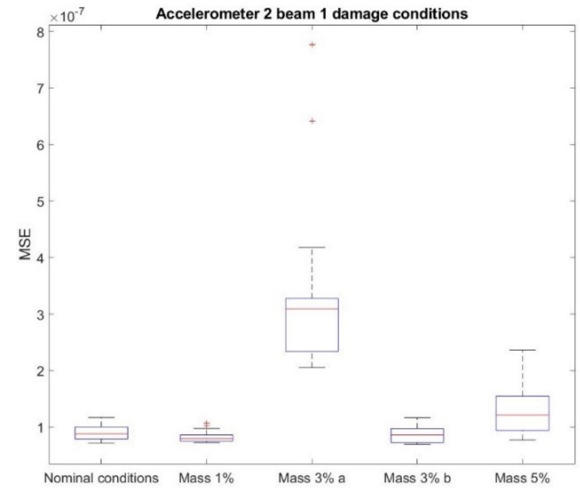

Figura 5.3.8: Accelerometro 2 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

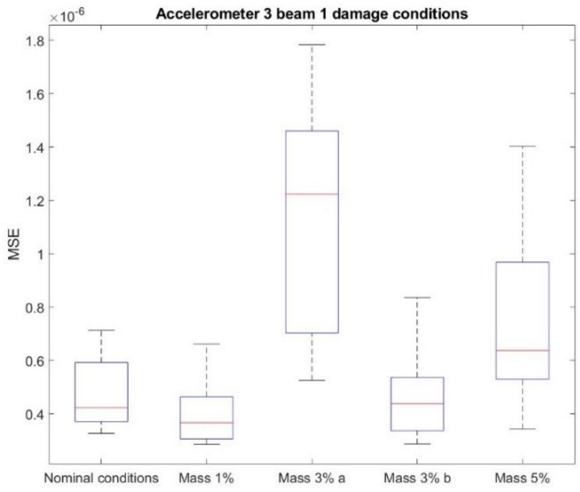

Figura 5.3.9: Accelerometro 3 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

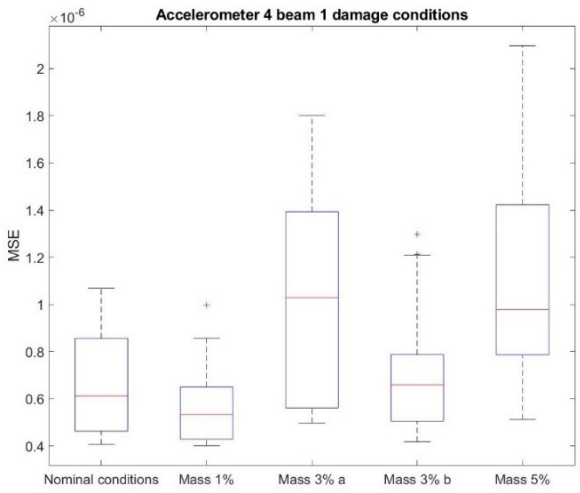

Figura 5.3.10: Accelerometro 4 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

Dalle quattro figure sopra riportate possono essere fatte le seguenti osservazioni. Per tutti e quattro gli accelerometri è evidente un comportamento molto diverso nel data-set “massa 3% a”, che rappresenta il data-set con disturbo durante il campionamento. L’accelerometro 1, per tutti i data set con simulazione del danneggiamento mostra una distribuzione dell’errore che si discosta considerevolmente dalla condizione nominale. Per gli accelerometri posizionati in zone della trave più centrali, quindi, dove gli effetti del rumore sono più risentiti, la distribuzione per il data-set in condizioni nominali e il data-set massa 1% sono molto simili. Le distribuzioni dei restanti data-sets presentano un comportamento differente.

Di seguito viene riportato il confronto tra gli errori ricavati per i differenti data-set e per i differenti accelerometri. La soglia limite di errore è stata posta, come per il caso della forza assiale, pari ad 1.75 volta la mediana della distribuzione dell’errore del dato ricostruito per il data-set in condizioni nominali.

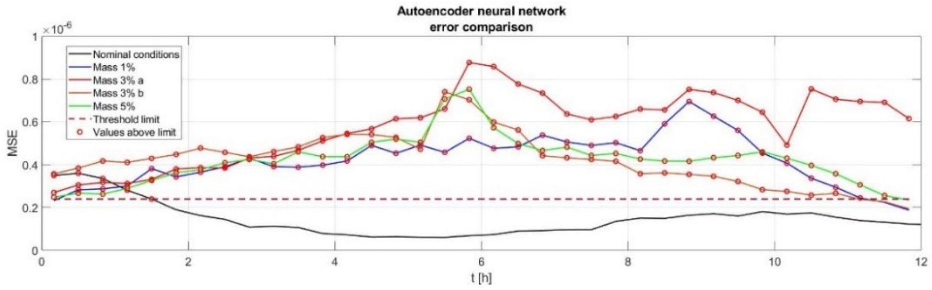

Figura 5.3.11: Accelerometro 1 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

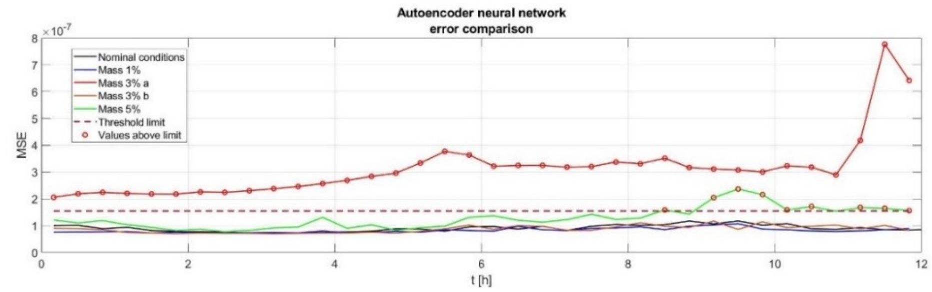

Figura 5.3.12: Accelerometro 2 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

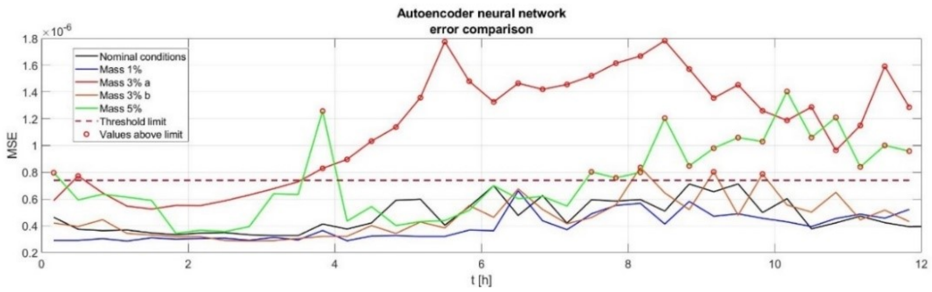

Figura 5.3.13: Accelerometro 3 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

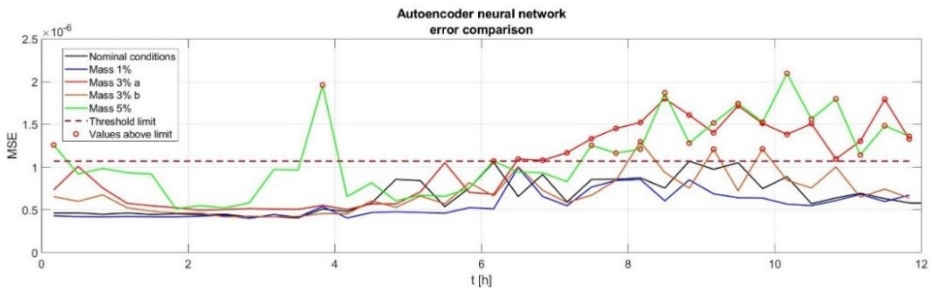

Figura 5.3.14: Accelerometro 4 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

Dalle figure sopra riportate possono essere fatte le seguenti considerazioni. È evidente un comportamento differente tra le ore notturne e le ore diurne, come era già stato notato nel capitolo 4 durante l'applicazione della trasformata di Hilbert-Huang. Durante le ore notturne, dove la presenza di rumore è ridotta, l'andamento della funzione dell'errore è molto stabile. Durante le ore diurne, dove la quantità del rumore è maggiore, si ha un generale incremento dell'errore della rete neurale con una variabilità maggiore.

L'accelerometro 1 è l'unico accelerometro che mostra un comportamento sostanzialmente differente tra condizioni nominali e condizioni con danneggiamento. Per gli altri accelerometri, solo il data-set "massa 3% a" e il data-set "massa 5%" mostrano un comportamento differente in modo rilevante dalle condizioni nominali.

Di seguito verranno riportati dei grafici dove per ogni accelerometro e per ogni data-set verrà riportata la percentuale di errore fornita dalla rete.

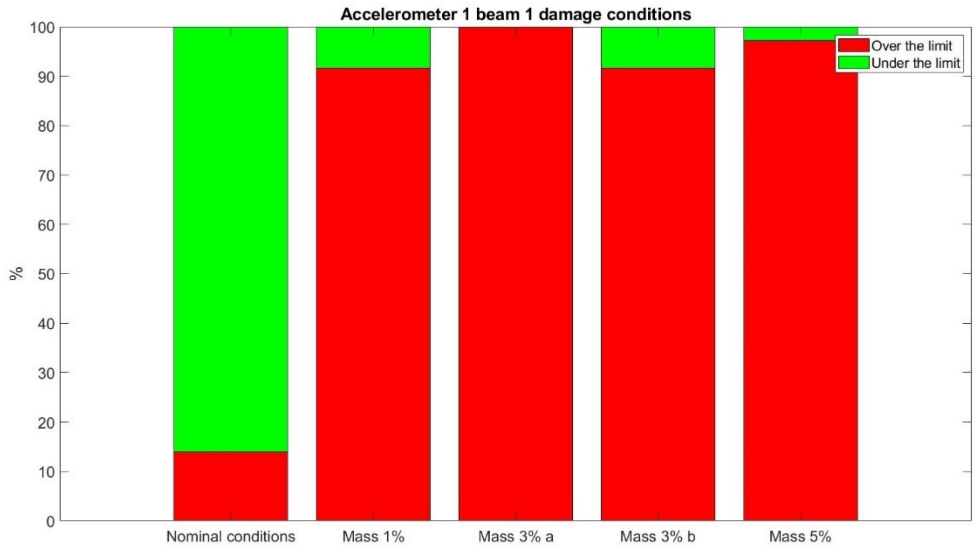

Figura 5.3.15: Accelerometro 1 trave 1. Valutazione errore rete neurale.

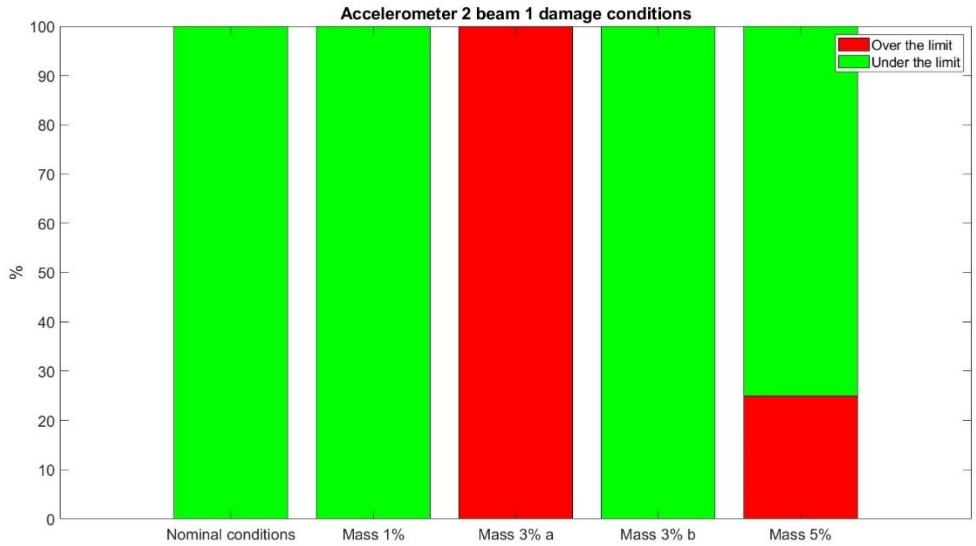

Figura 5.3.16: Accelerometro 2 trave 1. Valutazione errore rete neurale.

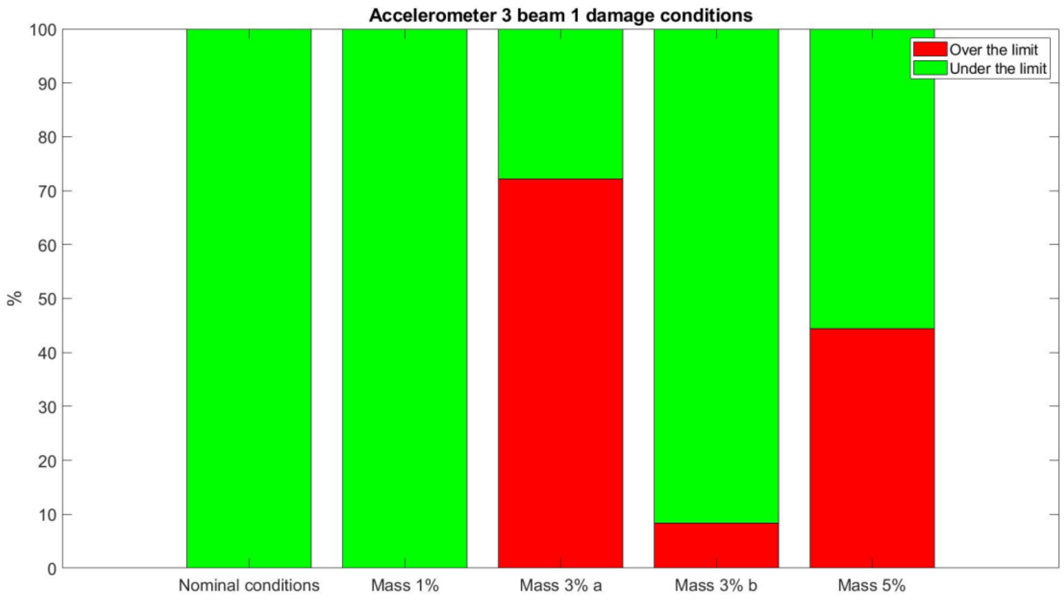

Figura 5.3.17: Accelerometro 3 trave 1. Valutazione errore rete neurale.

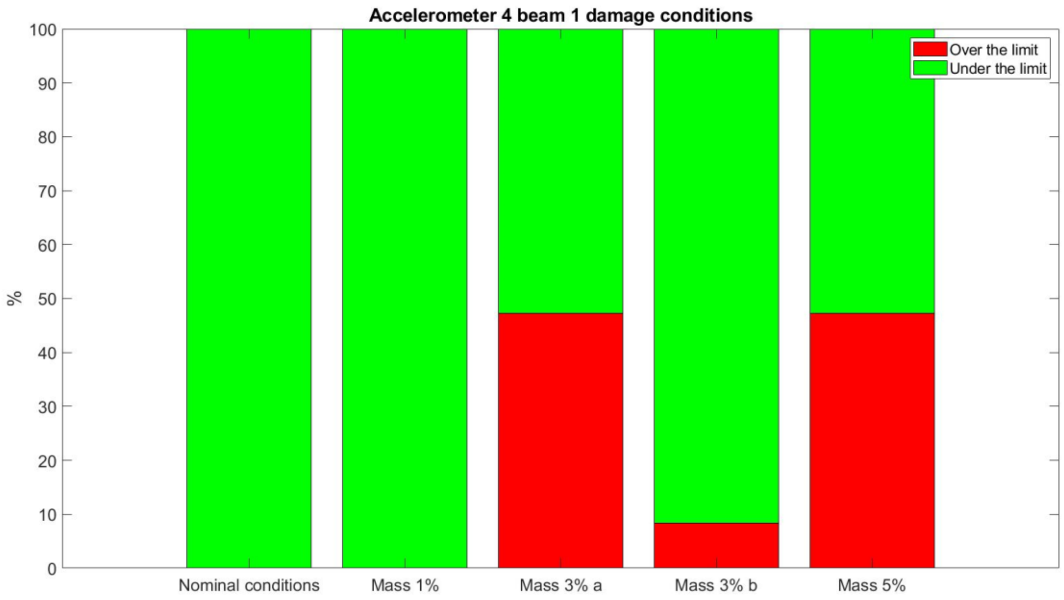

Figura 5.3.18: Accelerometro 4 trave 1. Valutazione errore rete neurale.

Come già detto in precedenza, mostrando l'andamento dell'errore nel tempo, i due data-sets che mostrano il comportamento che maggiormente si discosta dal comportamento in condizione nominale sono: data-set massa 3% a, dove la prova è svolta in condizioni di disturbo; e data-set massa 5%.

5.3.2. Analisi degli accelerogrammi per la trave 2

Di seguito verranno riportati i risultati ottenuti dall'applicazione della rete neurale di tipo autoencoder, con architettura uguale alla rete neurale utilizzata per la trave 1, agli accelerogrammi forniti dai quattro accelerometri sulla trave 2. Verranno riportati i risultati con lo stesso schema visto precedentemente per la trave 1.

Di seguito verrà riportato il confronto, per l'accelerometro 4 sulla trave 2, tra segnale ricostruito dalla rete neurale e segnale reale.

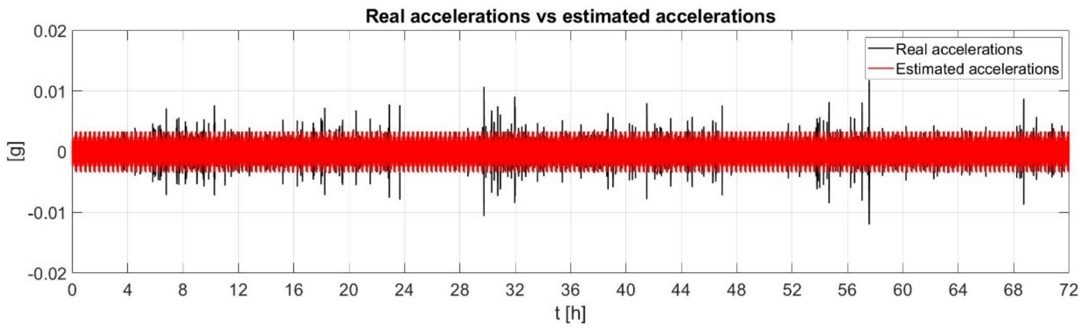

Figura 5.3.19: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 72 h.

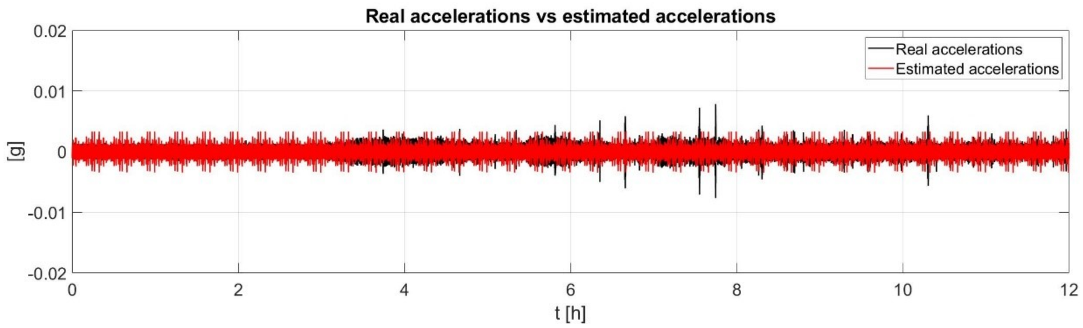

Figura 5.3.20: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 1.

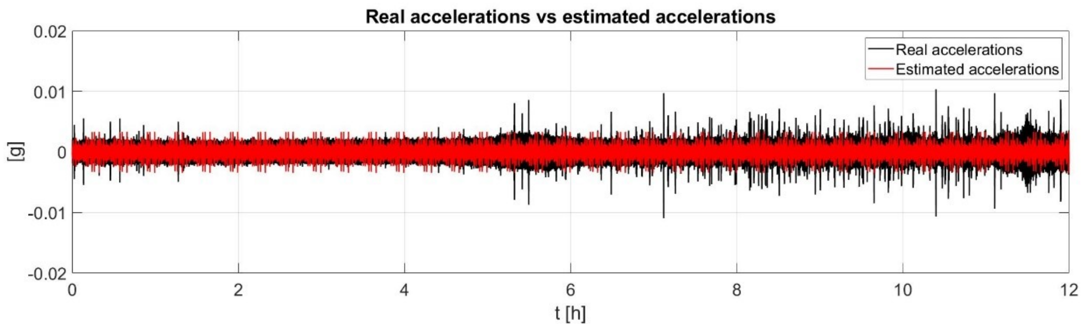

Figura 5.3.21: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 3 a.

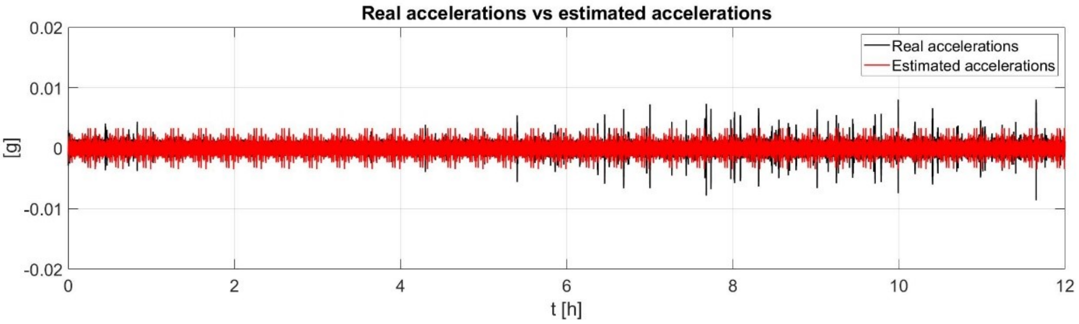

Figura 5.3.22: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 3 b.

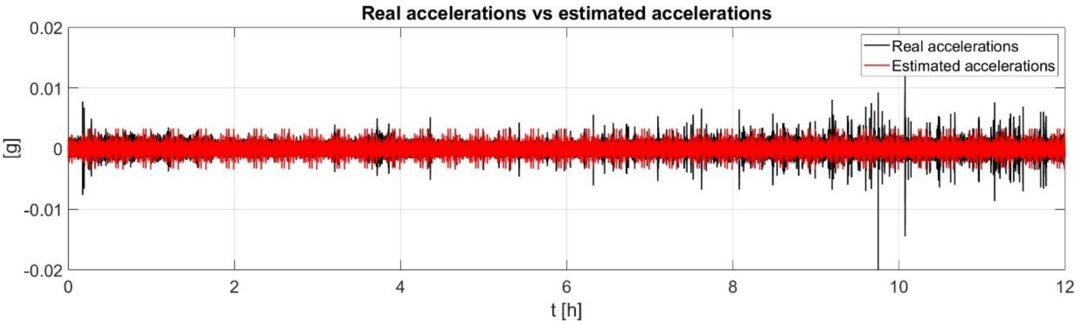

Figura 5.3.23: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 5.

La differenza maggiore tra accelerogramma reale e accelerogramma ricostruito è evidente soprattutto per il data-set di 12 h "set del 3 a", come già notato per la trave 1. Per tutti gli altri accelerometri sulla trave 2 si ottengono risultati analoghi.

Di seguito verrà riportato, per ogni accelerometro sulla trave 1, il confronto tra i box-plot dei differenti data-set.

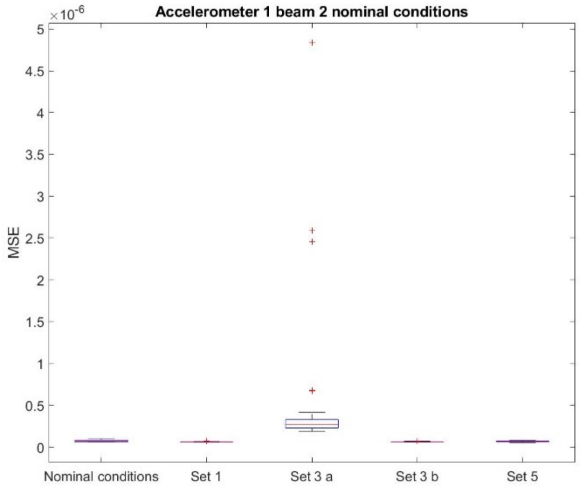

Figura 5.3.24: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

Come è possibile notare, il "set 3 a" fornisce una distribuzione molto differente dalle altre, al fine di avere una lettura migliore del grafico, di seguito, verrà riportato il medesimo grafico depurato dagli effetti del "set 3 a".

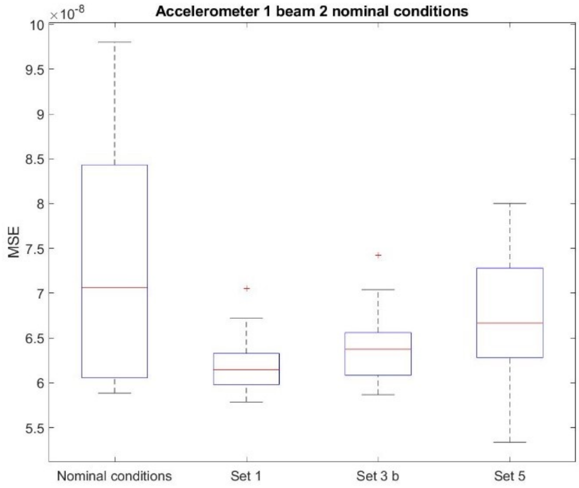

Figura 5.3.25: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets, "set 3 a" non presente.

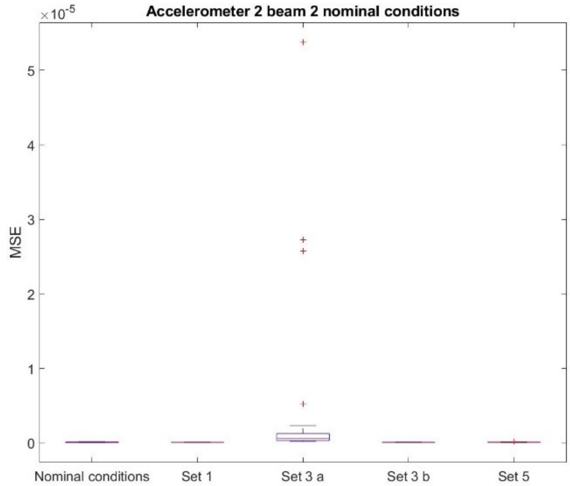

Figura 5.3.26: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

Anche per questo accelerometro è necessario depurare il grafico dagli effetti del "set 3 a".

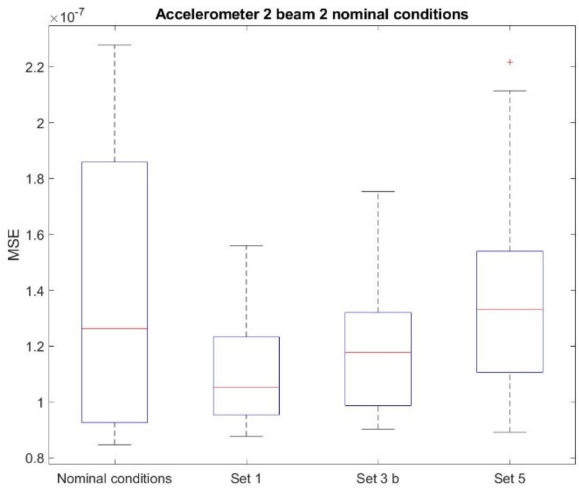

Figura 5.3.27: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets, "set 3 a" non presente.

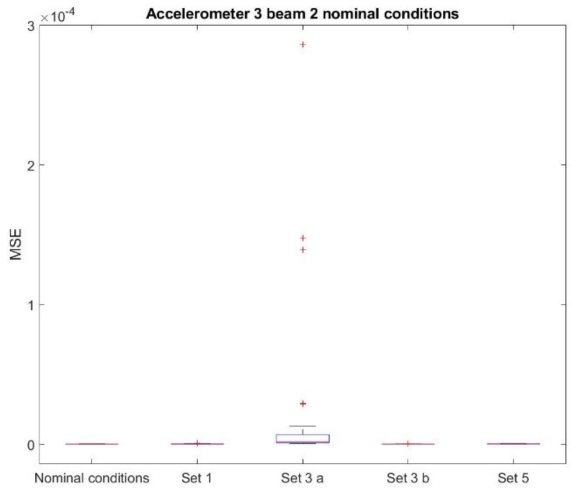

Figura 5.3.28: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

Di seguito, come fatto per l'accelerometro 1 e per l'accelerometro 2, verrà riportato il grafico depurato dagli effetti del "set 3 a".

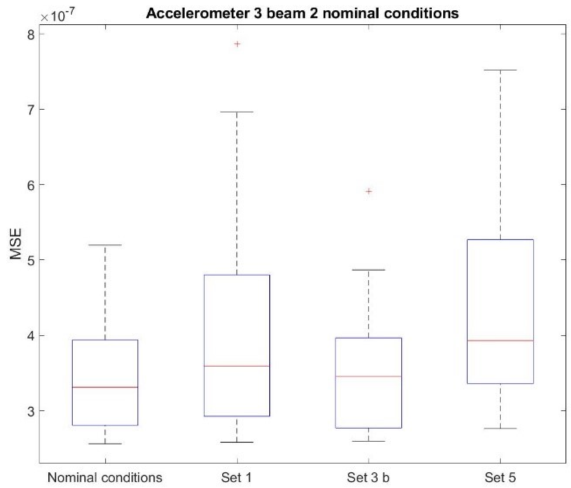

Figura 5.3.29: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets, "set 3 a" non presente.

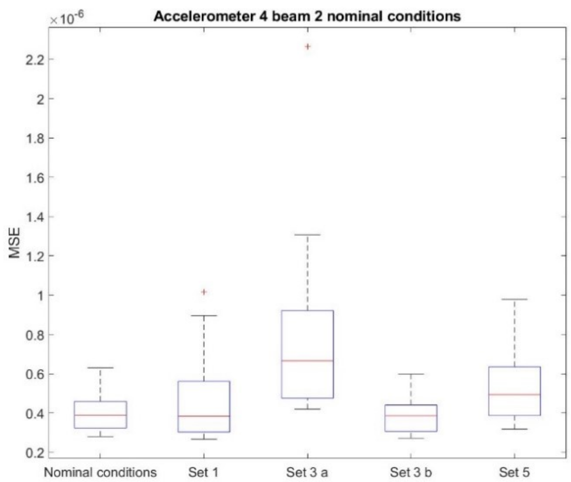

Figura 5.3.30: Accelerometro 4 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets.

Come è possibile vedere dalle figure sopra riportate, in modo particolare per gli accelerometri 1, 2 e 3, il "set 3 a" presenta una distribuzione dell'errore molto differente rispetto agli altri data-sets. Questo fenomeno è dovuto al disturbo, particolarmente percepito dalla trave 2, durante il campionamento del data-set. L'effetto del disturbo sul "set 3 a", riferito all'accelerometro 3, è mostrato in Figura 5.3.31

Rimuovendo il set 3 a dai grafici, è possibile notare, che in condizioni nominali in tutti i data-sets, si ha una distribuzione dell'errore più uniforme rispetto a quanto visto per la trave 1.

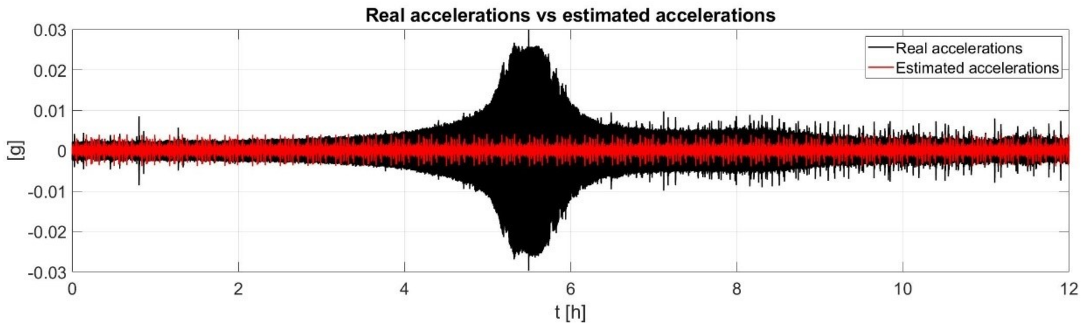

Figura 5.3.31: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 3, data-set di 12 h set 3 a.

Di seguito, come fatto per la trave 1, viene riportato il confronto tra gli errori ricavati per i differenti data-set e per i differenti accelerometri. La soglia limite di errore è stata posta, come per il caso della forza assiale, pari ad 1.75 volta la mediana della distribuzione dell'errore del dato ricostruito per il data-set in condizioni nominali.

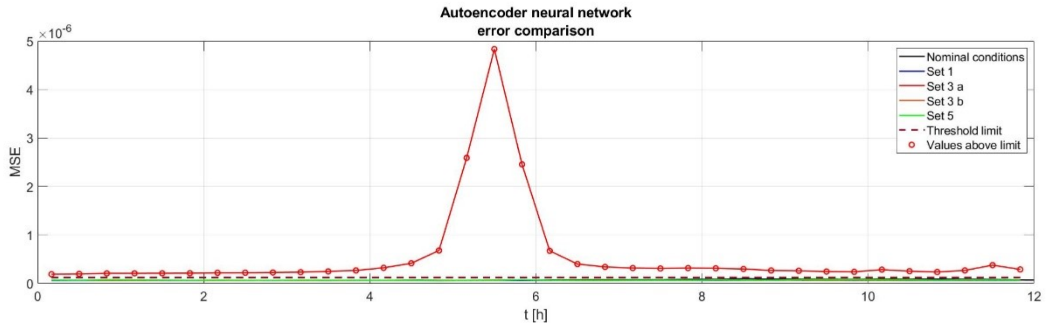

Figura 5.3.32: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

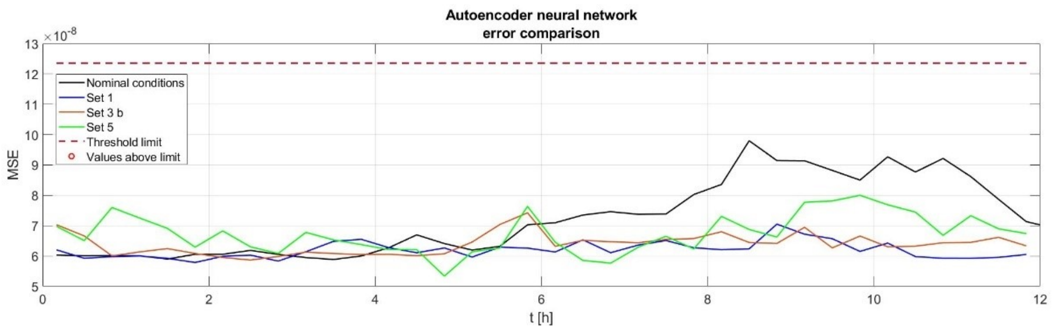

Figura 5.3.33: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets, "set 3 a" non presente.

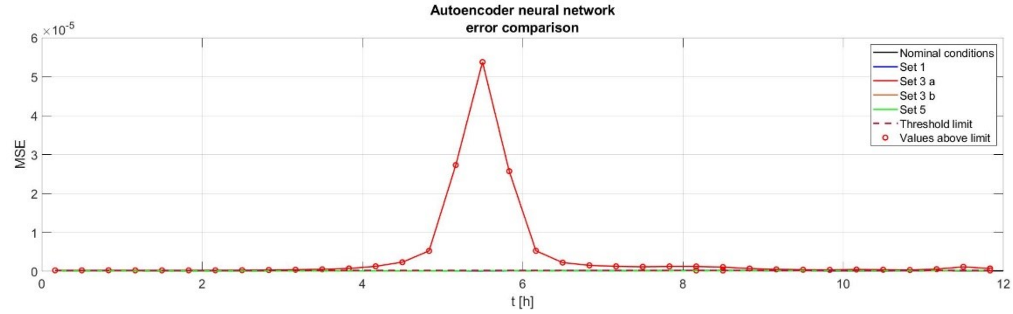

Figura 5.3.34: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

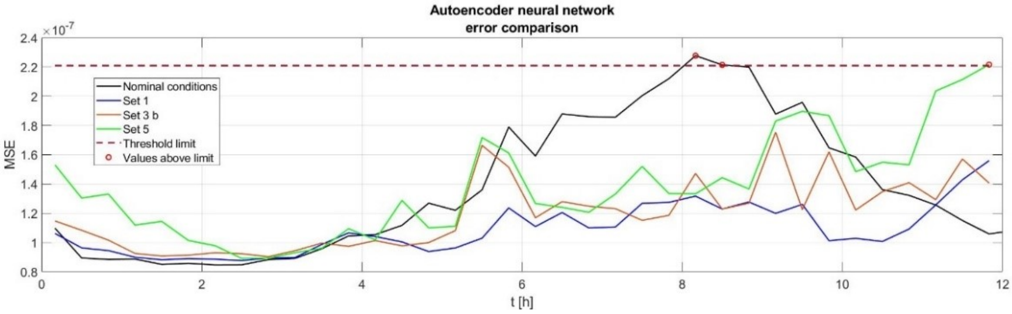

Figura 5.3.35: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets, "set 3 a" non presente.

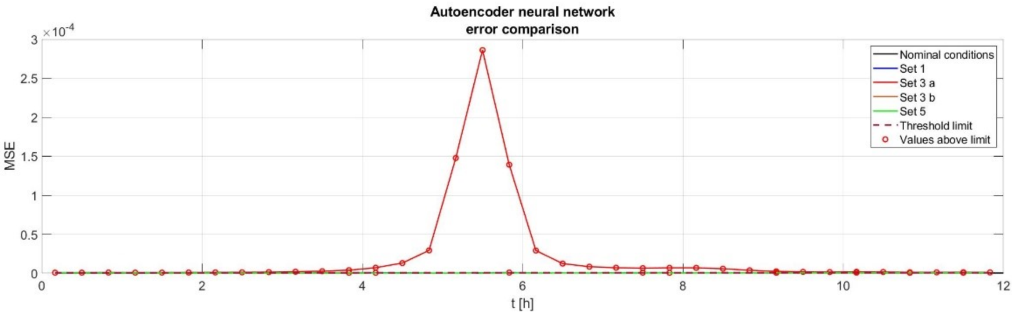

Figura 5.3.36: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

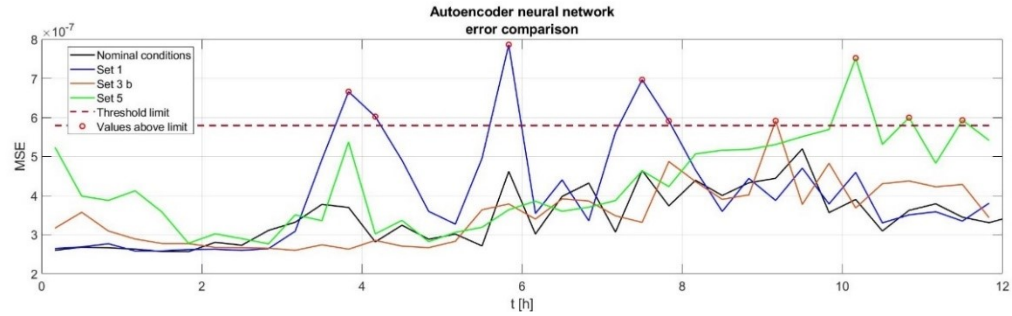

Figura 5.3.37: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets, "set 3 a" non presente.

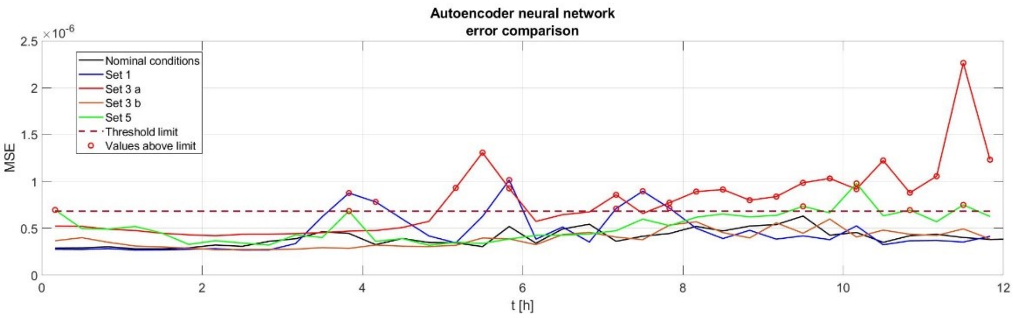

Figura 5.3.38: Accelerometro 4 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets.

Di seguito verranno riportati dei grafici dove per ogni accelerometro e per ogni data-set verrà riportata la percentuale di errore fornita dalla rete.

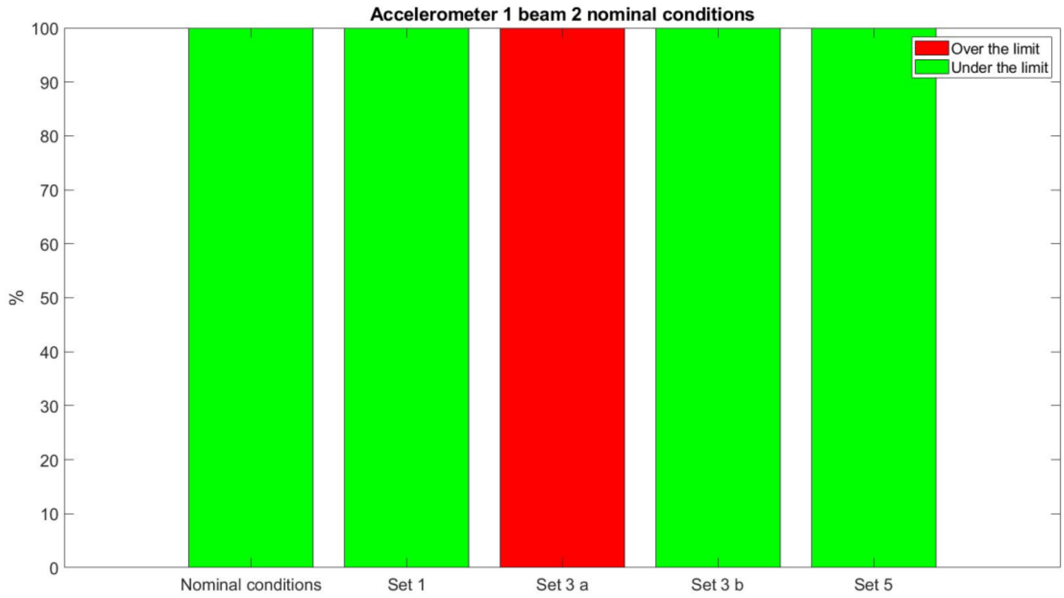

Figura 5.3.39: Accelerometro 1 trave 2. Valutazione errore rete neurale.

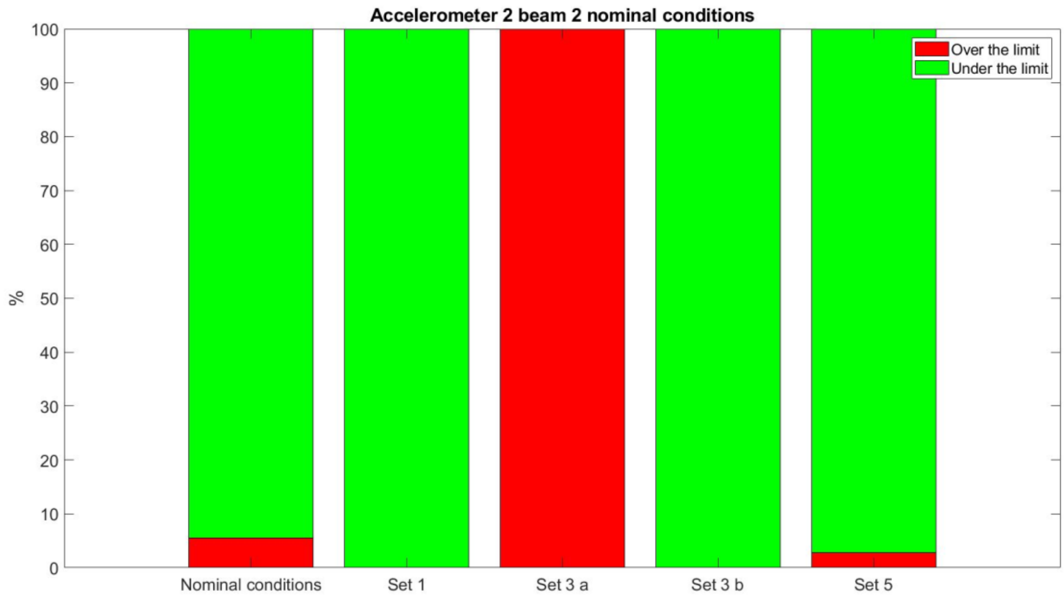

Figura 5.3.40: Accelerometro 2 trave 2. Valutazione errore rete neurale.

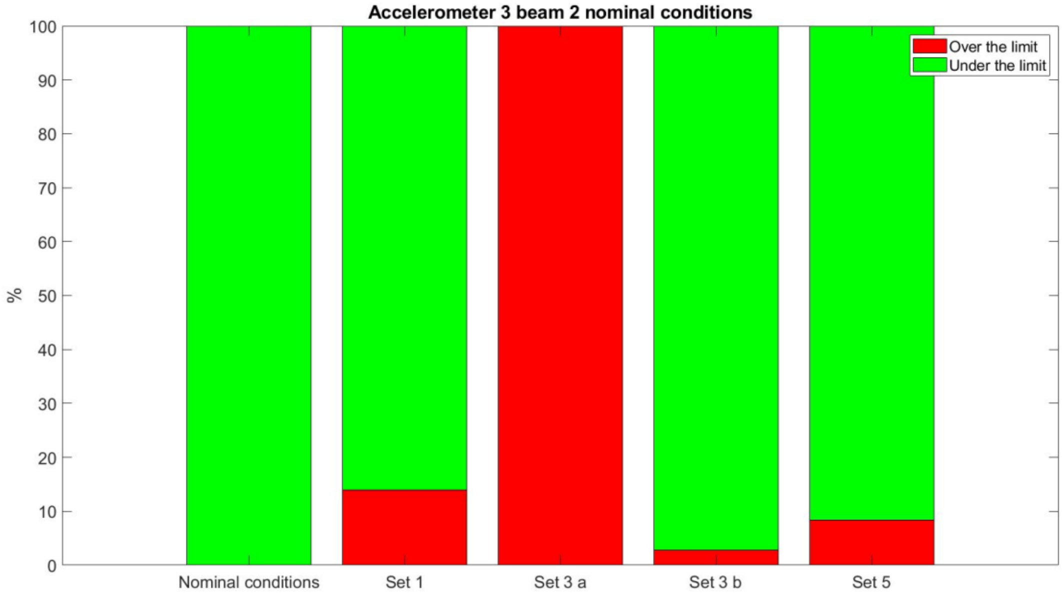

Figura 5.3.41: Accelerometro 3 trave 2. Valutazione errore rete neurale.

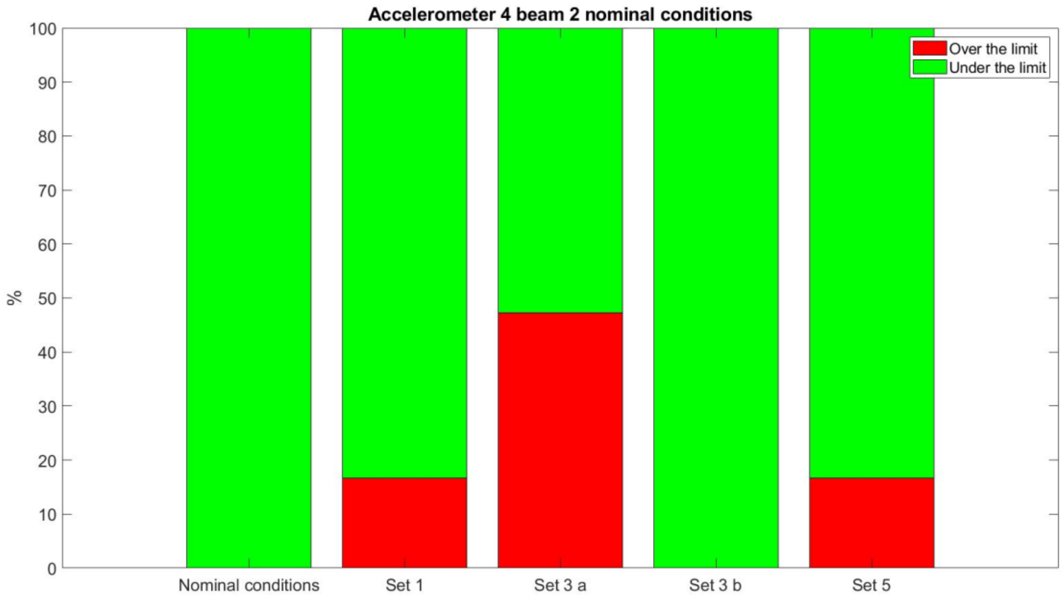

Figura 5.3.42: Accelerometro 4 trave 2. Valutazione errore rete neurale.

Facendo un confronto delle quattro figure sopra riportate (da Figura 5.3.39 a Figura 5.3.42) con le analoghe figure ottenute per la trave 1 (da Figura 5.3.15 a Figura 5.3.18) è possibile notare come, per i data-sets che per la trave 1 mostravano un'elevata percentuale di valori al di sopra del limite di errore, per la trave 2 si ha una riduzione di questa percentuale. Quanto detto vale ad eccezione del data-set con massa del 3 % e presenza di disturbo. Dunque, il risultato è in linea con le condizioni di esercizio delle due travi.

5.4. Considerazioni finali sull'applicazione delle reti neurali autoencoder

Come visto dai risultati riportati nei paragrafi precedenti, l'applicazione delle reti neurali di tipo autoencoder fornisce una buona base per lo sviluppo di algoritmi basati sul monitoraggio in continuo dello stato di salute di una struttura.

Con riferimento al monitoraggio statico del tiro nelle due travi, i risultati ottenuti sono ottimi per il data-set di 72 ore in condizioni nominali e per il data-set di 12 ore con massa aggiuntiva dell'1% in mezzeria alla trave 1. Per il data-set di 72 ore, che è anche il data-set utilizzato come set di addestramento della rete neurale, la rete riconosce un comportamento anomalo nell'intorno della diciottesima ora di campionamento di ogni giorno. Come si era visto, infatti, in questo data-set era presente un comportamento anomalo del tiro nella trave, nell'intorno della diciottesima ora di ogni giorno, con un salto repentino del tiro. La rete, dunque, è in grado di riconoscere questo comportamento anomalo e di segnalarlo. Per il data-set di 12 ore con massa dell'1% in mezzeria alla trave 1, la rete riesce a riprodurre fedelmente il segnale di forza assiale. Per i rimanenti tre data-sets è possibile notare un segnale ricostruito della rete, che si discosta dal segnale reale nelle ore centrali del campionamento. Questo fenomeno può essere attribuito alle condizioni ambientali differenti, rispetto al data-set di addestramento, a cui questi data-sets sono stati campionati. Dunque, una probabile relazione tra tiro nella trave e temperatura a cui la rete non è stata addestrata.

Con riferimento al monitoraggio dinamico, i risultati ottenuti sono in linea con i livelli di danneggiamento introdotti nella trave 1. Per livelli di danneggiamento bassi (massa dell'1%) i risultati della rete neurale sono pressoché coincidenti con i risultati forniti per la trave in condizione nominale, dunque, il danneggiamento simulato è troppo lieve affinché venga percepito dall'algoritmo. All'aumentare del livello di danneggiamento l'errore fornito dall'algoritmo aumenta, con un danneggiamento simulato aggiungendo una massa del 3 % si ha un primo discostamento rispetto alle condizioni nominali, maggiormente apprezzabile con danneggiamento simulato attraverso la massa aggiuntiva del 5 %. Per la trave 2, dove il danneggiamento non viene simulato, i livelli di errore dell'algoritmo sono paragonabili per tutti i data-sets.

Quanto precedentemente detto per il monitoraggio dinamico, esclude i risultati del data-set con massa del 3 % in mezzeria sulla trave 1 e presenza di disturbo dovuta alla prova confinante. Infatti, per questo data-set i livelli di errore forniti dall'algoritmo sono molto elevati sia nella trave 1, dove il danneggiamento viene simulato, sia nella trave 2, dove il danneggiamento non viene simulato. Questo indica che il segnale è molto disturbato, ma indica oltretutto l'efficacia del metodo proposto.

Infine, si può concludere, che le reti neurali di tipo autoencoder utilizzate per l'analisi dei dati di monitoraggio statico e dinamico delle due travi, forniscono una buona base di partenza per sistemi di monitoraggio in continuo. La fase che richiede maggior onere computazionale è la fase di addestramento della rete, ottenuti i parametri dei pesi di connessione tra i layers della rete, i risultati possono essere ricavati in modo molto semplice e veloce.

Conclusioni

Con il presente lavoro di tesi si è voluto mettere in evidenza il potenziale delle tecniche di monitoraggio dello stato di salute delle strutture basate sull'analisi dei soli dati di output, senza l'ausilio di modelli FEM della struttura per la validazione dei risultati ottenuti, che rappresenta un punto molto importante. Infatti, in molti casi di monitoraggio reale, non si è in possesso dei dati sufficienti per la costruzione di un modello FEM della struttura che permetta di validare i risultati ottenuti. Per questa ragione, nel lavoro di tesi presentato, ci si è focalizzati solo sull'analisi dei dati di monitoraggio.

In una prima fase sono stati applicati tre, tra i più comuni, metodi dell'analisi modale operativa. Due metodi nel dominio delle frequenze: metodo non parametrico Peak-Picking e metodo parametrico PolyMAX; un metodo non parametrico nel dominio del tempo: algoritmo cov-SSI. L'applicazione di tre metodi differenti, oltre ad avere lo scopo di identificare il metodo migliore per il caso studiato, è utile al fine di valutare i pregi e i limiti di ogni metodo. Per i tre metodi utilizzati, si è potuto notare, come segnali di durata maggiore, quindi, con un contenuto di informazioni dinamiche più elevato, forniscano risultati migliori. Infatti, i risultati ottenuti discretizzando i segnali in intervalli temporali di dieci minuti, forniscono tendenzialmente risultati migliori rispetto a quelli ottenuti discretizzando il segnale in intervalli di cinque minuti. La presenza di rumore e di forzanti esterne che interferiscono col campionamento, rendono l'applicazione del metodo Peak-Picking limitabile al solo primo modo di vibrare, ma i risultati ottenuti da questo metodo forniscono una prima valutazione sui parametri modali del sistema. Gli alti due metodi applicati riescono a fornire buoni risultati per i modi di ordine superiore. L'applicazione dei metodi dell'analisi modale operativa ha fornito buoni risultati. Il danneggiamento simulato sulla trave 1, di entità differente per ogni data-set di 12 ore, riesce sempre ad essere identificato, anche in casi di danneggiamento simulato di entità esigua (massa dell'1%). Un risultato di notevole interesse riguarda la differenza tra valori di frequenza corretta ottenuti attraverso le due differenti tipologie di correzione del dato di frequenza grezza. Nel caso di correzione attraverso la correlazione tra frequenze grezze identificate e temperatura ambientale, i risultati ottenuti hanno mostrato una variabilità nel tempo. Nel caso di correzione del dato di frequenza grezza attraverso i parametri ricavati dalla correlazione tra frequenze grezze e tiro nella trave, il dato di frequenza corretta si è mostrato notevolmente stabile nel tempo. Da questa differenza si può concludere che una pulizia del dato di frequenza grezza attraverso un parametro non misurato in modo diretto sulla trave, ma attraverso una misura ambientale, porta ad una variabilità nel risultato, che potrebbe condurre ad errori di valutazione sullo stato di salute della struttura. I tre metodi precedentemente citati, sono applicabili in sistemi di monitoraggio dinamico globale. Quindi, dalla loro applicazione di consuetudine emerge solo la probabile presenza di danneggiamento sulla struttura, senza alcuna indicazione sulla posizione del danno o della sua entità. Dalle analisi svolte in questo lavoro di tesi e dai risultati ottenuti è stato possibile, attraverso la ricostruzione della variazione dei parametri modali (frequenze del sistema), fare delle considerazioni sulla posizione del danno e sulla sua entità.

Il limite maggiore dei metodi dell'analisi modale operativa utilizzati, è rappresentato dalla notevole complessità del modello matematico alla base dei metodi e l'elevato onere computazionale. Questi limiti rendono generalmente questi metodi di difficile applicazione in sistemi di monitoraggio in continuo.

Per superare il limite rappresentato dalla complessità dei metodi dell'analisi modale operativa, nel Capitolo 4 e nel Capitolo 5, sono stati presentati due metodi per l'analisi diretta dei dati grezzi. In particolare, nel Capitolo 4 è stata applicata la trasformata di Hilbert-Huang. Una trasformata, che permette l'analisi diretta dei dati grezzi di accelerazione forniti dai sensori. I risultati ottenuti dall'applicazione del metodo possono essere analizzati attraverso due criteri:

in termini di spettro di Hilbert-Huang, che lega frequenze istantanee del segnale ed energia del segnale in funzione del tempo; in termini delle sole frequenze istantanee del segnale, valutando la loro variazione in funzione del tempo. L'applicazione della trasformata al caso in esame non ha fornito risultati di facile interpretazione a causa del rumore durante il campionamento e dei livelli di danneggiamento simulato sulle travi di entità molto esigua. La trasformata di Hilbert-Huang nasce, infatti, al fine di cogliere comportamenti non lineari del sistema, che rappresentano un livello di danneggiamento molto superiore rispetto a quello simulato. Un risultato di notevole interesse dall'applicazione della trasformata è emerso per il data-set disturbato dalla prova a fatica confinante. Nella zona di massimo disturbo dell'accelerogramma, infatti, il metodo restituiva come frequenze istantanee del sistema il valore di frequenza della forzante esterna.

Un altro metodo per l'analisi diretta dei segnali, proposto nel Capitolo 5, fa riferimento alle tecniche del Machine Learning applicate allo SHM. In particolare, si è fatto riferimento alle reti neurali di tipo autoencoder. Le reti neurali sono state applicate al monitoraggio statico, ovvero al monitoraggio del tiro nelle travi, e al monitoraggio dinamico. Con riferimento al monitoraggio dinamico, risultati di notevole interesse sono stati ottenuti con simulazione del danneggiamento con massa del 3% e con massa del 5%. La simulazione del danneggiamento con massa dell'1% non ha portato ad un riscontro affidabile dei risultati.

Sulla base dei risultati ottenuti con il seguente lavoro di tesi, in futuro si potranno approfondire, soprattutto, le parti legate all'analisi diretta dei dati grezzi. In particolare, la parte relativa all'utilizzo delle reti neurali. Infatti, nel lavoro di tesi proposto ci si è limitati all'utilizzo di una rete neurale di tipo poco profondo, che rappresenta la rete neurale più semplice. L'applicazione di reti neurali di tipo profondo potrebbe portare a risultati migliori. Infine, un ambito di ricerca, che negli ultimi anni ha riscosso notevole interesse nel ramo dell'ingegneria civile, riguarda l'Image Recognition. Consiste nell'applicazione di reti neurali di tipo autoencoder, come quelle proposte in questo lavoro di tesi, ma anziché essere applicate ai dati campionati è applicata agli spettri, come ad esempio lo spettro di Hilbert-Huang. Dunque, l'unione di due metodi al fine di garantire risultati migliori e completamente automatizzati.

Indice delle Figure

Figura 1.2.1: Strategie SHM per strutture civili. [1]. 13
Figura 1.3.1: Caratteristiche geometriche della trave. 14
Figura 1.3.2: Accelerometro M603C01. 14
Figura 1.3.3: Set-up sperimentale. 15
Figura 1.3.4: Posizione degli accelerometri sulle travi. 15
Figura 2.2.1: Aliasing. Segnale reale linea tratteggiata, segnale con aliasing linea rossa. Figura estratta dal libro “Operational Modal Analysis of Civil Engineering Structure”. 19
Figura 2.3.1: Funzione seno cardinale. 22
Figura 2.3.2: Hanning window. 22
Figura 2.3.3: 3D PSD matrix. 23
Figura 2.6.1:Deformate modali per i primi 5 modi di vibrare per trave Appoggio-Appoggio.37
Figura 2.6.2:Deformate modali per i primi 5 modi di vibrare per trave Incastro-Incastro. 37
Figura 3.1.1: Temperatura ambientale. Data-set di 72 h. Travi in condizioni nominali. 40
Figura 3.1.2: Temperatura ambientale, media mobile su 10 secondi. Data-set di 72 h. Travi in condizioni nominali. 40
Figura 3.1.3: Accelerometro 1 Trave 1. Condizioni nominali. 41
Figura 3.1.4: Accelerometro 2 Trave 1. Condizioni nominali. 41
Figura 3.1.5: Accelerometro 3 Trave 1. Condizioni nominali. 41
Figura 3.1.6: Accelerometro 4 Trave 1. Condizioni nominali. 41
Figura 3.1.7: Accelerometro 1 Trave 2. Condizioni nominali. 42
Figura 3.1.8: Accelerometro 2 Trave 2. Condizioni nominali. 42
Figura 3.1.9: Accelerometro 3 Trave 2. Condizioni nominali. 42
Figura 3.1.10: Accelerometro 4 Trave 2. Condizioni nominali. 42
Figura 3.1.11: Forza assiale Trave 1. Condizioni nominali. 43
Figura 3.1.12: Forza assiale Trave 1. Condizioni nominali. Media mobile su 10 secondi. 43
Figura 3.1.13: Forza assiale Trave 2. Condizioni nominali. 43
Figura 3.1.14: Forza assiale Trave 2. Condizioni nominali. Media mobile su 10 secondi. 43
Figura 3.1.15: Confronto tra temperatura e forza assiale trave 1. Medie mobili su 10 secondi. 44
Figura 3.1.16: Confronto tra temperatura e forza assiale trave 2. Medie mobili su 10 secondi. 44
Figura 3.1.17: Salto di tensione 1 trave 1. 45
Figura 3.1.18: Salto di tensione 2 trave 1. 45
Figura 3.1.19: Salto di tensione 3 trave 1 46
Figura 3.1.20: Salto di tensione 1 trave 2. 46
Figura 3.1.21: Salto di tensione 2 trave 2. 47

Figura 3.1.22: Salto di tensione 3 trave 2. 47
Figura 3.1.23: Temperatura. Data-set di 12 h con massa dell'1% in mezzeria alla trave 1. 48
Figura 3.1.24: Temperatura. Media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 h con massa dell'1% in mezzeria alla trave 1. 48
Figura 3.1.25: Accelerometro 1 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%. 49
Figura 3.1.26: Accelerometro 2 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%. 49
Figura 3.1.27: Accelerometro 3 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%. 49
Figura 3.1.28: Accelerometro 4 trave 1. Data set di 12 h: massa 1%. 49
Figura 3.1.29: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. 50
Figura 3.1.30: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. 50
Figura 3.1.31: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. 50
Figura 3.1.32: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. 50
Figura 3.1.33: Forza assiale trave 1. Data set di 12 h: massa 1%. 51
Figura 3.1.34: Forza assiale trave 1. Data set di 12 h: massa 1%. Media mobile su 10 secondi. 51
Figura 3.1.35: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 1. 51
Figura 3.1.36: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Media mobile su 10 secondi. 51
Figura 3.1.37: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi. 52
Figura 3.1.38: Temperatura. Data-set di 12 ore: massa 3% a, set 3 a. 52
Figura 3.1.39: Temperatura, media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 ore: massa 3% a, set 3 a. 52
Figura 3.1.40: Accelerometro 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. 53
Figura 3.1.41: Accelerometro 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. 53
Figura 3.1.42: Accelerometro 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. 53
Figura 3.1.43: Accelerometro 4 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. 53
Figura 3.1.44: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. 54
Figura 3.1.45: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. 54
Figura 3.1.46: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. 54
Figura 3.1.47: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. 54
Figura 3.1.48: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. 55
Figura 3.1.49: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Media mobile su 10 secondi. 55
Figura 3.1.50: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. 55
Figura 3.1.51: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Media mobile su 10 secondi. 55
Figura 3.1.52: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi. 56
Figura 3.1.53: Temperatura. Data-set di 12 h: massa 3% b, set 3 b. 56

Figura 3.1.54: Temperatura, media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 h: massa 3% b, set 3 b. 56

Figura 3.1.55: Accelerometro 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. 57

Figura 3.1.56: Accelerometro 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. 57

Figura 3.1.57: Accelerometro 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. 57

Figura 3.1.58: Accelerometro 4 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. 57

Figura 3.1.59: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. 58

Figura 3.1.60: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. 58

Figura 3.1.61: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. 58

Figura 3.1.62: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. 58

Figura 3.1.63: Forza assiale trave 1. Data set di 12 h: massa 3% b. 59

Figura 3.1.64: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Media mobile su 10 secondi. 59

Figura 3.1.65: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. 59

Figura 3.1.66: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Media mobile su 10 secondi... 59

Figura 3.1.67: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi. 60

Figura 3.1.68: Temperatura. Data-set di 12 h: massa 5%, set 5. 60

Figura 3.1.69: Temperatura-Media mobile su 10 secondi. Data-set di 12 h: massa 5%, set 5. 60

Figura 3.1.70: Accelerometro 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. 61

Figura 3.1.71: Accelerometro 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. 61

Figura 3.1.72: Accelerometro 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. 61

Figura 3.1.73: Accelerometro 4 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. 61

Figura 3.1.74: Accelerometro 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. 62

Figura 3.1.75: Accelerometro 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. 62

Figura 3.1.76: Accelerometro 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. 62

Figura 3.1.77: Accelerometro 4 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. 62

Figura 3.1.78: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. 63

Figura 3.1.79: Forza assiale trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Media mobile su 10 secondi. 63

Figura 3.1.80: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 5. 63

Figura 3.1.81: Forza assiale trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Media mobile su 10 secondi. 63

Figura 3.1.82: Forza assiale vs temperatura, media mobile su 10 secondi. 64

Figura 3.2.1: Trave 1. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti. 64

Figura 3.2.2: Trave 1. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti. 65

Figura 3.2.3: Trave 2. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti. 65

Figura 3.2.4: Trave 2. Regressioni lineari tra forza assiale e temperatura. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti. 66

Figura 3.2.5: Trave 1. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti. 68

Figura 3.2.6: Trave 1. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti. 69

Figura 3.2.7: Trave 2. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 5 minuti. 69

Figura 3.2.8: Trave 2. Forza assiale grezza vs forza assiale corretta. Discretizzazione con intervalli di 10 minuti. 70

Figura 3.3.1: Confronto tra le stime della PSD ottenute su una finestra di 5 minuti per l'accelerometro 1 sulla trave 1. 72

Figura 3.3.2: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Primo intervallo di discretizzazione di 5 minuti per il data-set di 72 h. 73

Figura 3.3.3: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Intervallo di discretizzazione di 5 minuti estratto alla diciottesima ora di campionamento. Data-set di 72 h. 73

Figura 3.3.4: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Intervallo di discretizzazione di 5 minuti estratto alla trentaseiesima ora di campionamento. Data-set di 72 h. 74

Figura 3.3.5: Picchi PSD per l'accelerometro 1 sulla trave 1. Intervallo di discretizzazione di 5 minuti estratto alla cinquantaquattresima ora di campionamento. Data-set di 72 h. 74

Figura 3.3.6: Visualizzazione grafica dell'algoritmo di estrazione dei picchi. 75

Figura 3.3.7: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto. 76

Figura 3.3.8: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto. 76

Figura 3.3.9: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto. 77

Figura 3.3.10: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 1 minuto. 77

Figura 3.3.11: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi. 77

Figura 3.3.12: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi. 77

Figura 3.3.13: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi. 78

Figura 3.3.14: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 30 secondi. 78

Figura 3.3.15: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi. 78

Figura 3.3.16: Accelerometro 2, trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi. 78

Figura 3.3.17: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi. 79

Figura 3.3.18: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. Stima PSD con finestre da 15 secondi. 79

Figura 3.3.19: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 79

Figura 3.3.20: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 80

Figura 3.3.21: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 80

Figura 3.3.22: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 1. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 80

Figura 3.3.23: Trave 1: frequenze modo 1 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. 81

Figura 3.3.24: Trave 2: frequenze modo 1 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. 81

Figura 3.3.25: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 82

Figura 3.3.26: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 82

Figura 3.3.27: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 82

Figura 3.3.28: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 2. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 82

Figura 3.3.29: Accelerometro 1 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 83

Figura 3.3.30: Accelerometro 2 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 83

Figura 3.3.31: Accelerometro 3 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 83

Figura 3.3.32: Accelerometro 4 trave 1, frequenze picco 3. Discretizzazione data-set con intervalli di 5 minuti. 83

Figura 3.3.33: Trave 1: frequenze picco 2 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. 84

Figura 3.3.34: Trave 1: frequenze picco 3 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. 85

Figura 3.3.35: Trave 1: frequenze picco 3 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. Grafico depurato dal rumore dell'accelerometro 4. 85

Figura 3.3.36: Trave 1: frequenze picco 4 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. 86

Figura 3.3.37: Trave 1: frequenze picco 5 ricavate attraverso il metodo Peak-Picking vs temperatura. 86

Figura 3.3.38: Trave 1. Data-set 72 h. Frequenze modo 1 vs forza assiale. 87

Figura 3.3.39: Trave 2. Data-set 72 h. Frequenze modo 1 vs forza assiale. 87

Figura 3.3.40: Trave 1. Data-set di 12h: massa 1%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 88

Figura 3.3.41: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 88

Figura 3.3.42: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 89

Figura 3.3.43: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 89

Figura 3.3.44: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 90

Figura 3.3.45: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 90

Figura 3.3.46: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 91

Figura 3.3.47: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 91

Figura 3.3.48: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 92

Figura 3.3.49: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 92

Figura 3.3.50: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 93

Figura 3.3.51: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 93

Figura 3.3.52: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 94

Figura 3.3.53: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 94

Figura 3.3.54: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e temperatura. 95

Figura 3.3.55: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze identificate dai diversi accelerometri e forza assiale. 95

Figura 3.3.56: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 96

Figura 3.3.57: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 97

Figura 3.3.58: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 97

Figura 3.3.59: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 98

Figura 3.3.60: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 98

Figura 3.3.61: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 99

Figura 3.3.62: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 99

Figura 3.3.63: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 100

Figura 3.3.64: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 100

Figura 3.3.65: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 101

Figura 3.3.66: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 101

Figura 3.3.67: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 102

Figura 3.3.68: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 102

Figura 3.3.69: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 103

Figura 3.3.70: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 103

Figura 3.3.71: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 1. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 104

Figura 3.3.72: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 104

Figura 3.3.73: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 105

Figura 3.3.74: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 105

Figura 3.3.75: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 106

Figura 3.3.76: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 106

Figura 3.3.77: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 107

Figura 3.3.78: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 107

Figura 3.3.79: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 5 minuti. 108

Figura 3.3.80: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 108

Figura 3.3.81: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 1 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 109

Figura 3.3.82: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 109

Figura 3.3.83: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 2 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 110

Figura 3.3.84: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 110

Figura 3.3.85: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 3 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 111

Figura 3.3.86: Regressione lineare tra frequenza e temperatura. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 111

Figura 3.3.87: Regressione lineare tra frequenza e forza assiale. Accelerometro 4 trave 2. Discretizzazione data-sets in intervalli di 10 minuti. 112

Figura 3.3.88: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 120

Figura 3.3.89: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 120

Figura 3.3.90: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 121

Figura 3.3.91: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 121

Figura 3.3.92: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 122

Figura 3.3.93: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 122

Figura 3.3.94: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 123

Figura 3.3.95: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 123

Figura 3.3.96: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 124

Figura 3.3.97: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 124

Figura 3.3.98: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 125

Figura 3.3.99: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 125

Figura 3.3.100: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 126

Figura 3.3.101: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 126

Figura 3.3.102: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 127

Figura 3.3.103: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 127

Figura 3.3.104: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 128

Figura 3.3.105: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 128

Figura 3.3.106: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 129

Figura 3.3.107: Frequenze corrette con temperatura vs frequenze corrette con forza assiale. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 129

Figura 3.3.108: Trave1. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 130

Figura 3.3.109: Trave 1. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 130

Figura 3.3.110: Trave 2. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 131

Figura 3.3.111: Trave 2. Confronto tra le frequenze corrette dei cinque data-sets analizzati. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 131

Figura 3.3.112: Diagramma di stabilizzazione cov-SSI. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 5%. 136

Figura 3.3.113: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 5%. 137

Figura 3.3.114: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 10%. 138

Figura 3.3.115: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 15%. 139

Figura 3.3.116: Diagramma di stabilizzazione PolyMAX. Scarto frequenze 1% e scarto smorzamento 20%. 139

Figura 3.3.117: Modo 1 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 140

Figura 3.3.118: Modo 2 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 140

Figura 3.3.119: Modo 3 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 140

Figura 3.3.120: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 140

Figura 3.3.121: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 141

Figura 3.3.122: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 141

Figura 3.3.123: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 141

Figura 3.3.124: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 141

Figura 3.3.125: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 142

Figura 3.3.126: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 142

Figura 3.3.127: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 142

Figura 3.3.128: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 142

Figura 3.3.129: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 143

Figura 3.3.130: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 143

Figura 3.3.131: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 143

Figura 3.3.132: Modo 1 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 143

Figura 3.3.133: Modo 2 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 144

Figura 3.3.134: Modo 3 trave 1. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 144

Figura 3.3.135: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 144

Figura 3.3.136: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 144

Figura 3.3.137: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 145

Figura 3.3.138: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 145

Figura 3.3.139: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 145

Figura 3.3.140: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 145

Figura 3.3.141: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 146

Figura 3.3.142: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 146

Figura 3.3.143: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 146

Figura 3.3.144: Modo 1 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 146

Figura 3.3.145: Modo 2 trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 147

Figura 3.3.146: Modo 3 trave 1. Data-set di 12 h massa 5%, discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 147

Figura 3.3.147: Modo 1 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 147

Figura 3.3.148: Modo 2 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 147

Figura 3.3.149: Modo 3 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 148

Figura 3.3.150: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 148

Figura 3.3.151: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 148

Figura 3.3.152: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 148

Figura 3.3.153: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 149

Figura 3.3.154: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 149

Figura 3.3.155: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 149

Figura 3.3.156: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 149

Figura 3.3.157: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 150

Figura 3.3.158: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 150

Figura 3.3.159: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 150

Figura 3.3.160: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 150

Figura 3.3.161: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 151

Figura 3.3.162: Modo 1 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 151

Figura 3.3.163: Modo 2 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 151

Figura 3.3.164: Modo 3 trave 2. Data-set di 72 h. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 151

Figura 3.3.165: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 152

Figura 3.3.166: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 152

Figura 3.3.167: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 152

Figura 3.3.168: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 152

Figura 3.3.169: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 153

Figura 3.3.170: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 153

Figura 3.3.171: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 153

Figura 3.3.172: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 153

Figura 3.3.173: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 154

Figura 3.3.174: Modo 1 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 154

Figura 3.3.175: Modo 2 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 154

Figura 3.3.176: Modo 3 trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 154

Figura 3.3.177: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 155

Figura 3.3.178: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 156

Figura 3.3.179: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 156

Figura 3.3.180: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 157

Figura 3.3.181: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 157

Figura 3.3.182: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 158

Figura 3.3.183: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 158

Figura 3.3.184: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 159

Figura 3.3.185: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 159

Figura 3.3.186: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 1 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 160

Figura 3.3.187: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 2 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 160

Figura 3.3.188: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 3 trave 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 161

Figura 3.3.189: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 161

Figura 3.3.190: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 162

Figura 3.3.191: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e temperatura. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 162

Figura 3.3.192: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 163

Figura 3.3.193: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 163

Figura 3.3.194: Regressione lineare tra frequenze (cov-SSI) e forza assiale. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 164

Figura 3.3.195: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 164

Figura 3.3.196: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 165

Figura 3.3.197: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e temperatura. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 165

Figura 3.3.198: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 1 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 166

Figura 3.3.199: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 2 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 166

Figura 3.3.200: Regressione lineare tra frequenze (PolyMAX) e forza assiale. Modo 3 trave 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 167

Figura 3.3.201: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 167

Figura 3.3.202: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 168

Figura 3.3.203: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 168

Figura 3.3.204: Trave 1 data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 168

Figura 3.3.205: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 168

Figura 3.3.206: Trave 1. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 169

Figura 3.3.207: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 169

Figura 3.3.208: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 169

Figura 3.3.209: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 169

Figura 3.3.210: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 170

Figura 3.3.211: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 170

Figura 3.3.212: Trave 2. Data-set di 72 h. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 170

Figura 3.3.213: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 170

Figura 3.3.214: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 171

Figura 3.3.215: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 171

Figura 3.3.216: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 171

Figura 3.3.217: Trave 1 data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 171

Figura 3.3.218: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 172

Figura 3.3.219: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 172

Figura 3.3.220: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 172

Figura 3.3.221: Trave 2. Data-set di 12 h: Set 1. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 172

Figura 3.3.222: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 173

Figura 3.3.223: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 173

Figura 3.3.224: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 173

Figura 3.3.225: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 173

Figura 3.3.226: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 174

Figura 3.3.227: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 174

Figura 3.3.228: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 174

Figura 3.3.229: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 174

Figura 3.3.230: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 175

Figura 3.3.231: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 175

Figura 3.3.232: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 175

Figura 3.3.233: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. ..175

Figura 3.3.234: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. ..176

Figura 3.3.235: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. ..176

Figura 3.3.236: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 176

Figura 3.3.237: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 176

Figura 3.3.238: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 177

Figura 3.3.239: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 177

Figura 3.3.240: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 177

Figura 3.3.241: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 177

Figura 3.3.242: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 178

Figura 3.3.243: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 178

Figura 3.3.244: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 178

Figura 3.3.245: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 178

Figura 3.3.246: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 179

Figura 3.3.247: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 179

Figura 3.3.248: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 179

Figura 3.3.249: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 179

Figura 3.3.250: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 180

Figura 3.3.251: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 180

Figura 3.3.252: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 180

Figura 3.3.253: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 180

Figura 3.3.254: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 1 PolyMAX vs frequenze corrette modo 1 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 181

Figura 3.3.255: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 2 PolyMAX vs frequenze corrette modo 2 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 181

Figura 3.3.256: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Frequenze corrette modo 3 PolyMAX vs frequenze corrette modo 3 cov-SSI. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 181

Figura 3.3.257: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 182

Figura 3.3.258: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 182

Figura 3.3.259: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti 182

Figura 3.3.260: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 183

Figura 3.3.261: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 183

Figura 3.3.262: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 183

Figura 3.3.263: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 183

Figura 3.3.264: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 184

Figura 3.3.265: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 184

Figura 3.3.266: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 184

Figura 3.3.267: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 184

Figura 3.3.268: Trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti 185

Figura 3.3.269: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 189

Figura 3.3.270: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 189

Figura 3.3.271: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 189

Figura 3.3.272: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 190

Figura 3.3.273: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 190

Figura 3.3.274: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 190

Figura 3.3.275: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 190

Figura 3.3.276: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 191

Figura 3.3.277: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 1 vs frequenze danneggiate modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti...............................195

Figura 3.3.278: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 2 vs frequenze danneggiate modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti...............................195

Figura 3.3.279: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 3 vs frequenze danneggiate modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti...............................195

Figura 3.3.280: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 1 vs frequenze danneggiate modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.............................196

Figura 3.3.281: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 2 vs frequenze danneggiate modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.............................196

Figura 3.3.282: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Frequenze nominali modo 3 vs frequenze danneggiate modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.............................196

Figura 3.3.283: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 196

Figura 3.3.284: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 197

Figura 3.3.285: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 197

Figura 3.3.286: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 197

Figura 3.3.287: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 197

Figura 3.3.288: Trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 198

Figura 3.3.289: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti...............................202

Figura 3.3.290: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti...............................202

Figura 3.3.291: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti...............................202

Figura 3.3.292: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 1 vs frequenze danneggiata modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.............................203

Figura 3.3.293: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 2 vs frequenze danneggiata modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.............................203

Figura 3.3.294: Trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Frequenza nominale modo 3 vs frequenze danneggiata modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti.............................203

Figura 3.3.295: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 203

Figura 3.3.296: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 204

Figura 3.3.297: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti. 204

Figura 3.3.298: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 1. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 204

Figura 3.3.299: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 2. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 204

Figura 3.3.300: Trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra frequenze nominali modo 3. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti. 205

Figura 4.1.1: Step 1, inviluppo massimi e minimi (verde) e media degli inviluppi (rosso). Figura ricavata da [10] 215

Figura 4.1.2: Step 2, valutazione funzione h_1 (blu) e confronto con i dati originali (rosso). Figura ricavata da [10] 215

Figura 4.1.3: Step 3, Procedere iterativamente fino a quando la funzione h_i non soddisfa i criteri di IMF. Figura estratta da [10]...216

Figura 4.1.4: Step 4, Arrestare il processo quando la funzione h_i soddisfa i criteri di IMF. Figura estratta da [10] 216

Figura 4.1.5: Esempio di EMD...217

Figura 4.1.6: Esempio di spettro di Hilbert. 218

Figura 4.2.1: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1 per un intervallo di 15 secondi. 219

Figura 4.2.2: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2 per un intervallo di 15 secondi. 219

Figura 4.2.3: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3 per un intervallo di 15 secondi. 219

Figura 4.2.4: Accelerometro 1 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert. 220

Figura 4.2.5: Accelerometro 2 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert. 220

Figura 4.2.6: Accelerometro 3 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert. 221

Figura 4.2.7: Accelerometro 4 trave 1, confronto tra gli spettri di Hilbert. 221
Figura 4.2.8: Accelerometro 1 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert. 222
Figura 4.2.9: Accelerometro 2 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert. 222
Figura 4.2.10: Accelerometro 3 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert. 223
Figura 4.2.11: Accelerometro 4 trave 2, confronto tra gli spettri di Hilbert. 223
Figura 4.2.12: Accelerometro 4 trave 1, HMS IMF 1 224
Figura 4.2.13: Accelerometro 4 trave 1, HMS IMF 2 224
Figura 4.2.14: Accelerometro 4 trave 1, HMS IMF 3 225
Figura 4.2.15: Accelerometro 4 trave 2, HMS IMF 1 225
Figura 4.2.16: Accelerometro 4 trave 2, HMS IMF 2 226
Figura 4.2.17: Accelerometro 4 trave 2, HMS IMF 3 226
Figura 4.2.18: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Condizioni nominali. 227
Figura 4.2.19: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 1% L/2. 227
Figura 4.2.20: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 3% a L/2. 227
Figura 4.2.21: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 3% b L/2. 228
Figura 4.2.22: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 1. Massa 5% L/10. 228
Figura 4.2.23: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Condizioni nominali. 228
Figura 4.2.24: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 1% L/2. 228
Figura 4.2.25: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 3% a L/2. 229
Figura 4.2.26: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 3% b L/2. 229
Figura 4.2.27: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 2. Massa 5% L/10. 229
Figura 4.2.28: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Condizioni nominali. 229
Figura 4.2.29: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 1% L/2. 230
Figura 4.2.30: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 3% a L/2. 230
Figura 4.2.31: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 3% b L/2. 230

Figura 4.2.32: Accelerometro 4 trave 1: frequenze istantanee grezze IMF 3. Massa 5% L/10. 230
Figura 4.2.33: Accelerometro 4 trave 1: confronto frequenze istantanee grezze IMF 1. 231
Figura 4.2.34: Accelerometro 4 trave 1: confronto frequenze istantanee grezze IMF 2. 231
Figura 4.2.35: Accelerometro 4 trave 1: confronto frequenze istantanee grezze IMF 3. 231
Figura 4.2.36: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Condizioni nominali. 232
Figura 4.2.37: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 1. 232
Figura 4.2.38: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 3 a. 232
Figura 4.2.39: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 3 b. 233
Figura 4.2.40: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 1. Set 5. 233
Figura 4.2.41: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Condizioni nominali. 233
Figura 4.2.42: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 1. 233
Figura 4.2.43: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 3 a. 234
Figura 4.2.44: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 3 b. 234
Figura 4.2.45: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Set 5. 234
Figura 4.2.46: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 2. Condizioni nominali. 234
Figura 4.2.47: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 1. 235
Figura 4.2.48: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 3 a. 235
Figura 4.2.49: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 3 b. 235
Figura 4.2.50: Accelerometro 4 trave 2: frequenze istantanee grezze IMF 3. Set 5. 235
Figura 4.2.51: Accelerometro 4 trave 2: confronto frequenze istantanee grezze IMF 1. 236
Figura 4.2.52: Accelerometro 4 trave 2: confronto frequenze istantanee grezze IMF 2. 236
Figura 4.2.53: Accelerometro 4 trave 2: confronto frequenze istantanee grezze IMF 3. 236
Figura 4.2.54: Frequenze istantanee identificate dalla IMF 1 (immagine superiore). Accelerogramma (immagine inferiore). 237
Figura 5.1.1: Schema di rete neurale artificiale. Figura estratta da [9]. 240
Figura 5.1.2: Funzione di attivazione Sigmoide. 241
Figura 5.1.3: Funzione di attivazione Tangente Iperbolica. 241
Figura 5.1.4: Funzione di attivazione ReLU. 241
Figura 5.1.5: Funzione di attivazione Lineare. 242
Figura 5.1.6: Architettura di una shallow autoencoder neural network. Figura estratta da [12]. 242
Figura 5.1.7: Architettura di una deep autoencoder neural network. 243
Figura 5.2.1: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 72 h: condizioni nominali. 245

Figura 5.2.2: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 1%. 246
Figura 5.2.3: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 3 % a. 246
Figura 5.2.4: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 3 % b. 246
Figura 5.2.5: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: massa 5 %. 246
Figura 5.2.6: Errore quadratico medio. Data set di 72 h: condizioni nominali. 247
Figura 5.2.7: Errore quadratico medio. Confronto tra condizioni nominali e massa 1%. 247
Figura 5.2.8: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 72 h: condizioni nominali. 248
Figura 5.2.9: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 1 248
Figura 5.2.10: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 3 a. 248
Figura 5.2.11: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 3 b. 248
Figura 5.2.12: Dato reale vs dato ricostruito. Data set di 12 h: set 5. 249
Figura 5.2.13: Errore quadratico medio. Data set di 72 h. 249
Figura 5.2.14: Errore quadratico medio. Confronto tra condizioni nominali e set 1.............249
Figura 5.3.1: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 72 h. 250
Figura 5.3.2: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 1%. 250
Figura 5.3.3: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 3% a. 251
Figura 5.3.4: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 3% b. 251
Figura 5.3.5: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: massa 5%. 251
Figura 5.3.6: Esempio di box-plot. 252
Figura 5.3.7: Accelerometro 1 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 252
Figura 5.3.8: Accelerometro 2 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 253
Figura 5.3.9: Accelerometro 3 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 253
Figura 5.3.10: Accelerometro 4 trave 1. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 253
Figura 5.3.11: Accelerometro 1 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 254
Figura 5.3.12: Accelerometro 2 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 254
Figura 5.3.13: Accelerometro 3 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 254
Figura 5.3.14: Accelerometro 4 trave 1. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 254
Figura 5.3.15: Accelerometro 1 trave 1. Valutazione errore rete neurale. 255
Figura 5.3.16: Accelerometro 2 trave 1. Valutazione errore rete neurale. 255
Figura 5.3.17: Accelerometro 3 trave 1. Valutazione errore rete neurale. 256
Figura 5.3.18: Accelerometro 4 trave 1. Valutazione errore rete neurale. 256

Figura 5.3.19: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 72 h. 257

Figura 5.3.20: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 1. 257

Figura 5.3.21: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 3 a. 257

Figura 5.3.22: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 3 b. 258

Figura 5.3.23: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 4. Data-set di 12 h: set 5. 258

Figura 5.3.24: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 258

Figura 5.3.25: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets, “set 3 a” non presente. 259

Figura 5.3.26: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 259

Figura 5.3.27: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets, “set 3 a” non presente. 259

Figura 5.3.28: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 260

Figura 5.3.29: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets, “set 3 a” non presente. 260

Figura 5.3.30: Accelerometro 4 trave 2. Confronto tra i box-plot dei differenti data-sets. 260

Figura 5.3.31: Accelerogramma reale vs accelerogramma ricostruito. Accelerometro 3, data-set di 12 h set 3 a. 261

Figura 5.3.32: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 261

Figura 5.3.33: Accelerometro 1 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets, “set 3 a” non presente. 261

Figura 5.3.34: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 262

Figura 5.3.35: Accelerometro 2 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets, “set 3 a” non presente. 262

Figura 5.3.36: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 262

Figura 5.3.37: Accelerometro 3 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets, “set 3 a” non presente. 262

Figura 5.3.38: Accelerometro 4 trave 2. Confronto tra gli errori dei differenti data-sets. 262

Figura 5.3.39: Accelerometro 1 trave 2. Valutazione errore rete neurale. 263

Figura 5.3.40: Accelerometro 2 trave 2. Valutazione errore rete neurale. 263

Figura 5.3.41: Accelerometro 3 trave 2. Valutazione errore rete neurale. 264

Figura 5.3.42: Accelerometro 4 trave 2. Valutazione errore rete neurale. 264

Indice delle Tabelle

Tabella 2.6.1:Parametri per la determinazione delle frequenze. Trave incastro-incastro. 36

Tabella 2.6.2:Confronto tra le frequenze teoriche con diverse condizioni vincolari. 36

Tabella 3.2.1: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 72 h. 66

Tabella3.2.2: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 1%. 66

Tabella3.2.3: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 3% a. 67

Tabella3.2.4: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 3% b. 67

Tabella3.2.5: Confronto parametri regressioni al variare dell'intervallo di discretizzazione. Data-set di 12 h: massa 5%. 67

Tabella 3.3.1: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura 112

Tabella 3.3.2: Parametri regressioni lineari trave 2. Data set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura 112

Tabella 3.3.3: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale 113

Tabella 3.3.4: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 72 h. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale 113

Tabella 3.3.5: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura 113

Tabella 3.3.6: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale 114

Tabella 3.3.7: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura 114

Tabella 3.3.8: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale 114

Tabella 3.3.9: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura 115

Tabella 3.3.10: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale 115

Tabella 3.3.11: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura 115

Tabella 3.3.12: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale 116

Tabella 3.3.13: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura 116

Tabella 3.3.14: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale 116

Tabella 3.3.15: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura........117

Tabella 3.3.16: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale........117

Tabella 3.3.17: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura........117

Tabella 3.3.18: Parametri regressioni lineari trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale........118

Tabella 3.3.19: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Correlazione tra frequenze identificate e temperatura........118

Tabella 3.3.20: Parametri regressioni lineari trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Correlazione tra frequenze identificate e forza assiale........118

Tabella 3.3.21: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti........132

Tabella 3.3.22: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti........132

Tabella 3.3.23: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti........132

Tabella 3.3.24: Trave 1, confronto tra frequenza nominale e frequenza danneggiata, correzione con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti........133

Tabella 3.3.25: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti........133

Tabella 3.3.26: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 5 minuti........133

Tabella 3.3.27: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con temperatura. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti........133

Tabella 3.3.28: Trave 2, confronto tra frequenze nominali corrette con forza assiale. Discretizzazione data-set in intervalli di 10 minuti........134

Tabella 3.3.29:Frequenze ottenute dall'applicazione dell'algoritmo cov-SSI........137

Tabella 3.3.30:Frequenze ottenute dall'applicazione dell'algoritmo PolyMAX........138

Tabella 3.3.31: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti........185

Tabella 3.3.32: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti........185

Tabella 3.3.33: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti........185

Tabella 3.3.34: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti........186

Tabella 3.3.35: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 186

Tabella 3.3.36: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 186

Tabella 3.3.37: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 186

Tabella 3.3.38: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 187

Tabella 3.3.39: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 187

Tabella 3.3.40: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 187

Tabella 3.3.41: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 187

Tabella 3.3.42: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 1%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 188

Tabella 3.3.43: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 188

Tabella 3.3.44: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 188

Tabella 3.3.45: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 188

Tabella 3.3.46: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 1. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 189

Tabella 3.3.47: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 191

Tabella 3.3.48: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 191

Tabella 3.3.49: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 191

Tabella 3.3.50: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 192

Tabella 3.3.51: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 192

Tabella 3.3.52: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 192

Tabella 3.3.53: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 192

Tabella 3.3.54: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 193

Tabella 3.3.55: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 193

Tabella 3.3.56: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 193

Tabella 3.3.57: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 193

Tabella 3.3.58: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% a. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 194

Tabella 3.3.59: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 194

Tabella 3.3.60: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 194

Tabella 3.3.61: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 194

Tabella 3.3.62: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 a. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 195

Tabella 3.3.63: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 198

Tabella 3.3.64: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 198

Tabella 3.3.65: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 198

Tabella 3.3.66: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 199

Tabella 3.3.67: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 199

Tabella 3.3.68: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 199

Tabella 3.3.69: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 199

Tabella 3.3.70: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 200

Tabella 3.3.71: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 200

Tabella 3.3.72: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 200

Tabella 3.3.73: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 200

Tabella 3.3.74: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 3% b. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 201

Tabella 3.3.75: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 201

Tabella 3.3.76: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 201

Tabella 3.3.77: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 201

Tabella 3.3.78: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 3 b. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 202

Tabella 3.3.79: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 205

Tabella 3.3.80: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 205

Tabella 3.3.81: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 205

Tabella 3.3.82: cov-SSI trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 206

Tabella 3.3.83: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 206

Tabella 3.3.84: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 206

Tabella 3.3.85: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 206

Tabella 3.3.86: cov-SSI trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 207

Tabella 3.3.87: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 207

Tabella 3.3.88: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 207

Tabella 3.3.89: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 207

Tabella 3.3.90: PolyMax trave 1. Data-set di 12 h: massa 5%. Confronto tra frequenza nominale e frequenza con danneggiamento, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 208

Tabella 3.3.91: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 208

Tabella 3.3.92: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 208

Tabella 3.3.93: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 208

Tabella 3.3.94: PolyMAX trave 2. Data-set di 12 h: set 5. Confronto tra le frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 209

Tabella 3.3.95: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 209

Tabella 3.3.96: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 209

Tabella 3.3.97: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 209

Tabella 3.3.98: Trave 1: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 210

Tabella 3.3.99: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 210

Tabella 3.3.100: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso forza assiale. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 210

Tabella 3.3.101: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 5 minuti. 210

Tabella 3.3.102: Trave 2: variazione frequenze rispetto alle frequenze nominali, correzione attraverso temperatura. Data-set discretizzato in intervalli di 10 minuti. 211

Bibliografia

[1] HuaPeng Chem. YiQing Ni. “Structural Health Monitoring of Large Civil Engineering Structures”. In: Wiley (2018).
[2] Tom Irvine. “Natural frequencies of beam subjected to a uniform axial load”. (2011)
[3] Juan Valle, Daniel Fernandez, Jordi Madrenas. “Closed-form equation for natural frequencies of beams under full range of axial loads modeled with a spring-mass system”. In: International Journal of Mechanical Sciences (2019) pp. 380-390.
[4] Bokaiant. “Natural Frequencies of beam under tensile axial load”. In: Journal of Sound and Vibration (1990) pp. 481-498.
[5] Carlo Ranieri, Giovanni Fabbrocino. “Operational Modal Analysis of Civil Engineering Structures”. In: Springer (2014).
[6] D. J. Ewins. “Modal Testing: Theory, Practice and Application”. In: Research Studies Press LTD.
[7] Bart Peeters, Jan Leuridan, Herman Van der Auweraer. “PolyMAX modal parameter estimation: challenging automotive and aerospace applications”. In: ResearchGate” (2004).
[8] Bart Peeters, Herman Van der Auweraer. “PolyMAX: a revolution in operational modal analysis”. In: ResearchGate” (2005).
[9] Charles R.Farrar, Keith Worden. “Structural Health Monitoring. A Machine Learning Perspective”. In: Wiley (2012).
[10] Norden E Huang, Samuel S P Shen. “Hilber-Huang Transform and Its Applications”. In: Interdisciplinary Mathematical Sciences-Vol.16 (2013).
[11] Bo Chen, Sheng-lin Zhao, Peng-yun Li. “Application of Hilbert-Huang Transform in structural Healt Monitoring: A State-of-the-Art Review”. In: Hindawi (2014).
[12] Shao Haidong, Jiang Hongkai, Zhao Huiwei, Wan Fuan. “A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis”. In: Mechanical System and Signal Processing (2017).
[13] Erik Marchi, Fabio Vesperini, Stefano Squartini, Bjorn Schuller. “Deep Recurrent Neural Network-based Autoencoders for Acoustic Novelty Detection”. In: Machine Intelligence & Signal Processing group.
[14] Bruno A. Olshausen, David J. Fiel. “Sparse Coding with an Overcomplete Basis Set: A Strategy Employed by V1?”. In: Pergamon (1996).
[15] Elhocine Boutellaa. “Detecting Falls with Recurrent Autoencoders and Body Acceleration Data”. In: ResearchGata (2019).
[16] MATLAB Documentation.

RINGRAZIAMENTI

Giunto alla conclusione di questo percorso, sento il dovere di ringraziare tutti coloro che mi hanno aiutato e sostenuto in questi anni.

Vorrei ringraziare il Professore Gabriele Bertagnoli e il Professore Alfredo Cigada, per i preziosi consigli e insegnamenti che mi hanno portato alla stesura di questo lavoro di tesi.

Il ringraziamento più grande va ai miei genitori, che mi hanno sempre supportato e seppur a chilometri di distanza mi hanno sempre aiutato nei momenti difficili.

I miei colleghi: Thomas, Daniele, Antonino, Luigi e Mattia, che hanno condiviso con me buona parte di questo percorso formativo, condividendo momenti felici e meno felici. Un ringraziamento particolare va a Daniele, che con la sua contagiosa allegria è riuscito a strapparmi un sorriso anche nelle situazioni più difficili.

I miei più cari amici: Salvo, Carmelo, Adriano e Carmelo. Per aver creduto sempre in me e per avermi sostenuto e avermi fatto sentire la loro vicinanza nonostante la distanza che ci divide.

Silvia, che grazie al suo sorriso contagioso riesce a trasmettere il buonumore anche nei giorni più difficili. Per aver sopportato le mie lamentele durante le giornate più in ombra, per aver portato un raggio di luce in queste giornate.

Il mio coinquilino che in questi anni mi ha sopportato e supportato. Per aver trasformato ogni momento trascorso a casa un momento divertente, soprattutto durante il periodo della pandemia.

Per ultimo, ma non meno importante Salvo Campisi, il mio maestro di vita e l'esempio a cui sempre faccio riferimento.

Grazie a tutti voi.