

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale

in Ingegneria Energetica e Nucleare

Tesi di Laurea Magistrale

Le soluzioni digital IoT integrate nel mondo dell'efficienza energetica



RELATORE:

PROF. SALVATORE MANCO'

CORRELATRICE:

DOTT.SSA LORENA DATTIS

TESI DI LAUREA DI:

DANIELE SAJEVA

ANNO ACCADEMICO 2017 - 2018

INDICE

Ringraziamenti	5
1. Introduzione	6
1.1 La funzionalità del dato	7
1.2 Information & Communication Technologies	8
1.2.1 Prospettive IoT nel mondo Energy	9
2. IoT - Internet Of Things	10
2.1 Immagazzinamento del dato	10
2.2 Big Data e tipologie di “intelligenze artificiali”	11
3. Digital Energy: la nuova era della gestione dei sistemi energetici	13
3.1.1 Raccolta dati	13
3.1.2 Gestione dei dati	14
3.1.3 Funzionalità dei dati	15
4. Soluzioni “Digital Energy”	17
4.1 Smart Grid & Smart Energy	17
4.1.1 Benefici tangibili e intangibili	19
4.2 Smart Manufacturing	20
4.2.1 Analisi dei benefici ottenibili dall’adozione delle soluzioni digital nella Smart Manifacuring	21
4.2.2 I benefici tangibili	22
4.2.3 I benefici intangibili	23
4.3 Le Architetture Digital per lo Smart Manufacturing	23
4.3.1 Architettura Basic	24
4.3.2 Architettura Intermediate	25
4.3.3 Architettura Advanced	26
4.3.4 Confronto tra le varie Architetture	27
5. Progetto Sistema Supervisione Energetica	28

5.1	Dati Generali.....	28
5.2	Metodo World Class Manufacturing (WCM).....	28
5.3	Sistema di gestione energetica mediante utilizzo di IoT	30
5.4	Descrizione del processo dello stabilimento.....	31
5.4.1	Pretrattamento (Bonder).....	33
5.4.2	Cataforesi	33
5.4.3	Sigillatura ed insonorizzazione	34
5.4.4	Spruzzatura mano di fondo riempitivo.....	34
5.4.5	Smalto	34
5.4.6	Post Combustore	35
5.5	Metodologia di elaborazione dei dati.....	35
5.5.1	Regola di Attribuzione Dei Consumi.....	36
5.5.2	Definizione perdite.....	36
6.	Ottimizzazione Aggiornamento Baseline con metodi di Machine Learning	38
6.1	Introduzione	38
6.2	Baseline per il periodo produttivo (PP)	40
6.3	Definizione del periodo stabile	41
6.4	Lo sviluppo matematico e le sue potenzialità.....	43
6.4.1	Confronto GDA con metodo analitico (“Normal Equation”)	48
6.5	Validazione modello per il Periodo Produttivo (PP)	49
6.5.1	Risultati PP.....	52
6.5.2	Analisi BL con aggregazione di dati settimanali	58
6.5.3	Metodo per validazione finale del periodo di setup	60
6.5.4	Analisi BL per vettori stagionali	61
6.6	Validazione per il Periodo Non Produttivo (PNP)	64
6.6.1	Predizione Baseline Gennaio 2018	65

6.6.2	Baseline Febbraio 2018 con i dati di Gennaio 2018 e Dicembre 2017.	67
6.6.3	Confronto calcolo baseline Aprile 2018 con 1 o 2 mesi di storico dati	69
6.7	Regole di implementazione	73
6.8	Validazione BL generate mediante analisi sul campo	74
7.	CONCLUSIONI.....	76
8.	INDICE FIGURE.....	78
9.	.INDICE TABELLE	79
10.	Bibliografia	80

Ringraziamenti

In queste righe intendo ringraziare tutte le persone che mi sono state vicine e che mi hanno sostenuto per raggiungere questo ambizioso traguardo.

Un ringraziamento speciale alla mia famiglia, in particolare a mia madre, mio padre e le mie nonne: è grazie a loro sostegno e al loro incoraggiamento se oggi sono riuscito a raggiungere questo traguardo.

Vorrei ringraziare il Prof. Salvatore Mancò, relatore di questa tesi e fonte inesauribile di conoscenza. Oltre ad avermi guidato nella stesura di questo lavoro, mi ha trasmesso la passione e l'entusiasmo necessari affinché la tesi prendesse forma giorno dopo giorno.

Un sentito ringraziamento va all'azienda Engineering Ingegneria Informatica S.p.A. e ai miei correlatori Lorena Dattis, Felix Contin e Andrea Brizzi che mi hanno fornito gli strumenti, le idee e la loro pazienza per portare a compimento questo progetto.

Ringrazio inoltre tutti i miei amici, in particolare:

Roberto, Giuseppe, Fabio, Alessandro, Gianluca, Giuliano, Vincenzo, Alessandro, Nino, Daniele L'Omino, Peppe Turco, Federico, Il Leone, Amedeo per avermi sostenuto durante tutti questi anni.

Infine ringrazio la mia fidanzata Sabrina per la forza che mi ha saputo dare e per essermi stata vicina per tutto l'arco del mio percorso universitario.

Grazie a tutti.

1. Introduzione

Nel corso della storia industriale, dopo l'introduzione della macchina a vapore, dell'elettricità e dell'informatica, si prospetta, secondo i ricercatori e gli studiosi, un futuro in cui la produzione industriale sarà completamente automatizzata e connessa.

Termini come Industria 4.0, Smart Grid & Energy, Smart Buildings, Smart manufacturing, Internet of Things sono ormai identificativi del nuovo fenomeno della quarta rivoluzione industriale, che vede come obiettivo la capacità di mettere in collegamento, in tempo reale, uomini, macchine e oggetti.

In questo ambiente la possibilità di una comunicazione fluida e costante permetterà un miglioramento della competitività, in quanto si avranno informazioni tempestive dal mercato, su ciò che deve esser prodotto.

Al tempo stesso, questa interconnessione renderà più facile, sul campo, la coordinazione delle attività, permettendo una gestione più veloce di situazioni impreviste e malfunzionamenti.

Questa è la sfida che oggi l'Italia deve saper cogliere per rafforzare la sua competitività sul piano internazionale, aumentando il ritmo di crescita e il livello di produttività, che sono stati piuttosto bassi negli ultimi anni, vista la crisi economica attraversata.

Il fine di questo elaborato finale è quello di affrontare il tema di questa nuova rivoluzione industriale a partire dalle conseguenze di questa evoluzione analizzando sia gli aspetti tecnici che funzionali che stanno rivoluzionando il panorama internazionale della tecnologia e delle imprese.

Di queste si descriveranno le loro caratteristiche, le loro potenzialità e alcune modalità di utilizzo, in particolare verrà anche approfondita un'applicazione in ambito industriale nel settore Automotive sviluppata dal gruppo Engineering Ingegneria Informatica S.p.A. e per la quale ho avuto l'opportunità di partecipare alla fase di sviluppo e di rilascio in produzione.

1.1 La funzionalità del dato

Ad assumere un ruolo primario, poiché sta alla base di qualsiasi operazione, è il dato. È passato dall'essere una semplice informazione nata e morta in un piccolo sistema locale, a diventare uno strumento che crea valore. È attraverso i dati, infatti, che si determina la potenza di calcolo delle macchine e si muove l'economia di oggi e del futuro.

Vi sono altri 3 fattori di grande importanza per questa rivoluzione:

1. Analytics - sono tutte quelle operazioni di analisi svolte dopo la raccolta dei dati
2. Rapporto-interazione uomo-macchina - si intendono quelle modalità con cui l'uomo può interfacciarsi con una macchina: i diversi linguaggi di programmazione, determinati strumenti e interfacce (HMI)
3. La manifattura - definita anche come il ponte tra il digitale e il reale. Una volta raccolti i dati, processati e resi strumento 'utilizzabile', l'ultimo passaggio è trovare gli strumenti per produrre i beni

Il fattore comune è appunto la comunicazione, o meglio, l'interconnessione tra più elementi di un sistema.

1.2 Information & Communication Technologies

Un elemento altamente rilevante è quello dell'interconnessione e dello “scambio” di informazioni tra i vari dispositivi e cloud presenti.

Per chi ha voglia di entrare in questa nuova dimensione tecnologica deve quindi servirsi di questi innovativi metodi di comunicazione e delle infrastrutture necessarie a supportare questa “rivoluzione”.

Le tecnologie ‘abilitanti’ possono essere divise in base agli ambiti applicativi in due grandissimi gruppi.

Il primo gruppo riguarda quell'insieme di tecnologie e servizi più vicini all'IT (Information Technology) come:

1. Cloud - gestione di elevate quantità di dati su server esterni, rendendo l'informazione reperibile a chiunque ne posseda l'autorizzazione;
2. Big Data - analisi di un'ampia quantità di dati al fine di ottimizzare i prodotti e processi produttivi;
3. Cyber-security - sicurezza durante lo svolgimento delle operazioni sulla rete e su sistemi aperti.

Le tecnologie del secondo gruppo, invece, sono più vicine al livello operativo e sono:

1. Augmented reality - la realtà aumentata può trovare applicazione in qualsiasi settore. In quello industriale, per esempio, funge da supporto per i processi produttivi nonché di manutenzione;
2. Advanced HMI - le interfacce uomo-macchina sono quei dispositivi (display) che permettono all'uomo di interagire con la macchina o con il sistema in genere;
3. Additive manufacturing - riguarda tutta la produzione di manufatti svolta mediante l'uso della stampante 3D.

1.2.1 Prospettive IoT nel mondo Energy

Si verrà a creare quindi un ambiente in cui i processi saranno completamente automatizzati poiché, supportati da un apposito sistema di comunicazione, saranno in grado di scambiare i dati con altri sistemi, monitorarsi e agire di conseguenza. Verrà così a diffondersi la presenza di macchine e strumentazioni intelligenti che apporteranno più efficienza nei rispettivi ambiti applicativi.

Nel campo dell'”Energy & Utilities” ormai da tempo ci si imbatte nel termine “Digital Energy”, ovvero l'utilizzo di queste tecnologie per monitorare e controllare i consumi dei vari vettori energetici in modo più efficiente ed automatizzato.

L'uso di tecnologie digitali sempre più avanzate è già per alcune aziende ben consolidato in tutte le fasi, dalla produzione alla vendita.

Parlare però di Digital Energy significa anche parlare di architetture complesse, che oltre ai sistemi hardware e software per il monitoraggio e il controllo, comprendono anche complessi sistemi di trasmissione dei dati e sistemi intelligenti che svolgano azioni tali da elaborarli ed estrarre le informazioni necessarie.

Queste architetture sono definite complesse e distribuite, poiché i dati sono sempre più nel cloud e non più solo a bordo macchina.

Gli strumenti con cui vengono elaborati sono detti strumenti di Big Data Analytics.

2. IoT - Internet Of Things

Gli apparati fisici che permettono la “digital transformation” sono dei prodotti che sono tra loro interconnessi e che offrono nuove funzionalità.

Un appellativo con cui vengono comunemente chiamati è “IoT” (Internet of Things).

È fondamentale osservare che l’importante novità non è la mera connettività dei vari oggetti, ma la potenzialità che questa connessione consente di sviluppare.

I prodotti tradizionali ormai sono in grado di possedere nuove funzionalità con cui possono interagire direttamente o indirettamente con altri oggetti o con l’uomo.

Gli apparati fisici vengono di solito installati a bordo macchina oppure sono già integrati nei macchinari stessi (impianti di ultima generazione).

Una volta avuto il dato, questo viene raccolto tramite sistemi di interfaccia SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) o PLC (Programmable Logic Controller).

Dopodichè nasce la necessità di implementare tecnologie tali che consentano la trasmissione dei dati fino alla piattaforma di immagazzinamento e la comunicazione tra i vari dispositivi digitali.

2.1 Immagazzinamento del dato

I dati possono essere raccolti in due diversi tipi di piattaforme di immagazzinamento:

1. Piattaforme di immagazzinamento locale (es. software e server aziendali);
2. Cloud Storage, modello di conservazione dati su computer in rete dove i dati stessi sono memorizzati su molteplici server virtuali generalmente ospitati presso strutture di terze parti o su server dedicati.

Le soluzioni Cloud sono tra le più importanti che hanno portato la “digital transformation” ad assumere un ruolo fondamentale nel panorama dell’industria 4.0.

Queste unità di immagazzinamento dati sono già molto diffuse in svariati ambiti, partendo dal domestico fino ad arrivare ad applicazione di nostro interesse come quelle dei contesti aziendali/imprenditoriali.

Grazie a questa interconnessione e condivisione di informazioni è possibile consultare lo storico dati dell'impianto, il monitoraggio degli asset in real time, con eventuali segnalazioni o alert nel caso in cui si venissero a verificare anomalie o malfunzionamenti.

Questo permetterà ai prodotti di avere una propria automazione che con azioni di retroazione gli permetterà di aggiustare/modificare parametri e variabili in modo tale da permettere una efficienza ottimale, sia dal punto di vista produttivo che energetico.

2.2 Big Data e tipologie di “intelligenze artificiali”

Un tema molto importante per questo campo è decifrare e gestire tutta questa grande mole di dati. Con il nome “Big Data” si intendono l'insieme delle tecnologie e delle metodologie di analisi di dati massivi.

Il termine indica la capacità di estrapolare, analizzare e mettere in relazione un'enorme mole di dati eterogenei, strutturati e non strutturati, per scoprire i legami tra fenomeni diversi e prevedere quelli futuri.

Big data rappresenta anche l'interrelazione di dati provenienti potenzialmente da fonti eterogenee, quindi non soltanto i dati strutturati, come i database, ma anche non strutturati, come immagini, email, dati GPS, informazioni prese dai social network.

Con i big data la mole dei dati è dell'ordine degli zettabyte, ovvero miliardi di terabyte. Quindi si richiede una potenza di calcolo parallelo e massivo con strumenti dedicati eseguiti su decine, centinaia o anche migliaia di server.

Da questo punto nascono diverse problematiche dovute alla necessità di una grande potenza di trasmissione e immagazzinamento, dalle quali possono nascere evidenti inefficienze.

A questo proposito è di fondamentale importanza focalizzarmi sul tema del “posizionamento dell’intelligenza”.

Le alternative possono essere di due tipi:

1. Intelligenza bottom: gli strumenti per l’analisi dei dati sono posti alla fine del processo, quindi l’apparato non è in grado di fornire una prima rielaborazione dei dati ma ha il solo scopo di raccogliere le informazioni.
2. Intelligenza edge: in questo caso l’elaborazione del dato ha una prima fase di scrematura che consente una “pulizia” del dato prima di essere trasmesso e immagazzinato, riducendo sensibilmente il carico negli apparati fisici come hardware, server e cavi di trasmissione.

In questo modo le attività svolte dalle Analytics saranno più rapide e veloci.

3. Digital Energy: la nuova era della gestione dei sistemi energetici

In questo capitolo si intende definire il concetto di Digital Energy e i suoi diversi perimetri applicativi che sono stati oggetto di esame.

Inoltre si intende mappare tutte le tecnologie introdotte da questo nuovo panorama ed analizzare il loro stato di maturità e la diversa adattabilità in molteplici campi.

L'uso di tecnologie digitali sempre più avanzate sta diventando sempre più profondo lungo la filiera energetica interessando non solo le fasi di produzione, ma anche quelle di vendita.

Il potenziale di queste tecnologie è infinito, infatti parlare dell'utilizzo solo per questioni di controllo e monitoraggio è abbastanza riduttivo.

Queste architetture complesse possono essere riassunte in tre principali ambienti: raccolta dati, gestione dei dati, valorizzazione dei dati.

3.1.1 Raccolta dati

Questa operazione viene seguita da strumenti “interconnessi” presenti a bordo macchina. Questi ultimi sono chiamati con il termine precedentemente espresso “IoT”, ed hanno l'abilità di poter interagire con altri oggetti o con l'uomo. I dispositivi possono essere installati “ex novo” oppure esistono diverse tecnologie che permettono di integrare i dispositivi già esistenti ed integrati allo scopo di migliorarne le performance.

Tra di questi apparati fanno parte hardware (sensori, contatori, processori) e software (sistemi operativi che consentono l'interazione e l'interfaccia fra utente e componenti di controllo).

Mediante elementi come microprocessori si è arrivata ad una miniaturizzazione di questi componenti che ha portato ad una riduzione totale dei costi rendendo la tecnologia molto competitiva ed abbordabile da parte dei clienti.

3.1.2 Gestione dei dati

Una volta che il dato viene raccolto vi è la necessità di implementare una linea di trasmissione che lo porti fino alla piattaforma di utilizzo. Vi sono diversi tipi di soluzione in base alla forma di scambio di informazioni tra prodotto e ambiente operativo.

One-to-one: vi è una e una sola relazione tra prodotto-utilizzatore.

One-to-many: vi è un sistema centrale che è connesso simultaneamente con più prodotti.

Many-to-many: tipico della struttura “blockchain”, è un sistema nel quale vi sono una moltitudine di prodotti collegati tra loro che possono attingere anche a fonti di dati esterne.

Fisicamente invece lo scambio dei dati può avvenire tramite reti cablate oppure senza fili (wireless).

Il primo sistema è di solito il più usato poiché consente di sfruttare la maggior parte delle volte un’infrastruttura già presente, pur avendo una ridotta flessibilità. Uno dei vantaggi più significativi è quello che questa tipologia di rete è resistente alle interferenze.

Il secondo sistema invece può prevedere una moltitudine di soluzioni. Tra le principali sono:

- Power Line Communication: trasmissione del segnale mediante modulazione del segnale elettrico.
- Personal Communication: raggruppa standard per la comunicazione in reti a corto raggio (PAN).
- Reti Cellulare & Satellitari.
- Reti Mesh Low-Power: Reti auto-configuranti formate da nodi low-power.
- Wi-Fi & Wireless.

3.1.3 Funzionalità dei dati

Come già riportato precedentemente, le informazioni raccolte possono essere esclusivamente utilizzate per il monitoraggio di un servizio/macchinario oppure possono essere gestite in modo tale da permettere anche una notevole autonomia al prodotto stesso.

Le attività prevalenti possono essere riassunte in tre macro gruppi:

- **Monitoring & Targeting:** raccolta di dati che vengono interfacciati all'utente tramite sistemi SCADA attraverso un HMI (human-machine interface). Sono inoltre utilizzati per controllare i consumi o condizioni di malfunzionamenti.
- **Analisi Predittiva:** attraverso una buona analisi dei dati e appositi algoritmi, la grande mole di dati può essere utilizzata per anticipare eventuali malfunzionamenti e fare una diagnosi real-time del prodotto. Questa soluzione è molto richiesta dal mercato perché diminuisce i periodi di fermo dei macchinari e le spese di manutenzione ordinaria. Strumenti del genere possono essere degli elementi “attivi” o semplicemente “passivi”.

Gli elementi “attivi” possono agire (quando possibile) direttamente sulla macchina per ottimizzare le performance e ridurre ad esempio tempi di stand-by o eventuali sovra consumi. E' uno strumento essenziale sia a livello tecnico che strategico.

Mediante questo tipo di analisi quindi si possono ottenere linee di tendenza e informazioni statistiche a partire dai dati presenti nei Data Base. Viene creato un modello complesso che consente la simulazione di differenti situazioni al variare delle variabili prese in considerazione.

- **Automazione:** attraverso nuovi algoritmi implementati con modelli di Machine Learning, il prodotto può operare in maniera automatizzata, segnalando e correggendo comportamenti scorretti al fine di ottenere una minore probabilità di guasto e un monitoraggio ancora più affidabile.



1. Schema apparati fisici e tecnologie abilitanti Digital Energy

4. Soluzioni “Digital Energy”

L’Internet of Things non solo sta apportando e creando nuove opportunità di business per le aziende operanti nel settore informatico e dell’informazione, ma sta anche cambiando la mentalità dell’ottenimento del risparmio energetico.

Sempre più aziende stanno sposando i progetti legati all’efficientamento energetico con tecnologie legate ad applicazioni IT.

Come riporta un’analisi condotta da SeaSide, società italiana che opera nel settore della efficienza energetica, è possibile ridurre mediante soluzione digital più del 30% delle quantità di energia utilizzata.

Gli ambiti principali dove si sono conseguite più ricerche e interesse da parte delle aziende in ambito IoT sono principalmente tre: “Smart Energy & Grid”, “Smart Manufacturing” e “Smart Building”.

4.1 Smart Grid & Smart Energy

La continua crescita della generazione distribuita e di tipo rinnovabile ha portato a profondi cambiamenti nella rete e nel modo di pensare l’attuale dispacciamento e trasporto dell’energia.

L’introduzione di questo nuovo modello di generazione richiede una “intelligenza” maggiore rispetto ai modelli precedenti perché la rete non deve essere solo un elemento passivo, ma attivo e intelligente in modo tale da modulare con alta frequenza la produzione, trasmissione e distribuzione dell’energia.

Uno dei problemi più rilevanti al momento sono quelli della gestione dei flussi di energia “bidirezionale” e di regolamentare in modo univoco gli scambi tra i “producers” e i “consumers”.

Attraverso una tecnologia basata sul tipo “BlockChain”, come quella utilizzata per lo scambio di BitCoin, si può pensare di comprare e vendere elettricità attraverso scambi intrinsecamente sicuri e tutto questo senza il bisogno della presenza di un intermediario.

Al giorno d'oggi, i diversi protafonisti (produttori, trasportatori, distributori) effettuano le transazioni in modo sequenziale; il consumatore è l'ultimo anello della catena senza alcuna possibilità di far sentire la propria voce.

La tecnologia blockchain consentirebbe invece di mettere direttamente in contatto il produttore con il consumatore e di gestire in un modo totalmente nuovo il flusso di distribuzione dell'energia: l'implementazione all'interno della blockchain di smart contract consentirebbe di iniziare o interrompere l'erogazione di energia in base alle regole definite nel contratto digitale. L'energia prodotta in eccesso potrebbe essere resa facilmente e immediatamente disponibile quando necessario.

Inoltre le transazioni saranno tracciate automaticamente dal sistema in modo preciso ed affidabile. Questa sarebbe una vera e propria rivoluzione che porterebbe ad una vera rivoluzione nel campo energetico.

A causa quindi di una minore domanda da parte degli utenti, le grandi centrali potrebbero via via ridursi sia di numero che di potenza installata, poiché il carico energetico sarebbe ricoperto dalle varie generazioni distribuite.

Questo potrebbe inoltre essere integrato con dei futuri sistemi di "accumulo elettrico" molto più efficienti ed economicamente competitivi rispetto quelli di adesso. Questo permetterebbe alla rete maggiore flessibilità della domanda e affidamento.

Inoltre anche la rete intera di trasmissione in AT potrebbe subire grossi cambiamenti. Mediante una diminuzione delle quantità di energia trasportate, si potrebbe pensare ad un abbandono graduale nel tempo di "grandi dorsali" di trasmissione elettrica preferendo un aumento delle linee in BT/MT che consentirebbero un miglioramento dell'efficienza del parco elettrico italiano poiché diminuirebbero le perdite per effetto Joule per effetto "corona".

Infine dal punto di vista della regolamentazione non si potrebbe fare a meno di un ente, come l'AEEG, che si occupi della regolazione e controllo di tali flussi.

4.1.1 Benefici tangibili e intangibili

Assumendo come riferimento il produttore di energia, i benefici che si possono ottenere sono classificabili in tre settori: predizione della produzione, miglioramento della flessibilità dell'intero sistema e miglioramento dell'asset management.

Di seguito verranno elencati alcuni tra i più importanti benefici che si possono ottenere in modo tangibile e nel più breve periodo.

- Data l'elevata aleatorietà delle fonti rinnovabili, questi sistemi possono integrare modelli predittivi integrando dati storici con informazioni inerenti alle variabili meteorologiche e sviluppare dei trend statistici per ottimizzare la produzione e controllare in modo più efficiente il dispacciamento senza creare problemi di sovraccarico alla rete.
- Attraverso una visione molto dettagliata delle prestazioni dei singoli apparati (es. Turbine eoliche, pannelli fotovoltaici, impianti geotermici, pannelli solari) con dati ottenuti da misuratori in loco, è possibile monitorare l'efficienza e migliorare di conseguenza la regolazione per avere una produzione più efficiente possibile.
- Avendo in real-time i dati di energia immessa istantaneamente in rete dai vari apparati, è possibile ottimizzare il sistema di dispacciamento dando priorità alle fonti di energia rinnovabili e agli impianti con maggiori performance, in modo tale da incentivare tutto il parco nazionale ad un aumento di efficienza totale.

Inoltre è possibile ridurre i costi di manutenzione e di conduzione (downtime).

Tuttavia vi sono degli ulteriori aspetti che non sono utilizzati nelle valutazioni economiche e vengono definiti come benefici intangibili, ossia quelli che sono collegabili al medio-lungo termine.

Tra questi, per il settore delle Smart Grid, vi sono:

- Miglioramento della strategia di mercato grazie alla prospettiva e alla simulazione di produzione di energia dei vari impianti, grazie al quale è possibile organizzare aste di mercato mirate e interagire in maniera più efficiente col servizio di dispacciamento.
- Valorizzazione dei dati mediante la vendita o la condivisione con società terze, fornitori di tecnologie e pubblico dominio.
- Ottimizzazione nel reperire le materie prime evitando acquisti eccessivi o per difetto. I beneficiari principali sarebbero chiaramente i produttori di energia da fonti convenzionali.

Chiaramente la “mole” di benefici ottenibili è direttamente proporzionale all’investimento.

Investendo su un architettura di tipo “light”, ovvero con l’implementazione di software che si limitano alle funzioni di monitoraggio, il beneficio ottenibile è chiaramente minore rispetto ad una di tipo “heavy”, dove viene implementata una rete capillare di apparati fisici a bordo delle singole macchine e attraverso a strumenti di Advanced Data Analytics è possibile un’ottimizzazione in tempo reale della produzione.

4.2 Smart Manufacturing

In ambito industriale, sia nelle piccole/medie imprese che nelle grandi aziende, si sta assistendo a una “digital trasformation” sempre più evidente.

Grazie all’introduzione delle tecnologie descritte precedentemente, le aziende hanno accesso a una grande mole di dati che interpretati, forniscono nuove opportunità di sviluppo e business.

Da qualche anno anche lo Stato sta investendo prepotentemente in questa trasformazione. Ad esempio con il Piano Industria 4.0, avviato nel Settembre 2016 con un budget messo a disposizione di circa 13 mld di euro tra il 2017 e il 2020, ha proprio lo scopo di incentivare la trasformazione tecnologica delle imprese manifatturiere, rendendole sempre più competitive con i mercati esteri.

Queste nuove tecnologie avranno sicuramente un grande impatto in almeno quattro ambienti:

1. Raccolta dati: dalla necessità di utilizzare una grande mole di dati, vi sarà esigenza di strutture che permettano la centralizzazione e immagazzinamento delle informazioni.
2. Advanced Analytics: il dato dopo essere stato raccolto e immagazzinato ha bisogno di essere elaborato nel modo più ottimale, quindi dal dato sterile si può ottenere una “valorizzazione statistica”.
3. Interfaccia HMI: grazie all’introduzione delle tecnologie di Augmented Reality, il rapporto uomo-macchina verrà sicuramente facilitato.
4. Passaggio dal dato digitale al reale: le informazioni estrapolate possono non solo essere usate per il monitoraggio, ma anche tramite sistemi di retroazione per ottimizzare i consumi e le performance del sistema stesso.

4.2.1 Analisi dei benefici ottenibili dall’adozione delle soluzioni digital nella Smart Manufacturing

Nel seguente paragrafo verranno definite le principali architetture per l’ambito dello Smart Manufacturing in funzione del livello di complessità tecnologica.

Inoltre verranno anche discussi i possibili benefici per le differenti architetture e analizzati gli impatti dei risparmi energetici distinguendo i benefici strettamente di natura energetica da quelli di tipo produttivo.

In prima analisi la valutazione della sostenibilità economica dell’implementazione può essere suddivisa in due scenari.

- Il primo è quello in cui l’azienda già presenta un sistema informativo pre-esistente e un sistema di monitoraggio di gestione dei sistemi energetici.

In questo caso, l’adozione di una soluzione digital, consente di massimizzare l’efficienza energetica dei processi.

- Il secondo è quello in cui l’azione invece non presenta un sistema di gestione dei sistemi energetici.

A differenza della situazione precedente, l'intervento necessita di una radicale trasformazione dal punto di vista di hardware per l'integrazione di questi nuovi strumenti e anche dal punto di vista di trasmissione, per avere una comunicazione sicura e affidabile.

4.2.2 I benefici tangibili

I benefici tangibili che possono essere ricondotti all'ambito manifatturiero, con adozione di soluzioni digitali, possono a loro volta essere raggruppati in quattro diverse categorie.

- **Miglioramento dell'efficienza energetica globale del sistema:** grazie alle attività di Monitor & Targeting dei differenti vettori energetici in modo più accurato, può abilitare interventi di carattere di tipo gestionale e anche tecnologico con introduzione di nuovi "upgrades".
- **Aumento della produttività:** i processi possono essere a loro volta ottimizzati, ad esempio si potrebbero prevedere (grazie ad analisi di forecasting) diminuzioni delle materie prime da importare, l'aumento della velocità di produzione e della qualità dei prodotti.

Questo può avvenire grazie all'introduzione di nuovi parametri di funzionamento e all'integrazione dei differenti sistemi e informazioni su vari livelli del processo produttivo.

- **Miglioramento del time-to-market:** grazie all'ottimizzazione che si raggiungerebbe a livello produttivo, il prodotto potrebbe quindi raggiungere il mercato in tempi ridotti.

Questo comporterebbe in futuro un vero e proprio differenziale competitivo per le aziende che decidano di adottare soluzioni digital.

- **Gestione ottimizzata degli asset:** il monitoraggio delle condizioni di funzionamento può consentire azioni di intervento manutentivo mirate e di tipo predittivo. Questo chiaramente porta ad una riduzione dei tempi di fermo dei macchinari, riduzione di costi associati alla riparazione e minori perdite economiche derivanti dal fermo della produzione.

4.2.3 I benefici intangibili

Nel paragrafo precedente vengono identificati tutti i benefici che considerano solamente un ritorno nel breve periodo, tuttavia appare opportuno considerare anche quei benefici detti “intangibili”, ovvero di difficile identificazione ma che sono collegati direttamente con benefici che possono arrivare nel medio/lungo termine.

Inoltre questi tipi di benefici possono portare nel futuro a un abilitazione di nuove architetture a costi nettamente inferiori.

Di seguito verranno descritti alcuni di questi benefici addizionali.

- **Abilitazione di servizi “after-sale”:** nelle industrie che producono prodotti che verranno consegnati direttamente al cliente, si possono abilitare servizi aggiuntivi che consentono il monitoraggio real-time dell’asset per ottenere una gestione ottimale del sistema (es. avvisi di manutenzione a distanza).
- **Miglioramento del rapporto con i fornitori:** con la grande mole di dati raccolta, si può facilmente ottimizzare la gestione degli ordini con i fornitori. Questo rappresenta un plus sia per l’azienda, che migliorando l’approvvigionamento di materia prima avrà quindi una diminuzione dei costi, sia per il fornitore che può abilitare servizi di forecasting e manutentivi.
- **Valorizzazione dei dati:** i dati che vengono raccolti possono non solo essere usati all’interno dell’azienda stessa, ma grazie alla loro condivisione e vendita con i fornitori di sistemi tecnologici/società di consulenza/altre aziende, si potrebbero avere in futuro dei ricavi molto importanti.

4.3 Le Architetture Digital per lo Smart Manufacturing

Dall’analisi della letteratura e interviste con specialisti del settore si sono potute delineare 3 tipi diversi di architetture: “Basic”, “Intermediate”, “Advanced”.

La differenza fra le tre, come si può ben capire dai nomi, consiste nella differenza di complessità.

4.3.1 Architettura Basic

La raccolta dei dati per la gestione dei sistemi energetivi viene effettuata tramite i dispositivi “hardware” già presenti allo stato di fatto, utilizzando le stesse linee di comunicazione presenti.

I software che si occupano di elaborare i dati, svolgono funzioni limitate al dashboard e al monitoraggio, senza quindi poter apportare migliorie nel breve termine.

Nonostante ciò, questo tipo di architettura presenta un’intelligenza di tipo “edge” posizionato all’inizio e alla fine del processo, per avere un primo livello di scrematura e selezione dei dati che poi verranno rielaborati e immagazzinati alla fine del processo.

Architettura «Basic»	
Raccolta dati	Interfaccia con sistemi di controllo SCADA-ERP o sistemi di monitoraggio già installati a bordo dei macchinari, che raccolgono dati in un singolo reparto o nell’intero stabilimento.
Trasmissione e comunicazione	Si sfruttano i cablaggi industriali già installati oppure vengono abilitati degli hub locali di comunicazione wireless dal macchinario al gateway di raccolta dati
Immagazzinamento del dato	I dati vengono raccolti principalmente in Cloud, con copie di backup su server locali
Funzionalità del dato	Gli strumenti di Software Analytics consentono di monitorare le condizioni di funzionamento degli asset. L’output consiste nella creazione di dashboard e reportistica di vario genere

Tabella 1. Funzionalità Architettura “Basic”, Smart Manufacturing

4.3.2 Architettura Intermediate

Questo tipo di architettura si è rivelata essere un upgrade rispetto alla prima. In aggiunta ai sistemi di ricezione dati e trasmissione presenti, vi è anche la presenza di attuatori fisici che permettono di agire sull'impianto in base ai risultati che vengono prodotti al fine di migliorare l'automazione e l'efficienza dei processi.

Rispetto alla "Basic" il livello di componentistica hardware è molto più sviluppato e sensori di vario tipo vengono installati, in numero elevato, all'interno dei macchinari di interesse per avere un migliore controllo del sistema.

Questi sensori a loro volta vengono affiancati da attuatori che mediante tecnologie ICT permettono retroazioni di best-fitting.

Anche in questo caso vi è la presenza di un'intelligenza di tipo "edge" che non è solo presente all'inizio (filtraggio dati) e alla fine (elaborazione dei dati), ma vi è un ulteriore livello nella parte di raccolta dati e in particolare nel sistema di automazione che funge da attuatore.

Architettura «Intermediate»	
Raccolta dati	Interfaccia con sistemi di controllo SCADA-ERP o sistemi di monitoraggio già installati a bordo dei macchinari, che raccolgono dati in un singolo reparto o nell'intero stabilimento.
	Installazione di sensori aggiuntivi per il monitoraggio specifico di determinate quantità o parametri significativi
	Installazione di sistemi di automazione che svolgono la funzione di attuatore a partire dai dati raccolti.
Trasmissione e comunicazione	Si sfruttano i cablaggi industriali già installati oppure vengono abilitati degli hub locali di comunicazione wireless dal macchinario al gateway di raccolta dati.
Immagazzinamento del dato	I dati vengono raccolti in server locali dell'azienda.
Funzionalità del dato	Gli strumenti di Software Analytics consentono di monitorare le condizioni di funzionamento degli asset. L'output consiste nella creazione di dashboard e reportistica di vario genere.

Tabella 2. Funzionalità Architettura "Intermediate", Smart Manufacturing

4.3.3 Architettura Advanced

L'architettura del tipo "Advanced" presenta delle soluzioni di "intelligence" molto diverse rispetto alle due precedenti.

In questo caso gli strumenti di Data Analytics sono molto avanzati e consentono elaborazioni di miliardi di dati in pochi secondi.

Le informazioni che vengono elaborate non sono solo quelle interne all'azienda, ma forniscono ad esempio anche un benchmark con stabilimenti produttivi simili.

Lato hardware invece, i dispositivi che vengono utilizzati sono molto avanzati e a loro volta hanno un grande livello di complessità per la raccolta/integrazione/regolazione real-time.

Anche in questo caso prevale una intelligenza di tipo "edge" come nel caso "Intermediate", ma a differenza di quest'ultima, il livello di intelligenza a livello della rielaborazione del dato è molto più elevato.

Architettura «Advanced»	
Raccolta dati	Interfaccia con sistemi di controllo SCADA-ERP o sistemi di monitoraggio già installati a bordo dei macchinari, che raccolgono dati in un singolo reparto o nell'intero stabilimento.
	Installazione di sensori aggiuntivi per il monitoraggio specifico di determinate quantità o parametri significativi
	Installazione di sistemi di automazione che svolgono la funzione di attuatore a partire dai dati raccolti.
Trasmissione e comunicazione	Si sfruttano i cablaggi industriali già installati oppure vengono abilitati degli hub locali di comunicazione wireless dal macchinario al gateway di raccolta dati
Immagazzinamento del dato	I dati vengono raccolti in server locali dell'azienda.
Funzionalità del dato	Vengono utilizzati strumenti di ultima generazione per l'elaborazione e la gestione dei dati.

Tabella 3. Funzionalità Architettura "Advanced", Smart Manufacturing

4.3.4 Confronto tra le varie Architetture

I vari tipi di architetture proposte differiscono sia a livello software che hardware e anche in termini di periodo di pay-back.

I benefici che si possono ottenere sono direttamente proporzionali al livello di sofisticatezza del sistema hardware (sensori, attuatori, ecc..) e anche dalla potenza di elaborazione dei dati della fase di Data Analytics.

Quantitativamente i benefici incrementano in modo esponenziale all'aumentare della complessità dell'architettura, però molte volte il costo di implementare una "Advanced" è così alto da non essere considerato fattibile se considerati solo i benefici tangibili.

Infatti anche se l'architettura migliore è la più performante, non permette di ottenere il massimo dei risultati.

Questo può essere dovuto essenzialmente a due motivi: il primo è dato dal fatto che i casi che sono stati analizzati sono casi reali e quindi risentono delle condizioni di mercato, mentre il secondo è dovuto a una ancora acerbità dei componenti dai quali si aspettano passi da giganti nei prossimi anni.

Nella tabella successiva viene riportata l'entità del miglioramento per diversi aspetti, in funzione del tipo di architettura.

	Miglioramento efficienza energetica	Aumento della produttività	Miglioramento del time - to - market	Gestione ottimizzata degli asset
Basic				
Intermediate				
Advanced				

Beneficio potenzialmente conseguibile

 Nullo
  Basso
  Medio
  Alto
  Massimo

Tabella 4. Confronto dei benefici delle varie tipologie di architetture "Smart Manufacturing"

5. Progetto Sistema Supervisione Energetica

5.1 Dati Generali

Il progetto viene commissionato per un'importante industria nel settore Automotive per il monitoraggio real time dei consumi nei suoi stabilimenti di produzione e per individuare istantaneamente le perdite (sia in termini energetici che economici dell'impianto).

Per effettuare un'opera del genere è stata necessaria l'introduzione di una grande quantità di misuratori (multimetri, misuratori di portata, contatori gas naturale) per ottenere una differenziazione dei consumi in base alle diverse zone di operazione nello stabilimento.

Inizialmente lo sviluppo è stato testato su un solo impianto. In futuro si prevede che questo software venga utilizzato anche negli altri stabilimenti.

Nello stabilimento in oggetto sono stati utilizzati per la nostra analisi 467 misuratori reali e 20 misuratori virtuali.

Un misuratore virtuale non è altro che un misuratore non realmente esistente, che può essere creato dall'utente per diverse finalità: per inserire nel sistema delle grandezze che non sono direttamente misurate dai dispositivi di campo, ma che si ottengono mediante operazioni matematiche (es: GG, Energia elettrica Attiva...).

5.2 Metodo World Class Manufacturing (WCM)

Il concetto fondamentale su cui è stato elaborato il modello di gestione è stato quello del WCM.

Il World Class Manufacturing (WCM) non è altro che l'insieme di metodologie di produzione e strumenti che vanno seguiti rigorosamente e aiuta ad avere delle rigide linee guida da ottemperare.

L'obiettivo finale del metodo è quello di avere un continuo miglioramento e ottimizzazione delle performance rivolte alla soddisfazione del cliente finale, e soprattutto un controllo e una riduzione sistematica dei rischi.

Rappresenta un metodo di gestione in grado di sviluppare in breve tempo e con grande efficacia le prestazioni di tutti i processi industriali che determinano il successo di un'impresa.

Questo metodo non è solamente tecnico, ma invece coinvolge più discipline.

L'integrazione dell'energy management con il production management è uno dei punti forti del metodo che è essenziale per realizzare opportunità di risparmio energetico.

Nell'ambito "Energy" si punta soprattutto a una sistematica e continua operazione rivolta alla riduzione dei consumi.

Attraverso l'applicazione di precisi passi è possibile identificare tutte le problematiche che si verificano all'interno dello stabilimento (energia, logistica, qualità...), valutarle economicamente ed aggredirle in termini di priorità sulla base della loro incidenza economica.

Parametri fondamentali per la valutazione dell'efficienza del nostro stabilimento sono:

•**Perdite/Sprechi:** si misurano in unità fisiche, come ore, unità, kWh... e vengono tradotti in costi in base alla situazione economica.

•**Costi:** è misurato in denaro ed è dato dal prodotto tra perdita/spreco ed il costo unitario (tariffa) associato ad essa.

Mentre sui costi è difficile intraprendere soluzioni con tempi di ritorno molto brevi, sulle perdite invece è possibile attuare programmi che migliorino la situazione dello stato di fatto.

I tipi di perdita possono essere divisi in differenti tipi:

1. Perdite dovute al consumo inutile;
2. Perdite dovute al sovraconsumo;
3. Perdite dovute alla Not Best Available Technology (NBAT);
4. Perdite dovute al mancato recupero dell'energia (es. termica, cinetica);

5. Perdite dovute alla trasmissione.

5.3 Sistema di gestione energetica mediante utilizzo di IoT

Come descritto in precedenza, i sistemi di gestione attualmente in uso, però, hanno dei limiti sia a livello tecnologico che a livello di informazioni rese disponibili. Sono dei sistemi “passivi”, che hanno bisogno dell’input da parte dell’utente per l’acquisizione e la gestione dei dati.

Soprattutto in contesti complessi come quelli delle grandi aziende, di frequente le informazioni di consumo vengono fornite solo dai fornitori di energia, e questo porta a dei notevoli ritardi nel recupero dei dati.

Non ci sono, quindi, tempi di reazione adeguati ad un contesto produttivo in cui è necessario prendere delle decisioni in breve tempo a fronte di un evento.

Le carenze descritte portano all’esigenza di avere un nuovo sistema basato su una tecnologia in grado di recuperare segnali pressoché Real time, di analizzarli e capace di fornire gli output necessari a prendere delle decisioni immediate. In questo contesto, l’estensione di Internet agli oggetti ed ai luoghi in ambito industriale.

In ambito Manufacturing, l’obiettivo dell’IoT è di far sì che il mondo elettronico tracci una mappa di quello reale e di creare risparmi ottimizzando il sistema grazie alle informazioni del sistema stesso.

Le tecnologie basate sull’IoT, infatti, hanno il potenziale per migliorare radicalmente la visibilità nella produzione fino al punto in cui ogni unità di produzione può essere “vista” in ogni fase del processo produttivo.

Il sistema di controllo e monitoraggio dell’energia sviluppato è un esempio di come la tecnologia IoT, applicata in ambito industriale, possa contribuire in maniera significativa alla riduzione degli sprechi di energia.

Il sistema di gestione dell’energia quindi dovrà:

1. Raccogliere e analizzare i dati in input di consumo, di produzione, dello stato degli impianti ed ambientali ricevuti dai sensori di campo/sistemi alimentanti, metterli in relazione ed analizzarli in tempo reale. Nel caso d'uso che andremo di seguito ad analizzare la frequenza di invio e di elaborazione dei dati è il quarto d'ora;

2. Elaborare e normalizzare le informazioni in modo da individuare gli sprechi energetici e categorizzarli in base alle metodologie e alle classificazioni dettate dal WCM;

3. Smistare le responsabilità facendo scattare degli allarmi in real time: fissate delle soglie economiche di perdita, al superamento di queste delle notifiche avvisano le diverse figure di stabilimento in base alla gravità della perdita stessa.

L'obiettivo di un sistema di alert di questo tipo è quello di attribuire precise responsabilità in termini di consumi verificatisi durante il processo produttivo tra i capi unità dello stabilimento e inviare la notifica ai responsabili del settore per metterlo al corrente.

5.4 Descrizione del processo dello stabilimento

Lo stabilimento è stato suddiviso in aree e queste sono state ordinate partendo dalle zone caratterizzate dal maggior consumo energetico.

Il processo di produzione coinvolge i seguenti reparti:

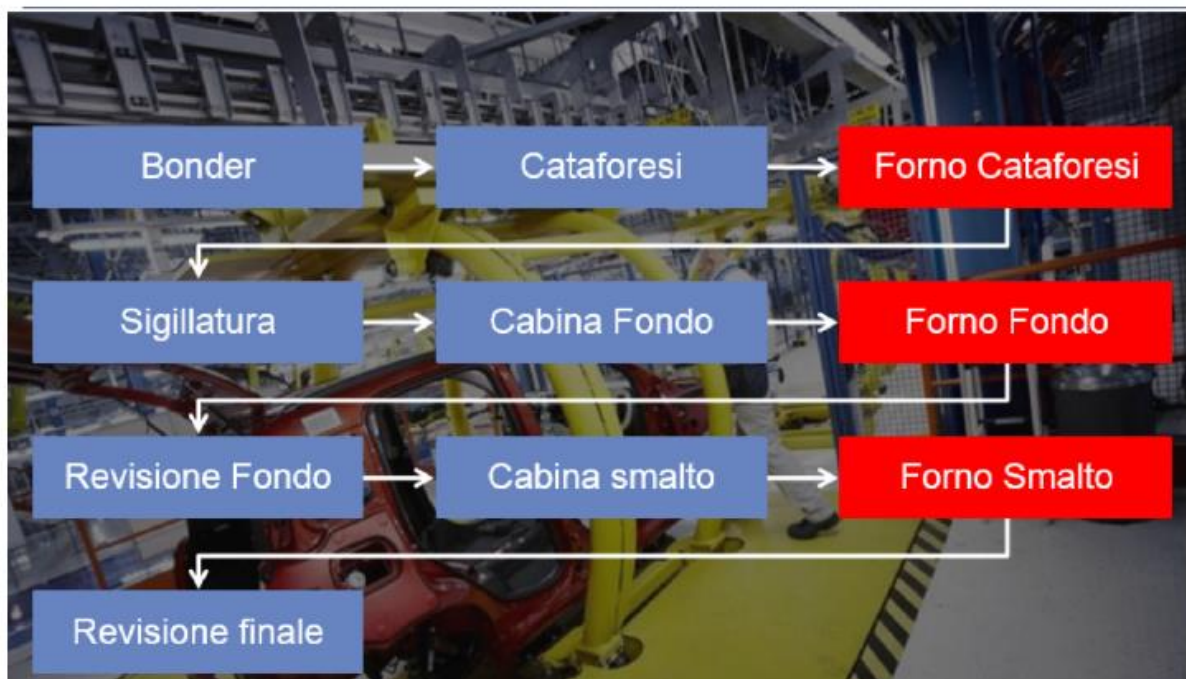
- Presse, formazione della scocca (Press shop);
- Lastratura, saldatura dei rivestimenti della carrozzeria (Body shop);
- Verniciatura, colorazione della vettura (Paint shop);
- Assemblaggio, montaggio del motore, dei cristalli e delle ultime parti per il completamento della vettura (Assembly shop);
- Finizione, controllo e correzione degli eventuali errori commessi nella catena di montaggio (Finish shop).

L'unità più energivora dell'intero plant è la zona "**Paint Shop**", di conseguenza il monitoraggio è partito utilizzando questa come "area modello".

Il *processo di verniciatura* è piuttosto complesso, ed è articolato secondo le seguenti fasi:

- **Pretrattamento (Bonder);**
- **Cataforesi;**
- **Sigillatura delle giunzioni ed applicazione insonorizzanti;**
- **Spruzzatura mano di fondo riempitivo;**
- **Revisioni dello strato di fondo;**
- **Spruzzatura smalto colorato;**
- **Revisione Finale.**

VERNICIATURA



2. Schema processo verniciatura

5.4.1 Pretrattamento (Bonder)

Inizialmente la scocca affronta una serie di lavaggi consecutivi per sgrassare in profondità ogni lamiera.

Lo scopo della fase di pretrattamento è di rendere la superficie della scocca un ancoraggio per il film di vernice, eliminando, attraverso una serie di bagni, eventuali tracce di ossidazioni, oli e grassi presenti quali residuo delle lavorazioni di stampaggio.

Dopo essere stata ripulita, la scocca subisce il processo di fosfatazione, che consiste in un processo chimico che produce sulla superficie della lamiera uno strato sottile di sali che conferisce alla scocca una protezione anticorrosione e, nel contempo, una efficace adesione per il successivo strato di vernice. Il vettore energetico prevalente è acqua surriscaldata che viene utilizzata per i bagni.

5.4.2 Cataforesi

Dopo il pretrattamento, la scocca viene sottoposta al trattamento di cataforesi, cioè viene immersa in grosse vasche dove, attraverso dei processi elettrochimici, una resina (epossidica o acrilica) si deposita uniformemente sulla superficie della scocca. La cataforesi conferisce tutte le caratteristiche anticorrosive di cui la scocca ha bisogno, assicura una maggiore protezione dalla ruggine e permette una migliore adesione delle vernici di finitura.

Dopo la deposizione ed il lavaggio dello strato cataforetico costituito da polimeri e pigmenti, occorre provvedere alla sua polimerizzazione per rendere il film compatto e resistente. A ciò si provvede con un processo di cottura attraverso un forno continuo alla temperatura di circa 150-160 °C.

I forni possono essere alimentati a gas naturale o tramite vapore.

Il vettore energetico prevalente è il vapore che viene utilizzato nei forni.

5.4.3 Sigillatura ed insonorizzazione

Nella zona Sigillatura tutte le giunzioni in lamiera vengono appunto sigillate con speciali colle sigillanti per impedire qualsiasi ingresso di aria, acqua e polvere tra i lembi accoppiati. Insonorizzare, invece, l'interno della vettura è necessario per eliminare il rumore provocato dalle ruote in rotolamento e dalle vibrazioni delle lamiere.

5.4.4 Spruzzatura mano di fondo riempitivo

Viene applicato uno strato di primer, una vernice di base che serve per conferire allo strato finale di vernice buone resistenze meccaniche. L'operazione avviene in una cabina, dove viene spruzzata, su alcune superfici interne e su quelle esterne della scocca, una vernice di fondo di colore neutro.

La vernice aderisce alla scocca per il principio secondo cui le cariche di segno opposto si attraggono: il particolare da verniciare costituisce la "carica positiva" e la vernice che si vuole depositare su di esso costituisce la "carica negativa". La vernice viene finemente polverizzata in una apposita pistola, nella quale è inserito un elettrodo che carica negativamente le particelle di vernice. La vernice tenderà a posizionarsi nelle zone ancora scoperte del particolare, le quali saranno più conduttive delle zone già ricoperte. La cottura dello strato di fondo avviene alla temperatura di 140 - 160°C per 20 - 30 minuti in forni a tunnel continuo con le caratteristiche viste per la cataforesi.

Prima di poter subire la stesura della vernice colorata vera e propria, deve essere revisionata. Si provvede, cioè, all'eliminazione delle micro-difettosità del film di fondo, come ad esempio colature oppure punti di polvere.

5.4.5 Smalto

Nella cabina smalto la scocca viene verniciata del colore richiesto. Questa operazione avviene in una cabina simile a quella del fondo ma di lunghezza maggiore, in quanto la vernice viene applicata in più stadi.

Infine, la vettura subisce un'ultima cottura, la quale viene effettuata in forni a tunnel, ad una temperatura di 130 - 140°C per 20 - 30 minuti.

5.4.6 Revisione finale

Dopo essere uscita dal forno e prima di essere inviata al montaggio, la vettura viene ancora una volta revisionata, con particolare attenzione, su apposite linee attrezzate.

Anche in questo caso, le eventuali imperfezioni sulla superficie vengono eliminate tramite leggera carteggiatura seguita da lucidatura con polish.

5.4.7 Post Combustore

I forni di cataforesi, di fondo e di smalto sono tutti collegati al post combustore. Questo impianto ha il compito di aspirare i fumi (tramite ventilatori), di abbattere le sostanze nocive contenute all'interno di questi e di scaricare poi i fumi trattati all'esterno.

I ventilatori presenti all'interno funzionano tramite energia elettrica, mentre l'intera tecnologia utilizza metano.

5.5 Metodologia di elaborazione dei dati

Dopo aver predisposto l'infrastruttura per la raccolta dei dati, si procede con la configurazione del software per la corretta lettura ed elaborazione dei dati di campo.

È un approccio nuovo e unico per l'analisi dei dati energetici che alleggerisce l'utente dal complicato compito di raccolta, estrazione e trasformazione di informazioni, fornendo al tempo stesso una visione aggregata delle prestazioni del processo.

Il sistema quindi ha bisogno di essere configurati in maniera ottimale, al fine di potere lavorare con le logiche precedentemente espresse e valutate.

5.5.1 Regola di Attribuzione Dei Consumi

Prima di tutto, per ogni area, devono essere configurati i misuratori associati (sia reali che virtuali) che hanno il compito di monitorare la zona dal punto di vista energetico.

Per ogni tipo di zona devono essere impostati i differenti vettori energetici utilizzati e impostare delle regole di attribuzione dei consumi se non sono presenti dei misuratori fisici per quel dato vettore.

Queste percentuali vengono valutate tramite misure sul campo per vedere l'incidenza percentuale di ogni sotto-zona sulla complessiva zona a monte dove è stata prelevata la misura.

Questo viene effettuato con delle ripartizioni percentuali dalle zone “padre” a quelle “figlie”.

5.5.2 Definizione perdite

La disponibilità dei valori di consumo real-time è essenziale per realizzare opportunità di risparmio energetico. Il principale beneficio dell'adozione di questa tecnologia è quella di comparare il consumo energetico con il corrispondente “trend ottimale” di produzione.

Ad esempio, ad una diminuzione di produzione deve corrispondere anche una diminuzione dei consumi e nel caso in cui non fosse così allora una parte di quel consumo verrà classificato come perdita.

Una volta definito il consumo, si definisce la Baseline (BL), cioè il riferimento di consumo rispetto al quale calcolare le perdite, che può essere un valore costante, variabile o pari a una serie storica di dati.

- Per le Baseline di tipo “Costante” il *modus operandi* del calcolo è il seguente: si prende lo storico dei consumi di tre mesi precedenti al periodo produttivo in considerazione, viene sottratto il 3% dei consumi più bassi e si calcola il valore minimo rilevato. Questo tipo di analisi viene effettuata per ogni tripletta zona/vettore/tipo di perdita.

- Per le Baseline di tipo “Formula” si definiscono invece delle equazioni caratteristiche dei vettori il cui consumo è fortemente dipendente dall’andamento dei parametri ambientali o di produzione.

Ad esempio, si possono utilizzare le rette di caratterizzazione energetica. In questo caso le variabili che costituiscono la retta (parametri) vengono sostituite in real time dai valori che si ricevono dagli strumenti di campo ed il consumo viene quindi confrontato con un valore di baseline variabile e dipendente dalla situazione attuale.

Successivamente verranno analizzate le migliorie proposte per un’ottimizzazione dell’aggiornamento delle Baseline secondo dei metodi di Machine Learning.

La regola utilizzata per identificare la maggior parte delle perdite energetiche del WCM è “consumo registrato – baseline”:

$$Perdita = Consumo - Baseline$$

6. Ottimizzazione Aggiornamento Baseline con metodi di Machine Learning

6.1 Introduzione

In questo capitolo verrà discusso un nuovo algoritmo sviluppato mediante metodi di Machine Learning che permette un'elaborazione automatica e accurata delle Baseline in base allo storico dei consumi per una data area/vettore energetico/tipo perdita.

Il bisogno di rinnovare il metodo per la generazione di questi valori di baseline deriva dal fatto che il sistema secondo le quali sono generate attualmente presenta carenze di automatizzazione e accuratezza.

Quindi si è ricercato un metodo univoco per la definizione di questi valori di consumo ottimale da raggiungere affinché sia monitorata la reale efficienza energetica del sistema stesso.

Ad esempio, le baseline del periodo produttivo presenti allo stato di fatto sono per la maggior parte di tipo costante con valori settati molto più bassi di quelli realisticamente ammissibili, comportando un elevato valore medio di perdite energetiche. Al contrario quelle del periodo non produttivo si sono rilevate eccessivamente alte, causando valori di perdite molto esigui e sottostimati.

Il modello attuale con cui vengono elaborate le baseline prevede che per ogni tripletta zona/vettore/tipo perdita di impostare un valore di baseline, che a discrezione dell'utente può essere aggiornato manualmente o meno.

La maggior parte «baseline» impostate sono di tipo solo costante e prendono come riferimento i consumi rilevati negli ultimi 3 mesi.

In mancanza di tre mesi di elaborazioni storiche (per la tripletta zona, vettore, tipo perdita), la baseline non potrà essere aggiornata automaticamente.

Il metodo elaborato in questione, quindi, presenta carenze di:

- Automatizzazione,
- Accuratezza,
- Aggiornamento in real time,
- Mancanza di uno studio analitico approfondito.

Inoltre, non vi è la presenza di un'automatizzazione nello scegliere il periodo di consumo «ottimale» che dovrà essere preso di riferimento per la caratterizzazione delle perdite.

Dall'analisi statistica dei dati è emerso che, per molti vettori energetici nel periodo produttivo, le perdite rilevate con questa baseline sono molto sovrastimate.

L'analisi effettuata riporterà quindi uno studio approfondito per la formulazione di baseline per le perdite nel periodo produttivo(PP) e nel periodo non produttivo(PNP).

Quello che ci aspettiamo da questa analisi è:

1. Un'aumento delle perdite nel periodo non produttivo (PNP), dato da un abbassamento medio dei valori di baseline che verranno generati con un metodo di stampo statistico.
2. Una diminuzione delle perdite nel periodo produttivo (PP), dato da un aumento medio dei valori di baseline che verranno generati con un metodo di regressione avanzata supervisionata.

6.2 Baseline per il periodo produttivo (PP)

Uno dei metodi sicuramente più efficienti per la stima di queste baseline (per il Periodo Produttivo [PP]) è quello di un particolare tipo di Machine Learning: la regressione lineare tramite «Gradient Descendent Algorithm».

In statistica la regressione lineare rappresenta un metodo di stima del valore atteso condizionato di una variabile dipendente dati i valori di altre variabili indipendenti.

Questo tipo di Machine Learning fa parte di quella classe di algoritmi del tipo «apprendimento supervisionato».

La peculiarità di questi algoritmi è la possibilità di un continuo aggiornamento dei dati, quindi alimentando la macchina con i dati di interesse, e mediante funzioni matematiche restituisce come output il risultato desiderato (es. nel nostro caso il valore di consumo di baseline).

Avendo a disposizione una grande quantità storica dei dati, è possibile estrapolare i valori di consumo previsti in funzione di una o più variabili.

La potenza di questo algoritmo risiede nella sua capacità di poter mettere in relazione una variabile in output (es. consumo [kWh]) con non solo una variabile (es. #scocche), ma infinite.

Inoltre, è possibile pure scartare i dati «disturbanti» mediante un algoritmo di Logistic Regression.

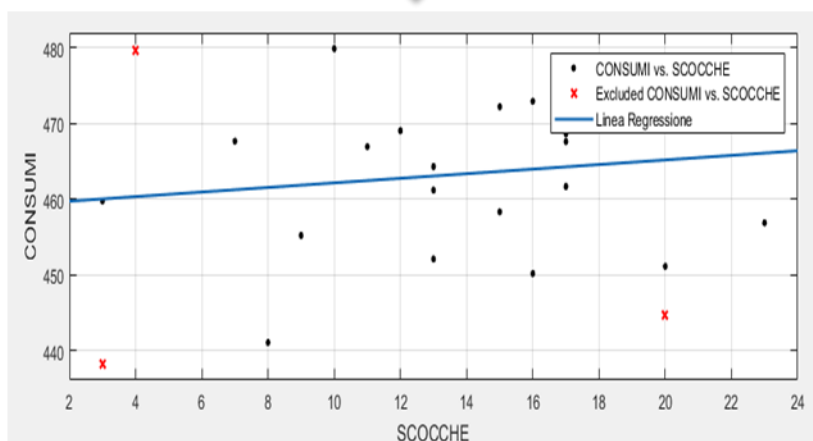
Questo è possibile tramite una serie di algoritmi matematici implementati, nel mio caso, tramite il software di computazione tecnica MATLAB.

Lo sviluppo matematico seguente è riferito per semplicità al caso con la dipendenza di una sola variabile, successivamente verrà riportato anche quello per muti-variabili.

Data	Consumo[kWh]	Produzione
2017-12-01 00:00:00.0000	476.01	8.00
2017-12-01 00:15:00.0000	468.35	14.00
2017-12-01 00:30:00.0000	472.18	16.00
2017-12-01 00:45:00.0000	477.20	12.00
2017-12-01 01:00:00.0000	483.58	19.00
2017-12-01 01:15:00.0000	487.16	13.00
2017-12-01 01:30:00.0000	475.29	20.00
2017-12-01 01:45:00.0000	473.62	16.00
2017-12-01 02:00:00.0000	477.92	14.00
2017-12-01 02:15:00.0000	472.18	11.00
2017-12-01 02:30:00.0000	475.77	16.00



Supervised Learning Algorithm



6.3 Definizione del periodo stabile

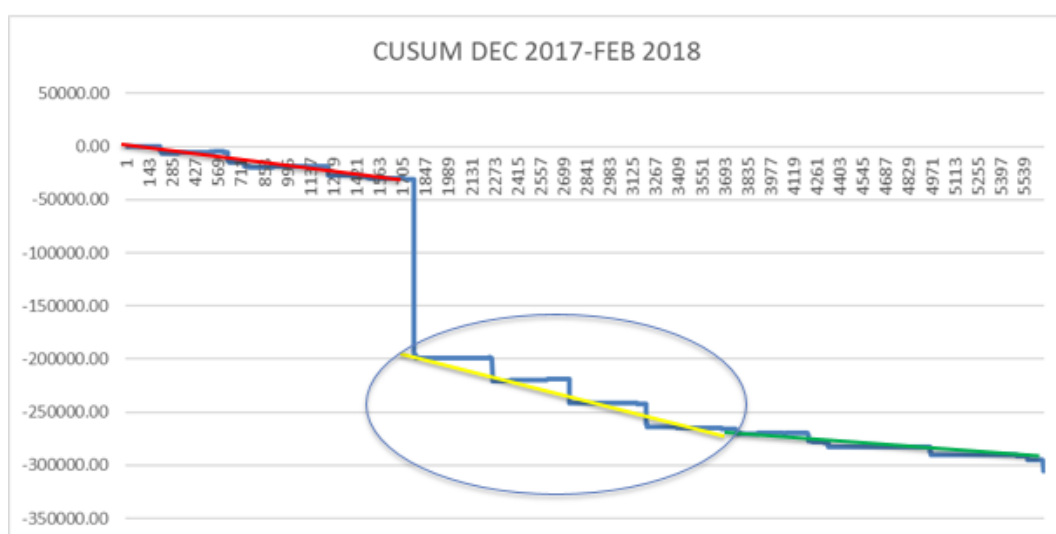
Per definizione il periodo stabile è definito come il periodo in cui una data parte del sistema sta funzionando in condizioni dette «ottimali», ovvero la capacità di un sistema fisico di ottenere un dato risultato utilizzando meno energia rispetto ad altri.

Nel caso dell'analisi per le perdite di tipo PRODUTTIVO (PP), si lega il consumo ad una o più variabili (nei nostri casi per semplicità il solo numero di scocche).

Quindi occorre selezionare un dato periodo di interesse affinché possa essere definito «ottimo».

Nei test effettuati si è visto che il miglior metodo per selezionare un periodo rispetto ad un altro, è mettendo in relazione i coefficienti angolari delle diverse rette estrapolate dal relativo diagramma CUSUM.

Di seguito viene riportato il CUSUM da Dicembre 2017 a Febbraio 2018 per la zona foglia CTA Ambientali – Paint, vettore VH019, perdita 1.1 per stimare, ad esempio, perdite del mese di Marzo.



3.CUSUM zona CTA, Dic 2017 - Feb 2018

Da 01/12/2017 a 24/12/2017

y	x	m
5.91	2117	-0.0648
-32663.60		

Da 08/01/2018 a 28/01/2018

y	x	m
-198752.98	3605	-0.03355
-255853.57	5521	

Da 28/01/2018 a 28/01/2018

y	x	m
-255853.57	5521	-0.07246
-292825.79	8200	

Nel range temporale di interesse sono stati estrapolati 3 diverse rette e sono stati analizzati i loro coefficienti angolari, dopodiché come periodo ottimo è stato selezionato quello con MINORE VALORE ASSOLUTO, ovvero quello in cui si ha avuto il maggior decremento nei consumi, rispetto ai dati di un periodo di setup iniziale preso a scelta.

Dai test effettuati si è visto che il metodo scelto è cautamente conservativo per consentire una ottimizzazione continua del sistema.

6.4 Lo sviluppo matematico e le sue potenzialità

Avendo questi dati come elementi di «input», ottenuti dagli strumenti presenti sul campo con aggiornamento quartorario, il nostro scopo è ottenere una linea di tendenza che sia rappresentativa del sistema preso in esame.

Quindi l'output desiderato è una funzione matematica (es. retta, polinomiale, esponenziale, ecc...).

Per semplicità si ipotizza come linea di tendenza (output) una retta del tipo:

$$h(x) = \theta_0 + \theta_1 * x$$

● Si introduce una funzione di errore denominata «Cost Function» :

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2 * m} * \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i)^2$$

Questa funzione, iterativamente, calcola il residuo dei quadrati mediante la differenza tra il valore atteso e quello reale.

Il nostro obiettivo è quello di minimizzare l'errore di questa funzione per trovare le nostre radici di interesse ovvero θ_0 e θ_1 .

La «forma» della cost function , in 1D, è una parabola orientata verso l'alto (convessa).

Il nostro obiettivo è di minimizzare l'errore partendo da un punto «random» per poi iterativamente arrivare al punto di minimo.

Per ottenere questa ottimizzazione viene rappresentato i seguenti passaggi matematici che portano all'ottenimento dei nostri coefficienti ottimali:

$$(1)\theta_j^* = \theta_j - \alpha * \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta}$$

$$(2) \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = \frac{1}{m} * \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i) * x_i$$

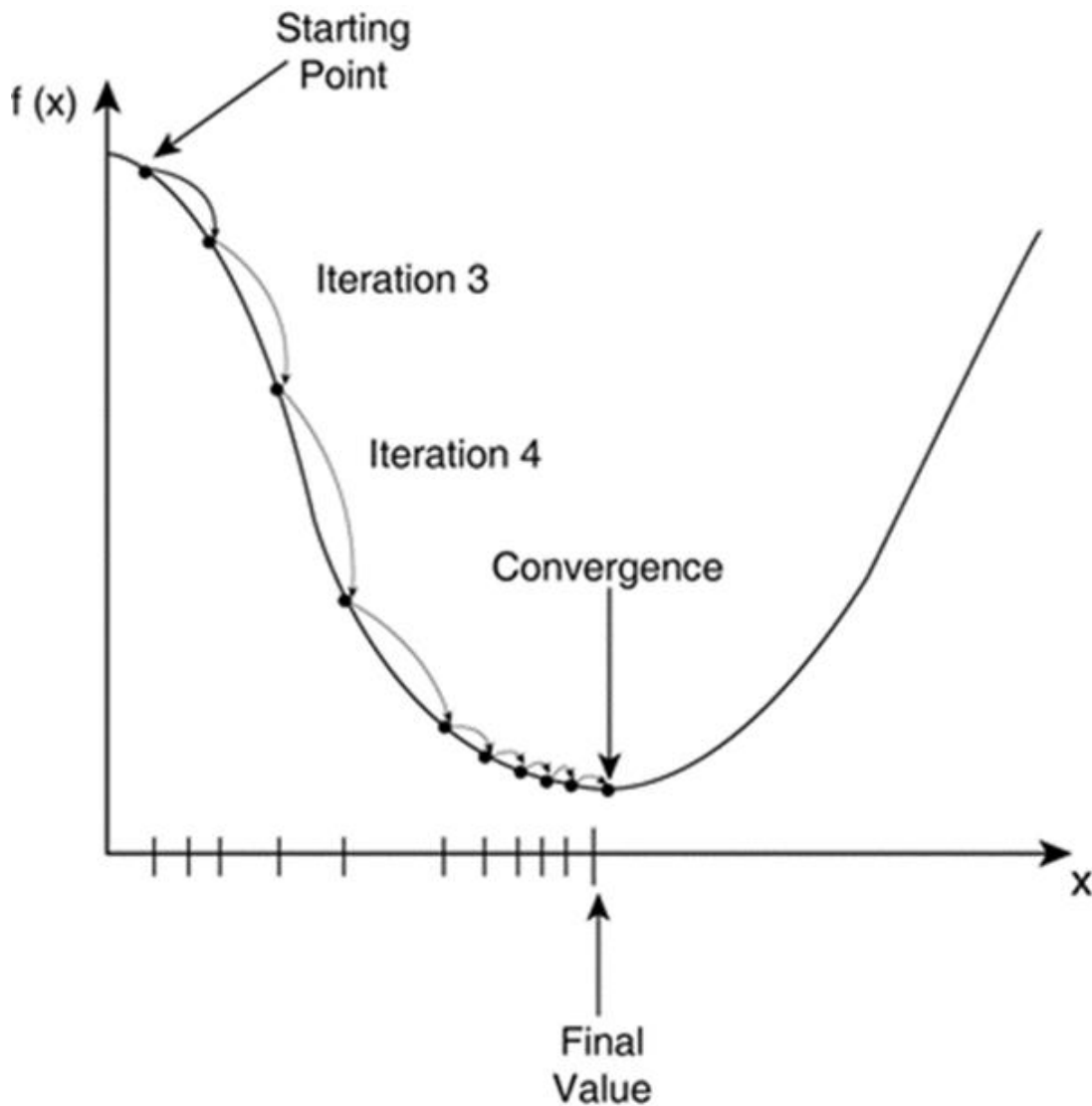
Sostituendo (2) ad (1) si ottiene il valore aggiornato della nostra costante:

$$\theta_j^* = \theta_j - \alpha * \frac{1}{m} * \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i) * x_i$$

Applicando iterativamente questa operazione, quando si arriverà a convergenza, si troverà il valore atteso che minimizza l'error function , quindi si ricava il valore ottimo dei nostri coefficienti.

● Il fattore α è il «rateo di apprendimento» che deve essere abbastanza piccolo ($10e-3, 10e-4$) affinché si arrivi a convergenza.

● Mentre m non è altro che il numero di esperimenti presi in considerazione.



E nel caso in cui volessimo correlare più variabili allo stesso output ($x_i > 1$)?

Per il metodo descritto in precedenza (Gradient Descent Algorithm) basterebbe iterare il processo, come visto in precedenza ad ogni costante della nostra linea di tendenza per ottenere i valori delle nostre costanti che minimizzano l'error function.

$$\theta_0^* = \theta_0 - \alpha * \frac{1}{m} * \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i) * x_0^i$$

$$\theta_1^* = \theta_1 - \alpha * \frac{1}{m} * \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i) * x_1^i$$

$$\theta_2^* = \theta_2 - \alpha * \frac{1}{m} * \sum_{i=1}^m (h(x_i) - y_i) * x_2^i$$

⋮

In questo caso occorre precisare che per avere una convergenza più veloce occorre introdurre un “Featuring Scale”, che non è altro che uno scalo di valore delle variabili “xi” a dei valori compresi tra -0.5 e 0.5 affinché tutte le nostre variabili siano della stessa magnitudo.

Questo può essere effettuato tramite una “Mean Normalization”:

$$x_i^* = \frac{x_i - \mu}{s_i}$$

Dove:

- x_i^* rappresenta il nuovo valore della nostra variabile;
- μ rappresenta la media del nostro set di valori presi in esame;
- s_i rappresenta il range del nostro set di valori presi in esame.

E nel caso in cui volessimo correlare più variabili allo stesso output (xi>1) con un metodo analitico?

Si può utilizzare un metodo più facile e conveniente dal punto di vista computazionale chiamato «Normal Equation», dove risolvendo un sistema algebrico si ricavano automaticamente i nostri coefficienti nel caso in cui vi fossero più variabili.

$$\theta = (X' * X)^{-1} * X' * y$$

In questo caso la matrice X contiene i coefficienti delle nostre variabili prese in considerazione, la matrice X' invece non è altro che la trasposta di X .

Mentre il vettore y in questione contiene i termini noti della nostra equazione algebrica. Successivamente viene riportato un esempio di queste quantità.

x_0	x_1	x_2	x_3	x_4	y
1	2104	5	1	45	460
1	1416	3	2	40	232
1	1534	3	2	30	315
1	852	2	1	36	178

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 2104 & 5 & 1 & 45 \\ 1 & 1416 & 3 & 2 & 40 \\ 1 & 1534 & 3 & 2 & 30 \\ 1 & 852 & 2 & 1 & 36 \end{bmatrix} \quad y = \begin{bmatrix} 460 \\ 232 \\ 315 \\ 178 \end{bmatrix}$$

Sul software di calcolo computazionale MATLAB è possibile eseguire questa semplice operazione matriciale con un costo computazionale molto inferiore rispetto a quello del Gradient Descendent Algorithm.

Un problema che si potrebbe affrontare è quello dell'impossibilità di invertire la matrice dei coefficienti X .

Questo problema viene risolto tramite una funzione preimpostata di MATLAB (`pinv`), che rende possibile l'inversione di qualsiasi tipo di matrice.

Di seguito viene riportato il codice che è stato implementato per ricavare i coefficienti θ in questione.

$$\theta = (X' * X)^{-1} * X' * y \xrightarrow{\text{MATLAB}} \text{pinv}(X' * X) * X' * y$$

6.4.1 Confronto GDA con metodo analitico (“Normal Equation”)

Per ricavare i valori delle nostre regressioni lineari abbiamo visto che è possibile utilizzare due metodi differenti con diversi approcci analitici.

Nel caso in questione il nostro obiettivo è quello di ricavare una regressione lineare multipla poiché nelle nostre analisi difficilmente si ha solo una variabile da correlare.

Usando le matrici si ha una forma più compatta dei vettori rappresentanti l’osservazione in questione e il costo computazionale è molto minore. Uno dei problemi che si può riscontrare è però la difficoltà nell’inversione di matrici con elevati numeri di variabili (es. $m > 1000$).

Però nel nostro caso si opterà per l’adozione del metodo analitico poiché difficilmente si andranno a mettere in relazione un numero così alto di variabili.

Inoltre con questo metodo non si ha bisogno di impostare il rateo di apprendimento α né un set di θ iniziali, quindi verrà assicurata in tutti i casi la convergenza.

GRADIENT	NORMAL
Necessità di scegliere α	Non utilizzo di α
Molte iterazioni	No iterazioni
Lavora bene per elevato numero di variabili	Lavora bene fino ad $n \leq 100$
$m > 1000$	$m < 1000$

Tabella 5. Confronto GDA con Normal Equation

6.5 Validazione modello per il Periodo Produttivo (PP)

Nel caso preso in esame si prende come range temporale di interesse quello che va dal 1 Dicembre 2017 fino al 28 Febbraio 2018, con tipo di perdita relativa al periodo produttivo.

Si intende confrontare i valori di baseline "costanti" ottenuti con l'applicazione dei principi del metodo WCM con quelli calcolati con metodi di Machine Learning (analitico o GDA).

Gli step adottati sono i seguenti:

1) Estrazione dei dati di consumo e degli energy driver dei mesi precedenti (al massimo 2/3).

Per evitare dati «sporchi» si elimineranno dal totale dei dati presi in considerazione il 3% dei valori più alti e più bassi mediante un codice MonteCarlo in grado di filtrare questi valori (MC Filter Code).

2) Creazione di un diagramma CUSUM “a priori” , con un set di dati presi random (es. prima settimana di dati) per una prima valutazione dei trend.

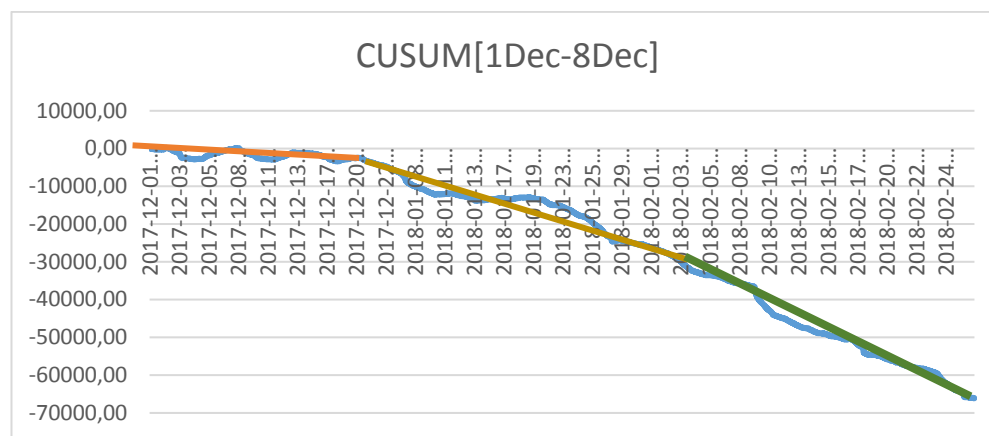
3) Se la curva del diagramma CUSUM risulta sempre crescente, significa che rispetto al nostro primo periodo preso in considerazione i consumi tendono ad aumentare, quindi può essere preso come periodo “ottimo”.

In caso diverso si andrà ad effettuare un'analisi sui coefficienti angolari delle varie rette estrapolate dal diagramma CUSUM per identificare quella che ha valore minimo, ovvero quella che ha il gradiente più accentuato in direzione discendente (al paragrafo 6.3 è stata fatta un'analisi più accurata su questo argomento).

4) Il set di dati del “periodo ottimo” estratti verranno inseriti come input in un algoritmo sviluppato su MATLAB, che genereranno come output i coefficienti della nostra curva dei consumi caratteristica.

Inizialmente il nostro problema principale è quello di individuare un periodo stabile “ottimale” che sia in grado di rappresentare le migliori condizioni di funzionamento della zona/vettore/perdita.

In prima analisi viene riportato il CUSUM con riferimento al primo periodo utile (1 Dec - 7 Dec) rispetto al periodo totale (1 Dec-28 Feb), riferito alla zona Bonder e al vettore energetico forza motrice [kWh].

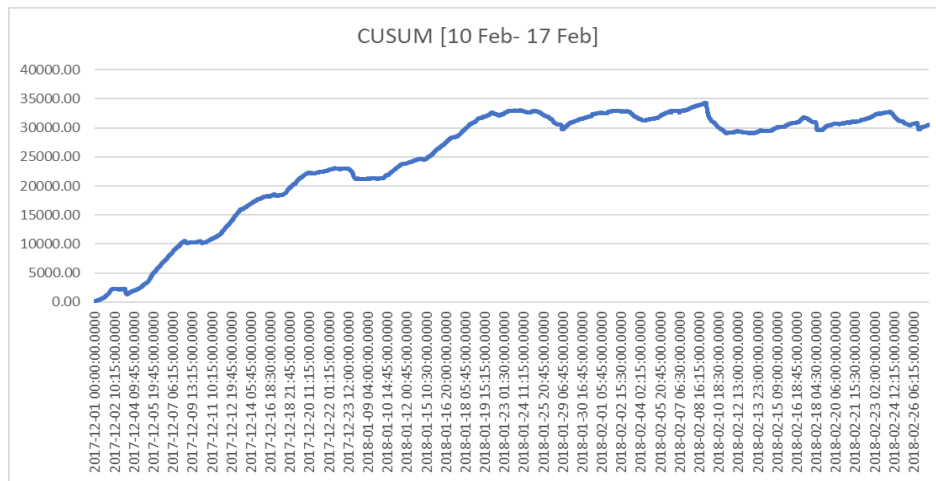


4.CUSUM Dec 2017- Feb 2018, periodo setup 1-7 Dec

-Si può notare in questo caso che rispetto al nostro periodo di setup scelto, il trend dei consumi successivi è nettamente decrescente.

Da questo si può dire con ragionevole certezza che non è il nostro periodo ottimale ricercato. Quindi si procederà con l’analisi di un altro periodo.

-Nella seconda analisi si è preso come range temporale di interesse quello che va dal 10 Febbraio 2018 fino al 17 Febbraio 2018, il quale presenta il gradiente maggiore delle altre 2 rette estrapolate (retta di colore verde nel grafico sovrastante).



5. CUSUM Dec 2017- Feb 2018, periodo setup 10-17 Feb

Si può subito vedere che questa seconda baseline è più rappresentativa di un consumo ottimo.

- Mentre nel primo periodo di setup scelto si può riscontrare un aumento dei consumi (rispetto al nostro periodo di riferimento); nel secondo invece si nota che tutti i dati di consumo sono in aumento rispetto al nostro periodo scelto.
- Nell'analisi in questione i dati dell'ultimo periodo preso sono stati quindi utilizzati come quelli di consumo ottimale.

Tramite l'implementazione dell'algoritmo GDA su MATLAB, ricavo i parametri della nostra linea di tendenza (per semplicità di tipo lineare poiché è in funzione del solo numero di scocche).

Non viene utilizzato in questo caso il metodo analitico poiché mediante il GDA è possibile anche visualizzare l'andamento della funzione di errore e quindi della convergenza.

Di seguito viene riportato il codice implementato per la ricerca dei nostri valori.

```

1 - clear all
2 - close all
3 - clc
4
5 - BB=load('dati.txt');
6
7 - % data(:,1)=AA(:,2);
8 - % data(:,2)=AA(:,1);
9 - alpha=0.001;
10 - % mm=length(data(:,1));
11 - c0_s=100;
12 - cl_s=0.3;
13
14 - data=sortrows(BB,1);
15 - mml=length(BB);
16 - ndel=ceil(0.1*mml);
17
18 - for jj=1:ndel
19 -     data(1,:)=[];
20 -     % data(end,:)=[];
21 - end
22 - CONSUMI=data(:,1);
23 - SCOCHE=data(:,2);
24 - mm=length(data);
25 - for it=1:50000
26 -     cost=0;
27 -     cost1=0;
28 -     for yy=1:mm
29 -         j1=(c0_s+cl_s.*data(yy,2)-data(yy,1));
30 -         cost=cost+j1;
31 -         j2=((c0_s+cl_s.*data(yy,2)-data(yy,1))
32 -         cost1=cost1+j2;
33 -     end
34 -     c0(it)=c0_s-(alpha./mm)*cost;
35 -     cl(it)=cl_s-(alpha./mm)*cost1;
36 -     c0_s=c0(it);
37 -     cl_s=cl(it);
38 - end
39 - res=c0(end)
40 - res2=cl(end)
41 - % figure
42 - % plot(c0)
43 - % grid on
44 - % figure
45 - % plot(cl)
46 - % grid on

```

6. Algoritmo MATLAB "Gradient Descent Algorithm"

6.5.1 Risultati PP

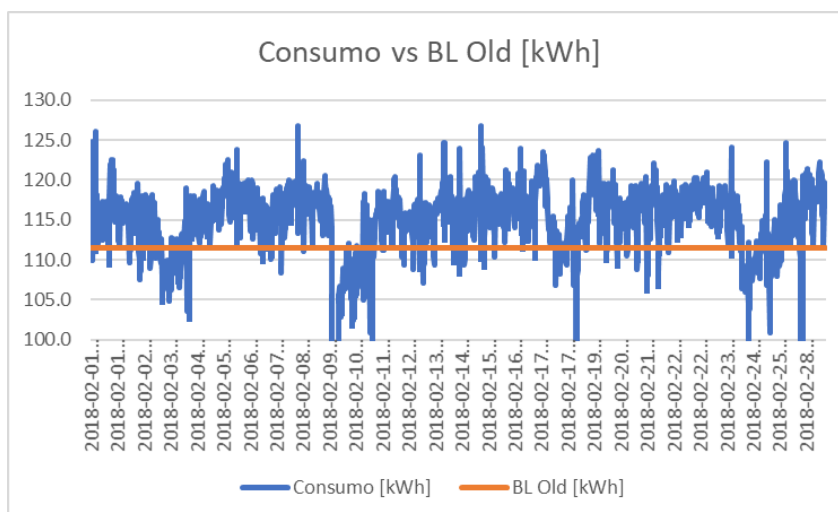
Utilizzando i parametri ricavati dalla nostra precedente analisi, si sono potute ricavare le nostre linee di “baseline” ottimale. Di seguito vengono riportati i vari casi presi in esame per valutare la funzionalità della metodologia proposta.

● ANALISI PER FEBBRAIO 2018, ZONA FOGLIA BONDER L1

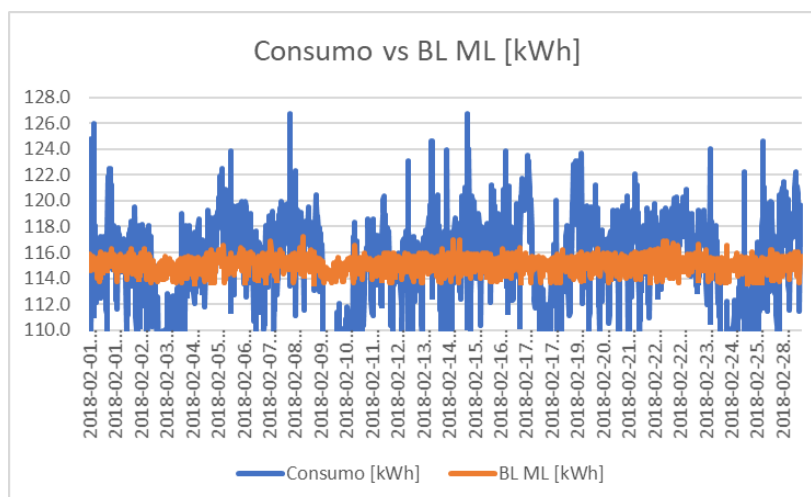
Di seguito vengono riportati i grafici che rappresentano le differenze tra il metodo precedente e quello nuovo implementato, per il mese di Febbraio utilizzando i dati storici di consumo/scocche dei mesi da Dicembre a Gennaio.

Come periodo di setup si è preso, secondo i criteri del paragrafo 6.3, quello del periodo che va dal 19 al 26 Gennaio 2018.

La zona presa in esame è la BONDER L1, mentre il vettore energetico è quello dell’energia elettrica per forza motrice (VH019).



7. Consumi Feb 2018 vs. Baseline Old



8. Consumi Feb 2018 vs. Baseline ML

Come risultato di questa analisi si è ottenuta una complessiva diminuzione delle perdite, come si era previsto fin dall'inizio, dato che dalla baseline vecchia si ottenevano valori di consumo sottostimati.

Questo ha portato a una chiara sovrastima delle perdite.

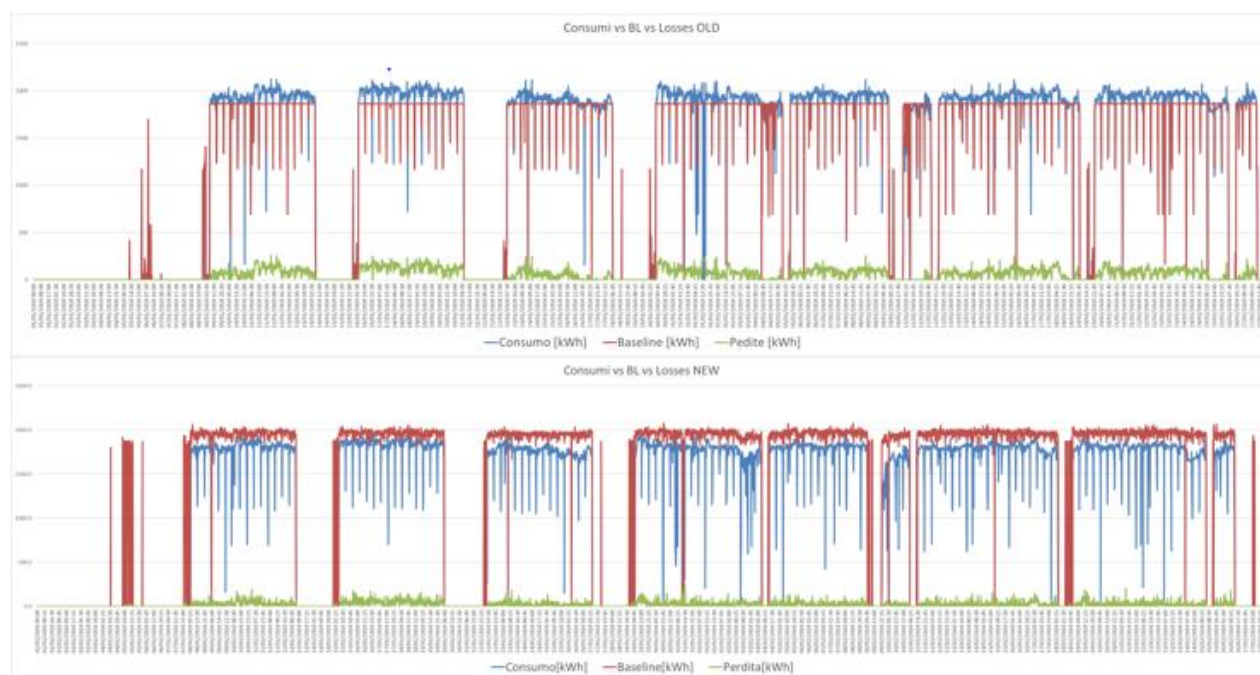
Inoltre si può notare che il trend della baseline che si è ricavato segue molto bene il consumo, mentre nel caso precedente mediante l'adozione di una baseline costante si ottenevano valori di perdite eccessivamente alti che portavano ad una difficile identificazione delle perdite reali ed effettive.

Con il metodo di Machine Learning implementato si rileva una diminuzione di circa il 50% delle perdite rispetto al caso precedente, con un andamento della nuova baseline che approssima molto bene il trend dei consumi reali.

TOT.LOSS OLD [kWh]	TOT.LOSS NEW [kWh]
9534.78	3379.20

● ANALISI PER GENNAIO E FEBBRAIO 2018, ZONA MADRE PAINT

Di seguito sono riportati i risultati per l'analisi condotta nella zona Paint, stimando i consumi del periodo Gennaio/Febbraio mediante i dati di Dicembre [VH019/Perdita per sovraconsumo]:



9. Confronto BL Old & New, zona madre "Paint", Gen-Feb 2018, E.E. Forza Motrice

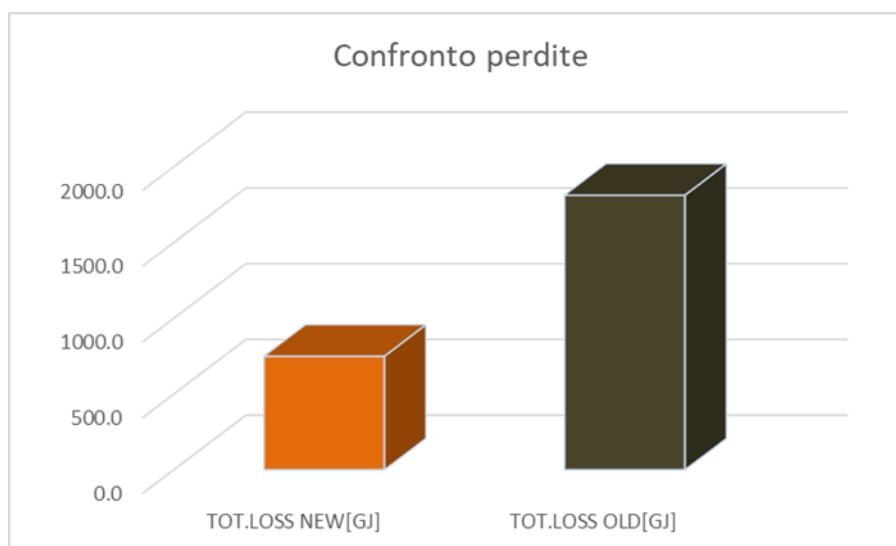
4

- Avendo estratto i dati dal DB di consumo e scocche, dato che molte sottozone hanno diversi misuratori di scocche, si è fatto un calcolo diverso per ogni sottozona foglia.
- Per ricavare i dati delle zone padri (es. consumo, valore di baseline, perdita) si è eseguita la somma algebrica delle zone foglie.
- La scelta del periodo ottimale da utilizzare per ogni zona foglia è stato eseguito con il metodo precedente.

In questo caso come previsto si è assistita a una netta diminuzione delle perdite, si evidenzia una riduzione di più del 50%.

Questo sicuramente è dovuto a due motivi:

1. Il metodo utilizzato segue il «carico», ovvero il consumo è proporzionale alla produzione, ciò si vede chiaramente dall'ottima approssimazione del carico.
2. Le Baseline ricavate sono sicuramente molto meno conservative rispetto alle precedenti, che invece erano risultate eccessivamente sottostimate.
3. Il consumo viene previsto secondo la storia che ha avuto quella zona.



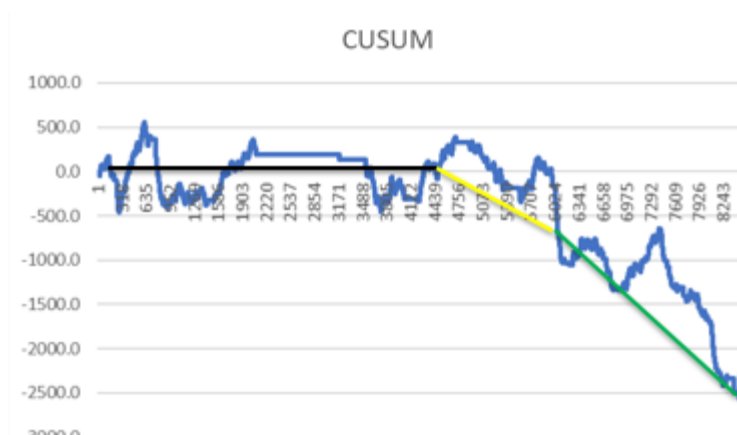
TOT.LOSS NEW[GJ]	TOT.LOSS OLD[GJ]
748.5	1811

● ANALISI PER MARZO 2018, ZONA MADRE BODY

In questa analisi si sono valutate le perdite del mese di Marzo, utilizzando come BL dei valori estratti da Gennaio a Febbraio, per la zona Body.

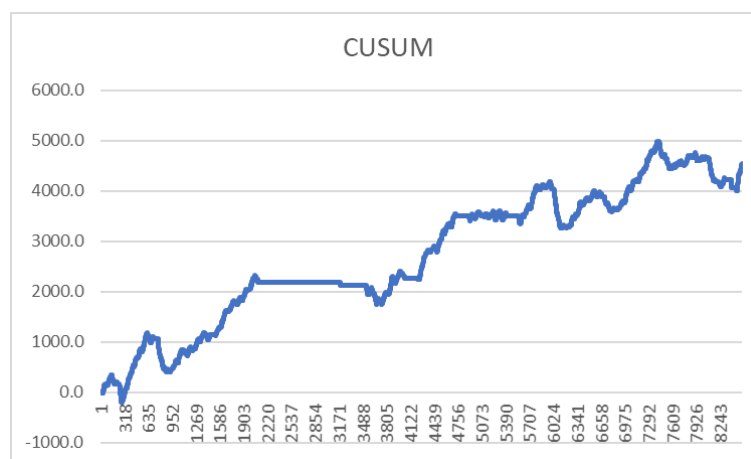
Per ogni zona «foglia» si è valutato il periodo ottimale tramite CUSUM e coefficiente angolare delle rette estrapolate.

Es. calcolo zona figlia Parti Mobili 520:



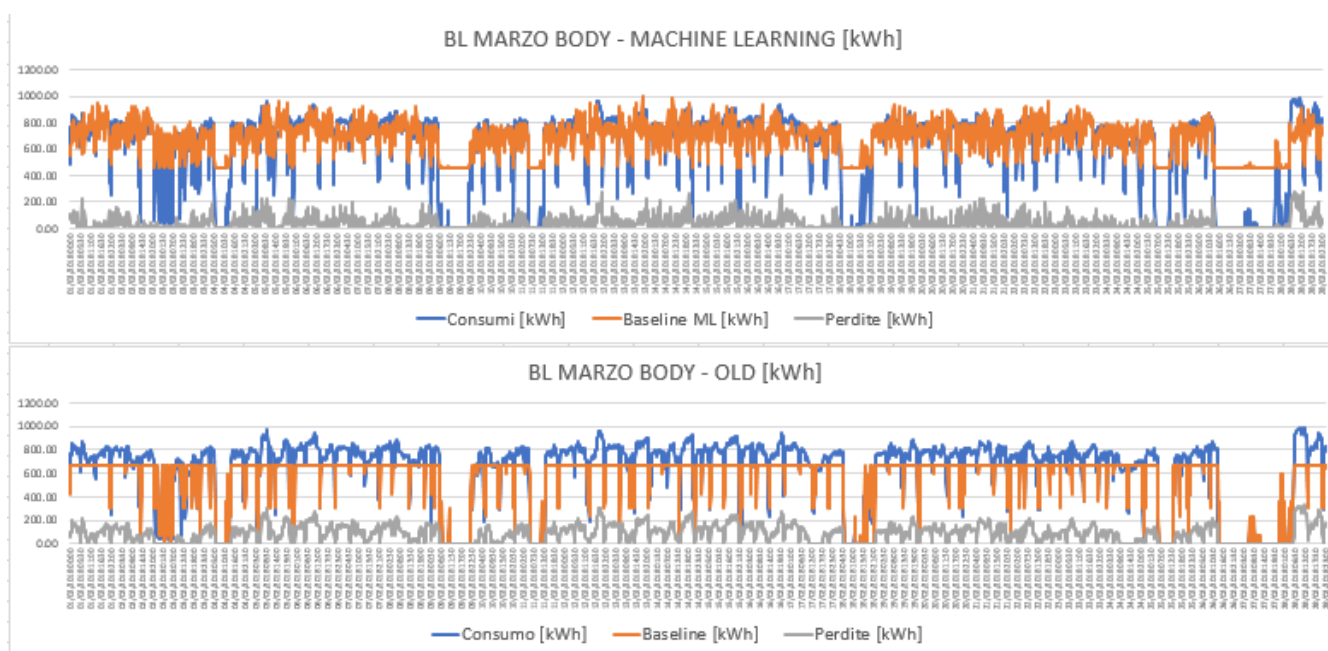
10. CUSUM Gen-Feb 2018, zona Parti Mobili 520, periodo setup 1- 23 Gen

Scegliendo i dati riferiti al periodo indicato dalla retta di colore verde (ovvero quella con il coefficiente angolare minore), si ottiene il seguente CUSUM con consumi crescenti.



11. CUSUM Gen-Feb 2018, zona Parti Mobili 520, periodo setup 17-28 Feb

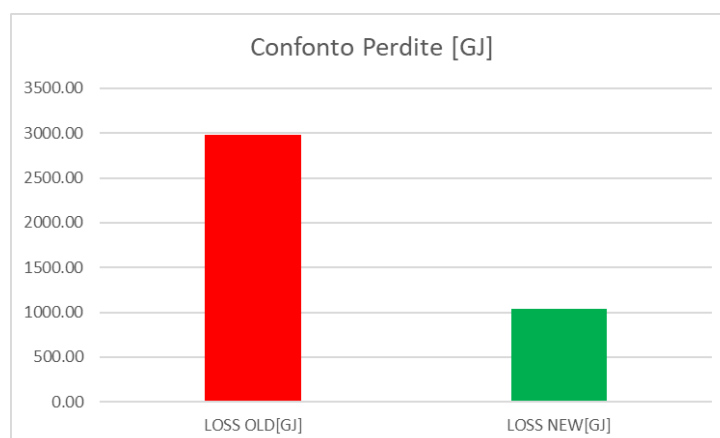
Di seguito vengono riportati i risultati e i grafici ottenuti dall'analisi effettuata.

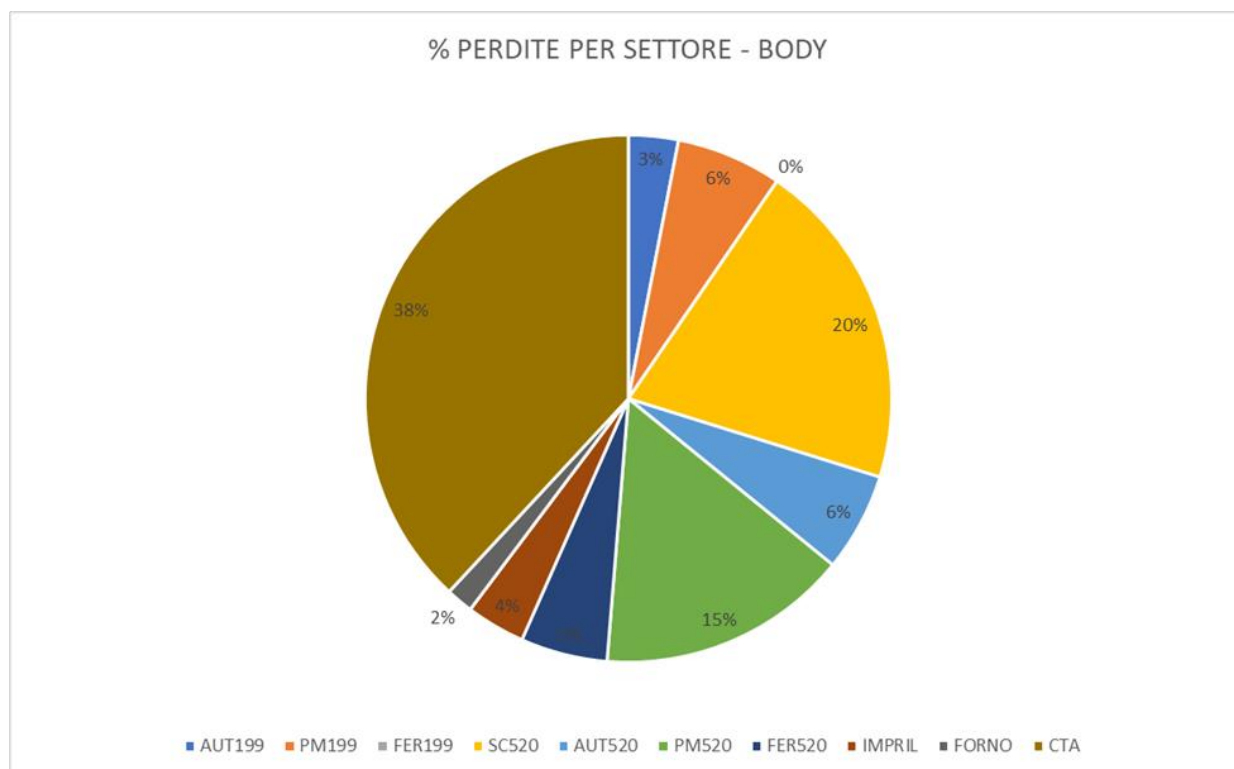


12. Confronto risultati BL New/Old, Marzo 2018 / zona Body / E.E Forza Motrice

- Dai grafici della slide precedente si può notare come la nuova BL approssima molto bene i consumi rispetto alla precedente.
- Le perdite rilevate sono decisamente inferiori (di circa il 50%) anche considerando una macro-zona come «Body».
- In definitiva, dai diversi test effettuati, si è visto che si necessitano almeno **3 mesi** di storico rispetto al periodo preso in esame per l'individuazione del periodo di consumo "ottimale" da utilizzare come riferimento per il calcolo della retta di regressione secondo la quale poi si andranno a calcolare i consumi previsti.

Chiaramente il periodo "ottimale" non deve essere un periodo di fermo o di produzione a ritmi ridotti.





13. Ripartizione percentuale perdite zona Body, con metodo Machine Learning

6.5.2 Analisi BL con aggregazione di dati settimanali

In questo paragrafo verrà discussa e analizzata la generazione delle baseline utilizzando non più dati con cadenza quartoraria ma settimanali.

L'aggregazione dei dati viene effettuata eseguendo la somma, per una data settimana di produzione, sia dei consumi che delle variabili indipendenti (produzione).

I dati grezzi sono stati ottenuti dal database con cadenza quartoraria.

Si intende quindi valutare se l'equazione ottenuta sia adatta al nostro periodo di riferimento, ovvero quello quartorario, dato che il nostro sistema lavora con questo range temporale.

Dalla seguente tabella si possono vedere i dati aggregati settimanali per la zona Bonder L1, vettore VH019 (E.E Forza Motrice).

Aggregazione Settimanale (Dec/Gen-> Feb)		
# sett. Dec	Consumo[kWh]	Produzione
1	63610.1	6802.0
2	58549.0	7095.0
3	60683.5	6427.0
4	non produttivo	non produttivo
#sett. Gen	Consumo[kWh]	Produzione
1	non produttivo	non produttivo
2	55312.1	6606.0
3	54033.4	6188.0
4	68190.0	7831.0

Tabella 6. Aggregazione settimanale Dec-Gen

La retta di regressione estrapolata, presenta una quota fissa $c_0=10534$ kWh mentre una quota variabile pari a $c_1=7.2571$ kWh/produzione.

Questa equazione non può essere utilizzata per una simulazione real time come quella nel nostro caso. Essa darebbe valori di BL eccessivamente elevati (poiché questa viene estratta con dati settimanali e non quartorari), ciò porterebbe ad analisi grossolanamente errate.

Si sono valutate le perdite a livello settimanale del mese di Febbraio utilizzando la retta di regressione estrapolata precedentemente (vedi Tab.6).

Feb	Consumo[kWh]	Scocche	Consumo Previsto[kWh]	Perdite [kWh]
1	47413.3	5333.0	49236.1143	0.0
2	64368.5	7580.0	65542.818	0.0
3	69386.3	8438.0	71769.4098	0.0
4	72673.2	8752.0	74048.1392	0.0

Tabella 7. Consumo previsto Febbraio con retta estrapolata con dati di Dicembre e Gennaio

Da come si vede dalla tabella sovrastante, il consumo previsto risulta per tutte e 4 le settimane prese in esame minore del consumo effettivo.

Questo porta ad avere perdite pari a zero, quando invece dalle analisi real-time le perdite ottenute sono rispettivamente 9534 kWh nel caso di BL Old e 3380 kWh con la BL generata con metodo di Machine Learning.

Quindi si può dire che l'equazione generata da dati con aggregazione settimanale in questione non può essere utilizzata per le analisi in real time, ma solamente a consuntivo.

6.5.3 Metodo per validazione finale del periodo di setup

Per validare il nostro periodo di setup inoltre si intende effettuare una successiva procedura di valutazione sul coefficiente di correlazione della caratteristica settimanale generata con aggregazione giornaliera.

Di seguito verrà proposto il metodo per la seguente validazione.

- 1) Dopo aver scelto il periodo di setup o “ottimale”, si aggregano i suoi dati con cadenza giornaliera per estrapolare la successiva caratteristica o linea di tendenza;
- 2) Avendo aggregato i dati, si procede con il GDA per valutare i coefficienti dell’equazione e soprattutto il coefficiente di correlazione R^2 .

Un alto valore di R^2 significa alto grado di correlazione e quindi si può definire il periodo scelto come statisticamente utilizzabile.

Di contro un basso R^2 indica una bassa correlazione, che potrebbe essere indice di una scelta del gruppo di regressori meno appropriato.

- Zona figlia Body – FER520 / VH019

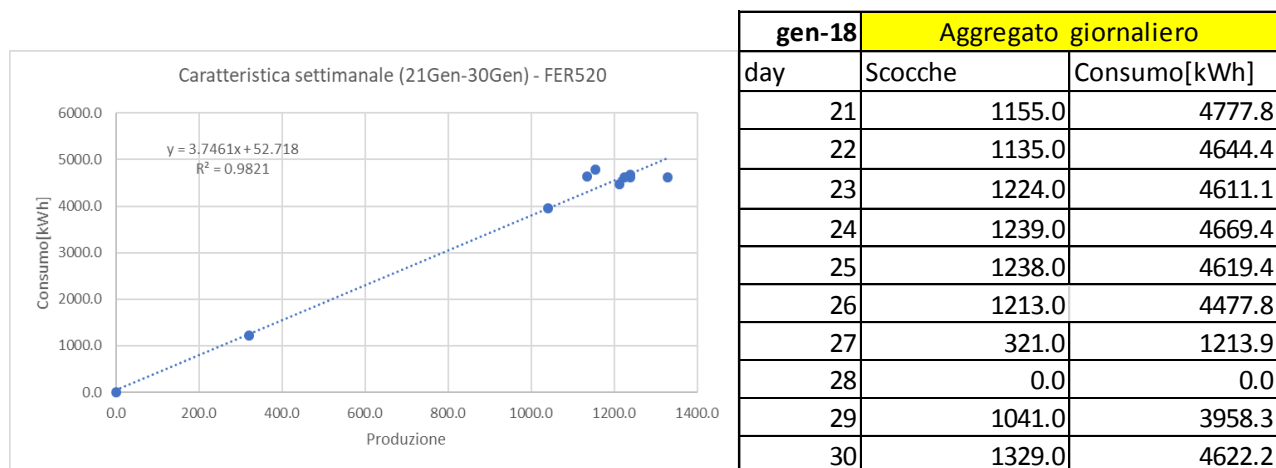


Tabella 8. Caratteristica settimanale 21-30 Gen, FER520

Di seguito si riporta l’analisi effettuata per il periodo di setup scelto precedentemente per la zona FER520/vettore E.E. Forza Motrice.

Dopo avere aggregato i dati giornalmente, si traccia la retta di tendenza, che risulta avere un R^2 molto alto, pari a 0.982. Quindi possiamo validare il nostro periodo scelto avendo le nostre variabili una forte correlazione, quindi i regressori predicono bene il valore della variabile dipendente.

-2 BonderL1 / VH019

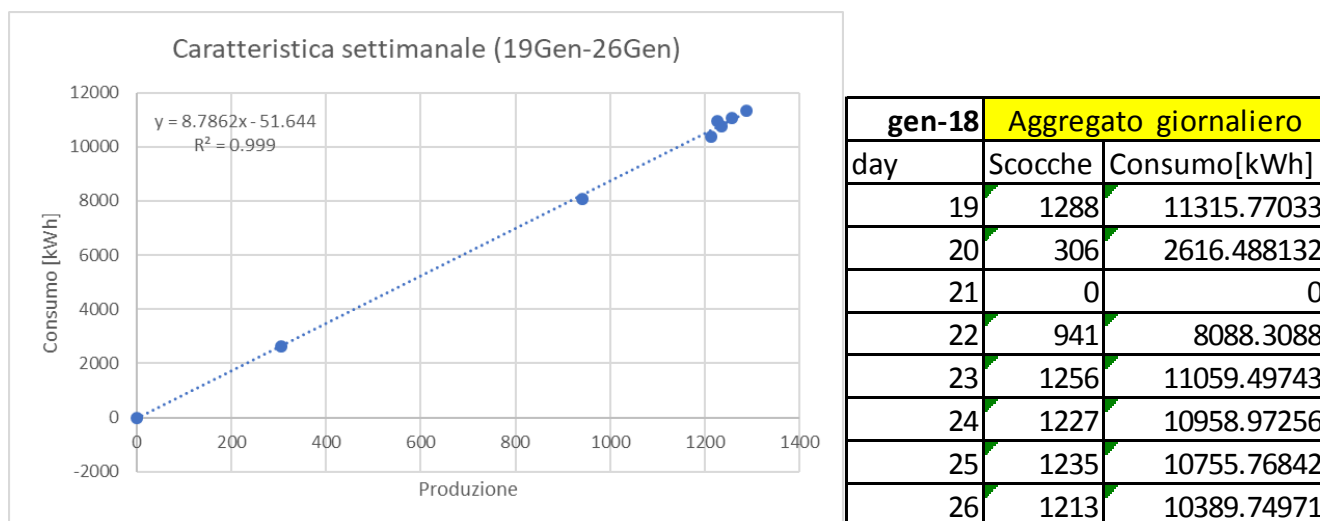


Tabella 9. Caratteristica settimanale 19-26 Gen, Bonder L1

Di seguito si riporta l'analisi effettuata per il periodo di setup scelto precedentemente per la zona Bonder L1/vettore E.E. Forza Motrice.

Dopo avere aggregato i dati giornalmente, si traccia la retta di tendenza, che risulta avere un R^2 molto alto, pari a 0.999. Quindi possiamo validare il nostro periodo scelto avendo le nostre variabili una forte correlazione, quindi i regressori predicono bene il valore della variabile dipendente.

6.5.4 Analisi BL per vettori stagionali

Negli stabilimenti di produzione per certi vettori detti "stagionali" (es. Acqua refrigerata tecnica, acqua di raffrescamento per ambienti, calore tecnico stagionale, calore per riscaldamento, ecc..) si possono utilizzare come variabili dipendenti non più solo la produzione ma si può anche mettere in relazione un parametro fisico esterno come la temperatura esterna.

Il metodo con cui verrà estratta la baseline è uguale al precedente, con l'unica eccezione del parametro preso come variabile dipendente. In questo caso conviene non prendere uno storico di dati molto lungo e si deve fare attenzione a non prendere periodi stagionalmente diversi.

Di seguito viene proposta un'analisi per la zona Cabine Smalto e per il vettore Calore per Riscaldamento per il mese di Aprile 2018.

In questo caso è stata calcolata la nuova BL usando come storico i dati dei due mesi precedenti per la ricerca del periodo ottimale.

Dal grafico seguente si nota come i valori di consumo siano contrapposti a quelli della temperatura esterna (oppure volendo si potrebbero impiegare i Gradi Giorno), quindi la dipendenza tra il vettore della zona e la variabile dipendente è molto forte.

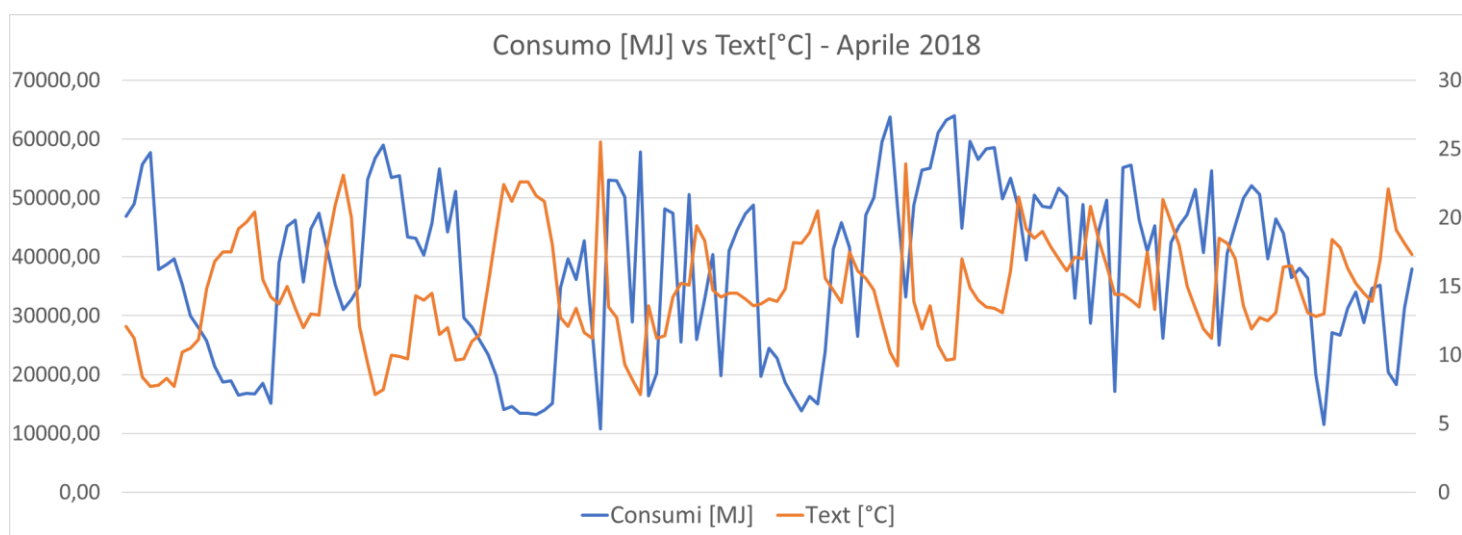
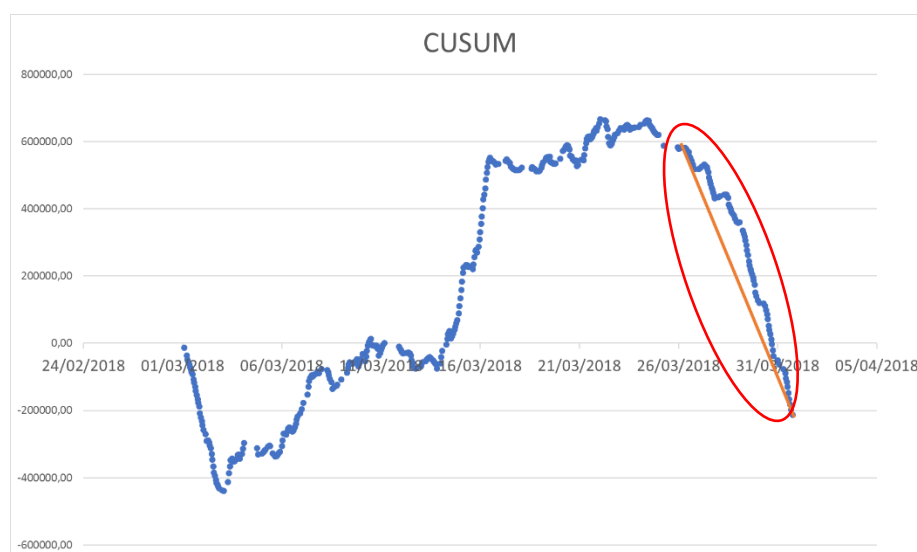


Figura 14. Consumo vs. Temperatura esterna - Cab.Smalto Aprile 2018

Estratti i valori di consumo e di temperatura si è passati a diagrammare il diagramma CUSUM per ricavare il periodo “ottimale” con retta a maggior pendenza, valutando i vari coefficienti angolari estrapolati.



Il periodo ottimale è risultato quello che va dal periodo 24 Marzo -31 Marzo.

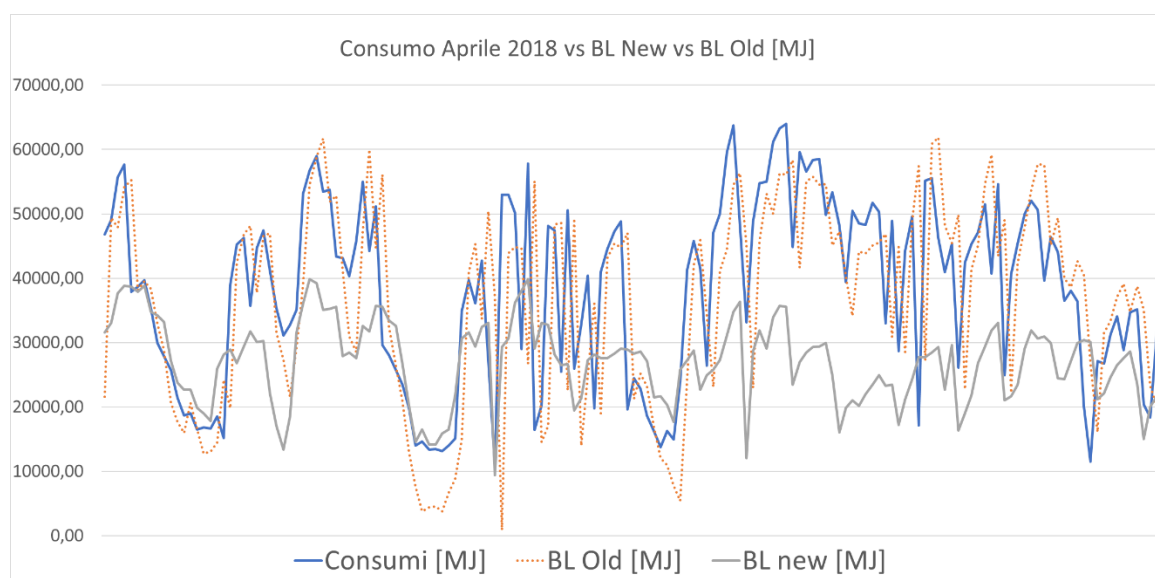


Figura 15. Consumo Aprile 2018 vs BL New vs BL Old VH035

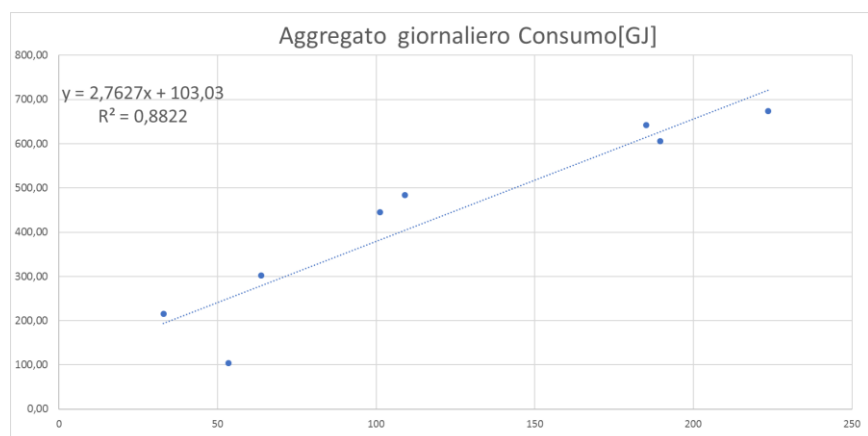
Come risultato si vede che il profile della nuova BL assume valori inferiori di circa il 50% rispetto a quella calcolata tramite le formule indicate dal cliente.

Questo ha comportato un aumento delle perdite di circa il doppio rispetto a quelle elaborate precedentemente.

Come aspetti positivi si può riscontrare un ottimo inseguimento del carico.

Di contro invece si nota che nei mesi finali il comportamento peggiora poichè il valori della BL risultano via via più distanti

Di seguito viene proposto la validazione del periodo di setup tramite aggregazione giornaliera dei dati, questa volta però come parametro vengono valutati i gradi giorno ($T_{opt}=20^{\circ}\text{C}$).



mar-18		Aggregato giornaliero	
day	GG	Consumo[GJ]	
24	223,6	673,42	
25	53,5	104,37	
26	185,04	641,72	
27	189,56	606,34	
28	109,05	483,73	
29	101,14	445,43	
30	63,66	302,19	
31	32,98	215,22	

Si nota che il coefficiente di determinazione della regressione lineare è molto alto, quindi il set di regressori scelto è statisticamente ammissibile.

6.6 Validazione per il Periodo Non Produttivo (PNP)

Altri consumi rilevanti di cui è stato studiato un'ulteriore metodo sono quelli in periodo non produttivo (PNP), dove non essendo possibile avere variabili con le quali correlare i consumi (# scocche=0), è stato proposto un modello di stampo statistico (Montecarlo Method) e non deterministico per valutare le baseline da adottare.

Le ipotesi formulate sono le seguenti:

- Avendo a disposizione una grande mole di dati dallo storico, per ogni tripletta(zona/vettore/perdita), si prende lo storico dei consumi (che deve essere di almeno **2 mesi** prima, quindi per predire Marzo si necessitano i dati di Gennaio e Febbraio).
- Vengono presi i dati dei consumi in un certo range, eliminando possibili «outliers» (impostando una banda di tolleranza) e differenti disturbi (applicando un filtro selettivo «passa-alto» «passa-basso»).

In questo modo si otterranno solamente i consumi ottimali «con plateau» che verranno utilizzati come set di consumi ottimali.

- Estrapolati i dati, viene effettuata un'analisi statistica tramite l'algoritmo del Metodo Montecarlo per stimarne la media e la varianza.
- Successivamente, sempre all'interno del codice, verranno generati dei consumi «baseline» con media e varianza che cercheranno di approssimare il consumo ottimale per quel tipo di perdita.

N.B. Se chiaramente fosse possibile correlare una variabile al tipo di consumo in PNP (es. temperatura esterna, sarebbe possibile implementare il metodo per il PP).

Passando alla parte pratica, segue una analisi che ho effettuato per predire la Baseline PNP per il VH019/BonderL1 dei mesi:

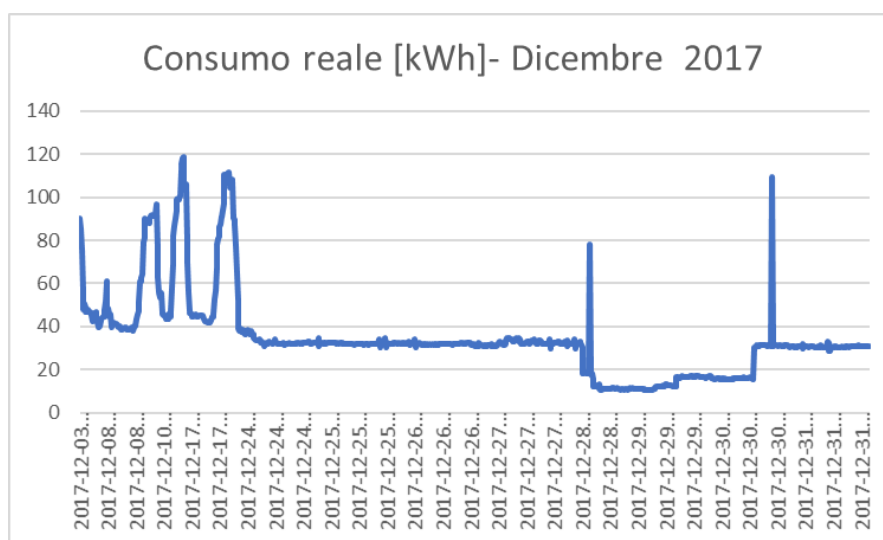
1. Gennaio 2018, utilizzando i dati del Dicembre 2017;

2. Febbraio 2018, utilizzando i dati di Gennaio 2018 e Dicembre 2017.

Dato che la baseline precedente è molto sovrastimata, ci si aspetta che le perdite con la nuova baseline risulteranno maggiori.

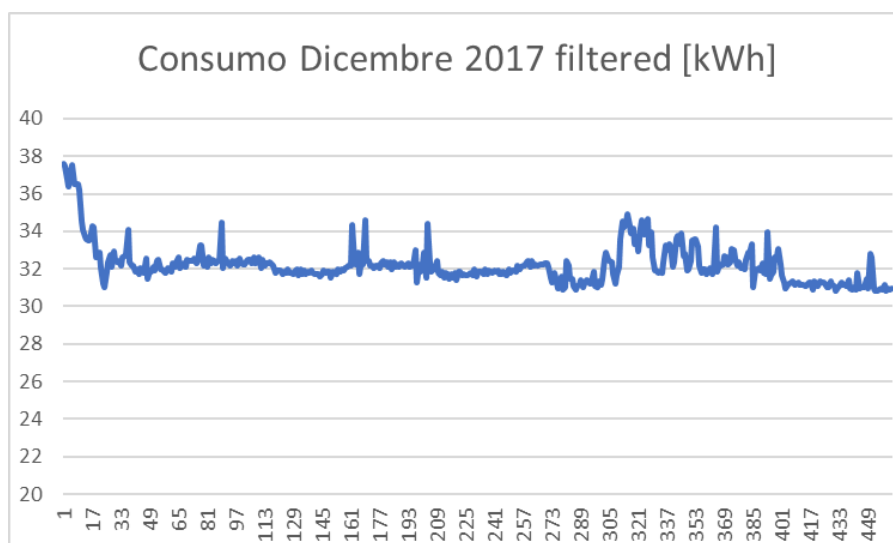
6.6.1 Predizione Baseline Gennaio 2018

Nel caso in questione si mettono in pratica le formulazioni effettuate precedentemente.

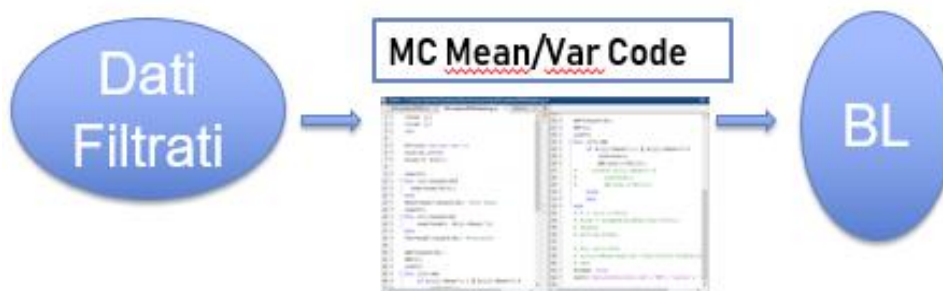


16. Consumo reale Dic 2017, E.E. Forza Motrice [kWh]

Estrapolati i nostri dati del periodo di Dicembre 2017, vengono filtrati tramite l'*MC Filter Code*, per eliminare i dati sporchi e per ricavare solamente i valori di consumo ottimale ricercati.

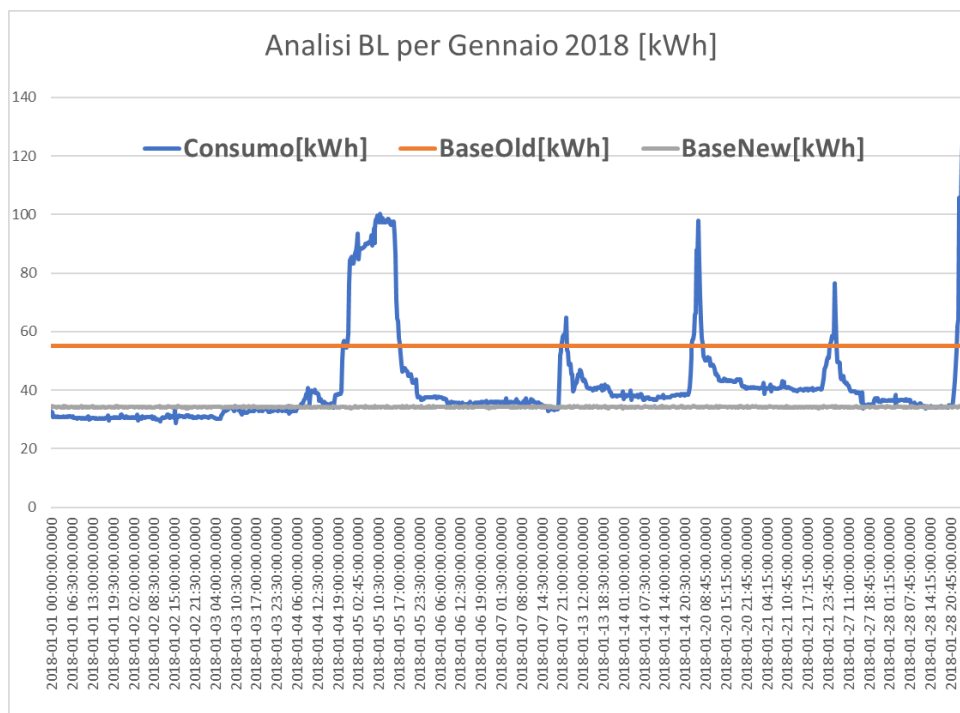


Tramite un algoritmo, che applica il MC code, si riesce ad estrapolare la media e la varianza dei dati elaborati, restituendo dei valori di consumo Baseline per il mese successivo.



Di seguito viene rappresentato il confronto tra i due diversi tipi di baseline. Anche se la nuova BL generata oscilla intorno ad un valore medio con una data varianza ottenuta dalla simulazione precedente, vedremo che il trend ottenuto approssima in maniera molto efficiente il consumo ottimo.

Di seguito è riportata la simulazione della baseline del mese di Gennaio con lo storico di Dicembre filtrato.



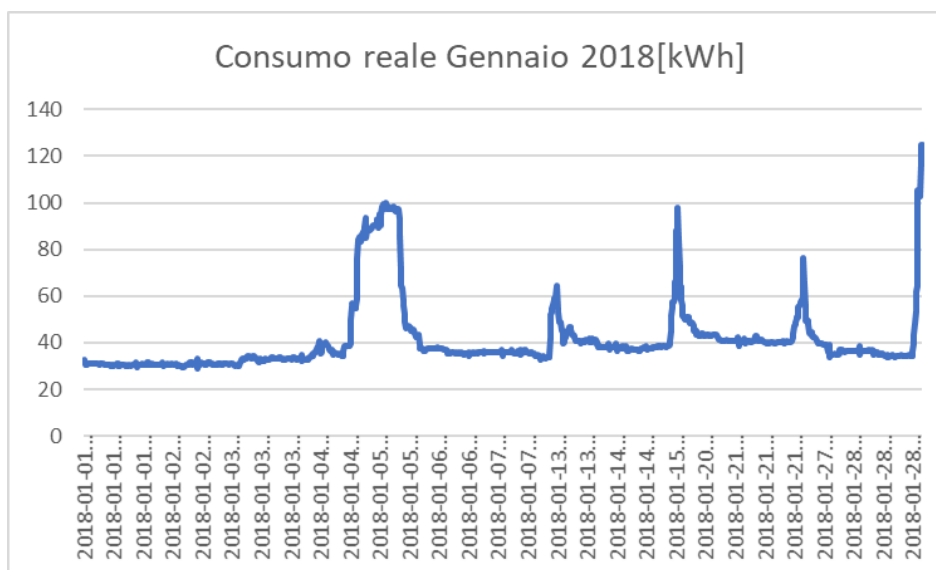
18. Analisi e confronto BL Gen 2018, periodo produttivo [kWh]

- Si nota un'ottima approssimazione del trend ottimale e con un accuratezza molto migliore della precedente BL.
- Molti dei picchi elaborati sono stati dovuti ad errori nella gestione degli impianti, che sono stati accesi impropriamente durante un periodo non produttivo (perdita di tipo StartUp/ShutDown al posto di tipo PNP). Grazie a questo metodo è stato possibile identificarli.
- Le perdite ottenute con la nuova Baseline risultano molto maggiori del caso precedente, poiché la BL precedente era impostata con un valore eccessivamente alto.

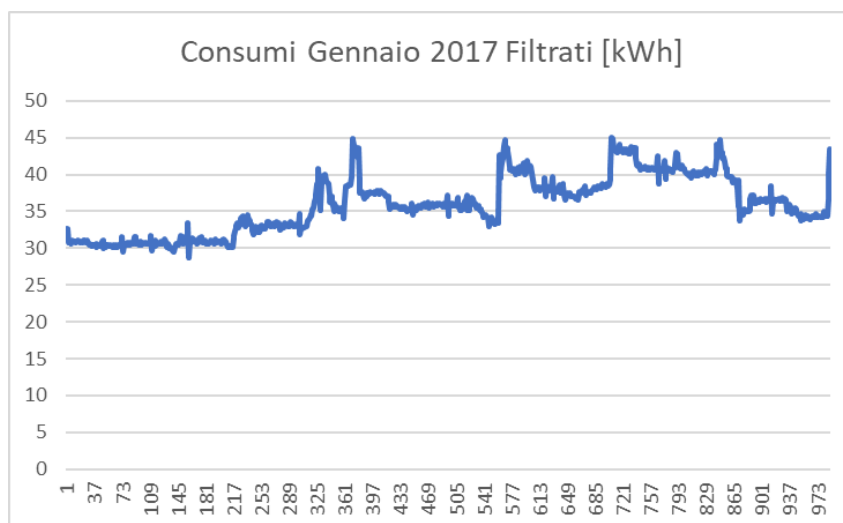
TOT.LOSS OLD[kWh]	TOT.LOSS NEW[kWh]
11910.25	34935.50

6.6.2 Baseline Febbraio 2018 con i dati di Gennaio 2018 e Dicembre 2017.

In questo caso, avendo già i consumi «filtrati» del mese di Dicembre, sarà necessario rifare la stessa operazione con i dati grezzi di Gennaio 2018.



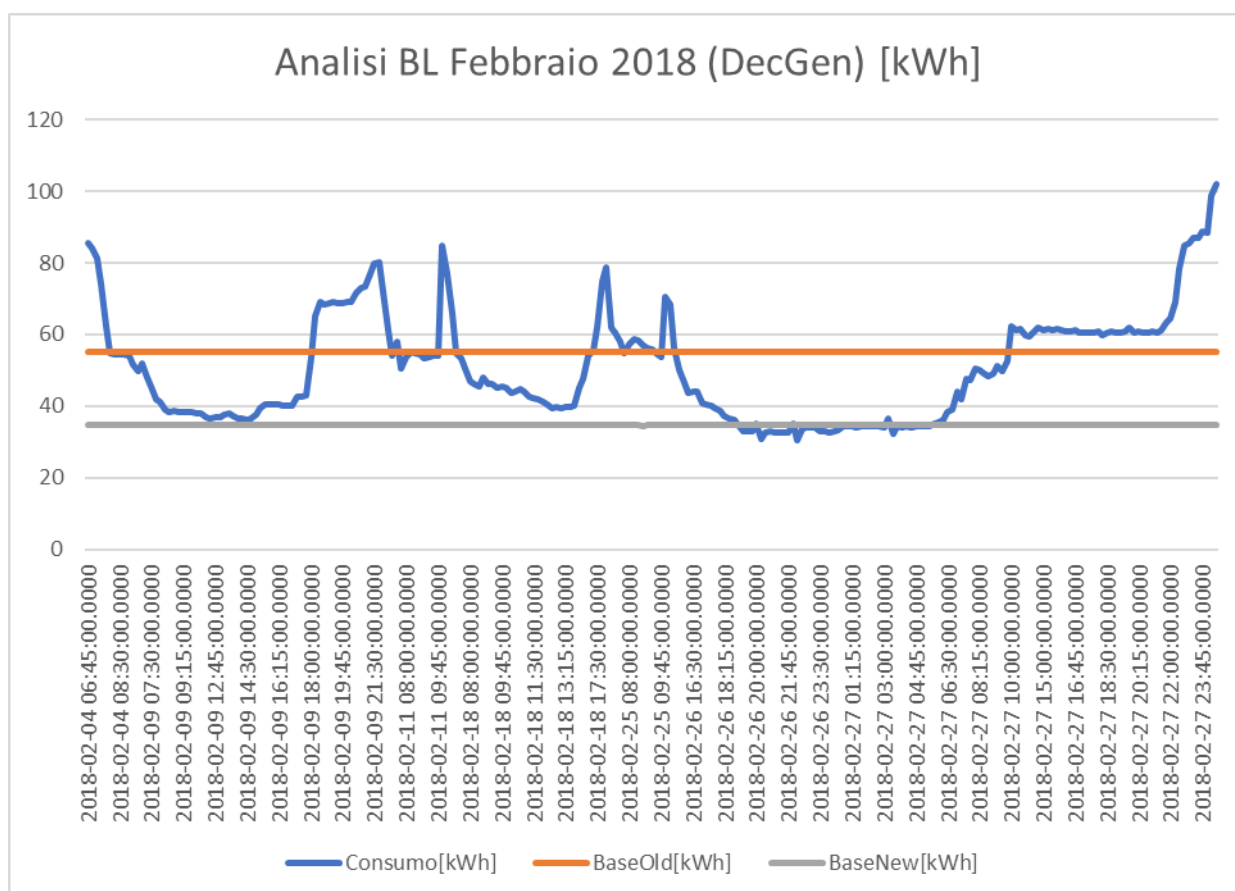
19. Consumo reale Gen 2018, E.E. Forza Motrice [kWh]



20. Consumo filtrato Gen 2018, E.E. Forza Motrice [kWh]

L'operazione successiva in questo caso è stata di unire l'insieme dei dati filtrati di Dicembre e Gennaio e verrà ricalcolata una nuova media e varianza.

Attraverso il «MC Mean/Var Code» sono stati generati i valori random di baseline per il mese di interesse (Febbraio 2018).



21. Analisi e confronto BL Feb 2018 [kWh]

Anche in questo caso vi è un'ottima approssimazione del trend ottimale, ovvero che segue molto bene i consumi di “plateau”.

Analizzando i risultati ottenuti si può notare, come nei casi precedenti, un abbassamento della baseline rispetto a quella precedente.

- Si evidenzia una perdita totale di circa 4 volte più grande rispetto alla precedente.
- Si nota anche che in questo periodo il funzionamento non è stato ottimale, può essere stato "sporcato" da dati del periodo di SU/SD.
- Si può notare anche che nei periodi di «consumo ottimale» (plateau), la curva di baseline generata è molto più affidabile rispetto alla baseline precedente.

6.6.3 Confronto calcolo baseline Aprile 2018 con 1 o 2 mesi di storico dati

In questo paragrafo si intende valutare quale sia il periodo migliore da tenere in conto per la stima della baseline dei mesi successivi.

In questa analisi verranno messe a confronto due baseline diverse per il mese di Aprile 2018.

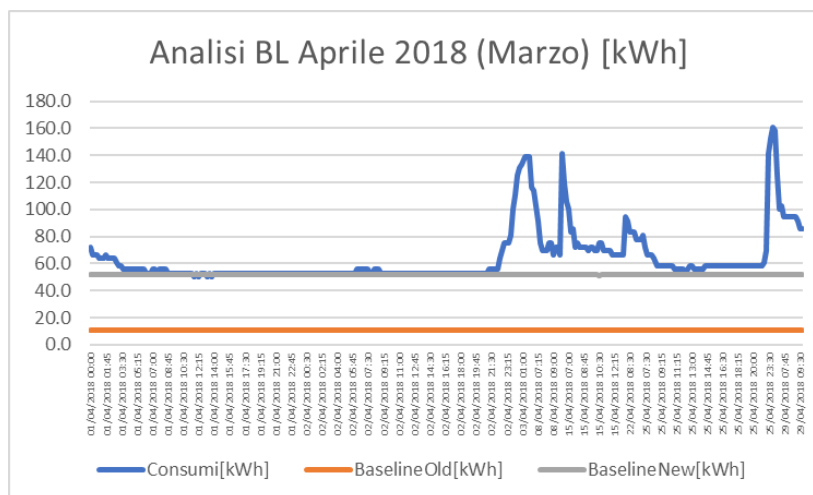
La prima è stata calcolata tenendo conto solo di un mese di storico dati, ovvero quello di Marzo 2018.

Nella seconda invece si è preso come set di dati quello dei mesi di Febbraio e Marzo 2018.

Come già si è visto dalle analisi precedenti, ci si aspetta che le analisi effettuate con un mese di storico siano più attendibili e affidabili poiché il loro trend rispetto a quello valutato con due mesi di storico risulta con valori assoluti di BL più bassi, che portano a una cautelativa sovrastima delle perdite.

●ANALISI BL APRILE 2018, CON STORICO DI FEBBRAIO 2018

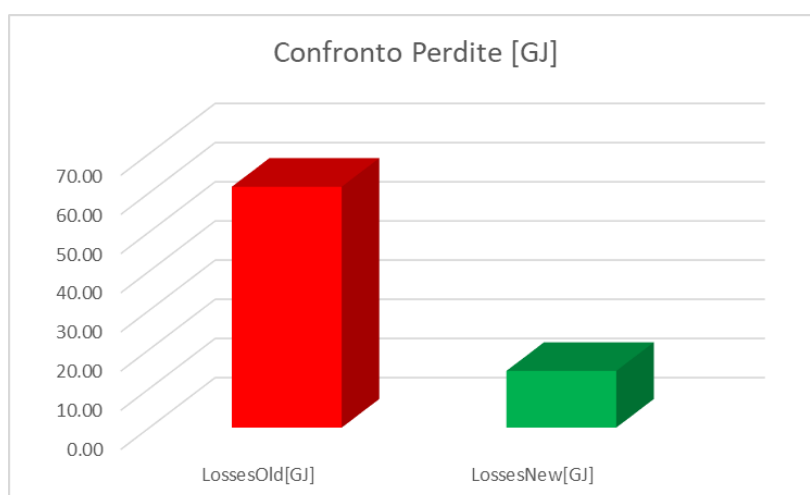
In questa analisi si è preso come periodo di validazione Aprile 2018, valutando la baseline PNP con i dati del solo mese precedente (Marzo 2018).



22. Analisi e confronto BL Aprile 2018, storico di Marzo [kWh]

I risultati di questo test sembrano chiari, la baseline generata con il metodo di ML (retta di colore grigio) si appresta con valori molto vicini a quelli di “plateau” e la stima delle perdite risulta molto più affidabile rispetto al caso della baseline generata con il metodo attuale (retta di colore arancio).

Nell’istogramma seguente si vedrà il confronto delle perdite generate con i due metodi differenti.



In questo caso le perdite generate con il metodo attuale si attengono sui 62 GJ, questo valore è dato dalla eccessiva sottostima del valore di baseline che generano una sovrastima dei valori delle perdite.

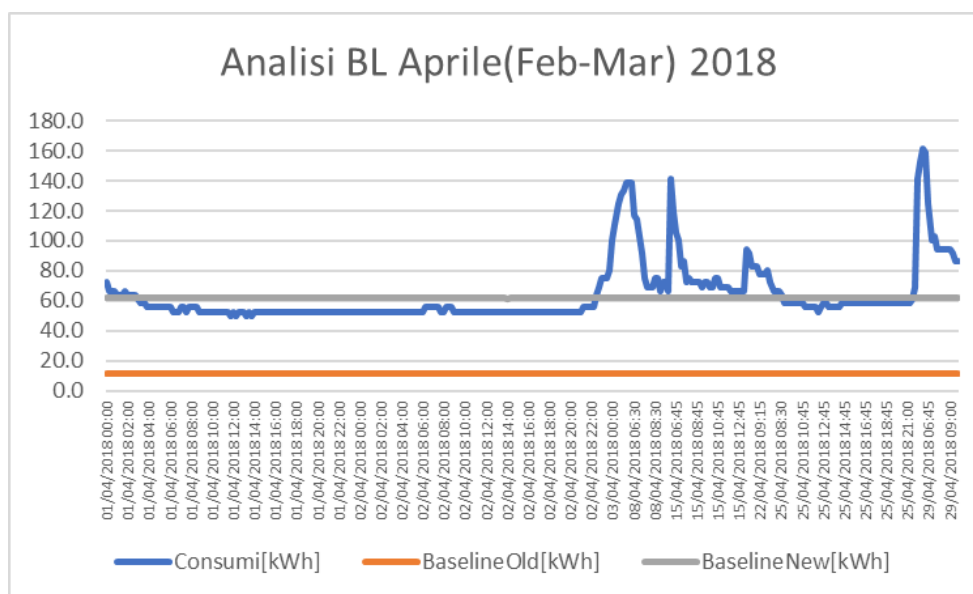
Col nuovo metodo invece le perdite valutate si apprestano sui 15 GJ , quindi si ha avuto una riduzione delle perdite di circa il **75%** rispetto al caso precedente!

Nel paragrafo successivo si vedrà invece l'analisi effettuata per lo stesso periodo, ma con due mesi di storico, per valutare i mesi di storico da estrarre per ottenere dei valori di BL più affidabili possibili.

●ANALISI BL APRILE 2018, CON STORICO DI FEBBRAIO & MARZO 2018

In questa analisi sono andato a simulare la BL di Aprile con lo storico dei consumi dei mesi di Marzo e Aprile.

Dato che per la simulazione della BL si tiene conto dello storico di due mesi di dati, ci si aspetta che la BL generata sia meno affidabile di quella creata con il mese precedente come storico.

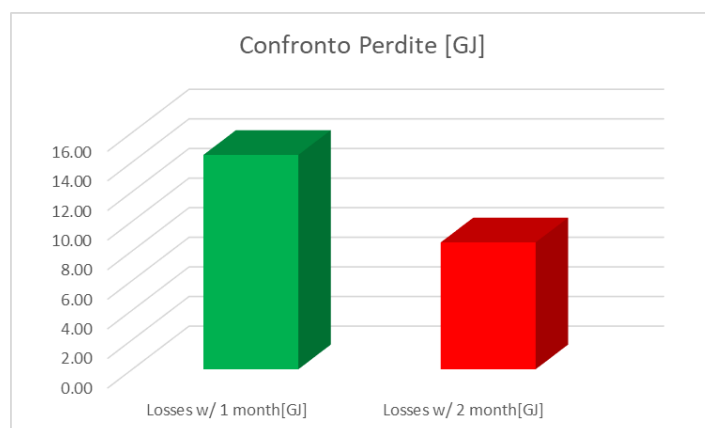


23. Analisi e confronto BL Aprile 2018, storico di Marzo e Febbraio [kWh]

Come si vede dal seguente grafico la BL generata risulta sempre più performante rispetto a quella generata attualmente, di contro si nota che i valori generati sono più alti di quelli ottenuti con un solo mese di storico.

Questo comporterà sicuramente una ulteriore diminuzione delle perdite, ma se ci volessimo mettere nelle condizioni più conservative possibili sicuramente si prenderà come BL di riferimento quella generata con il solo mese precedente di storico.

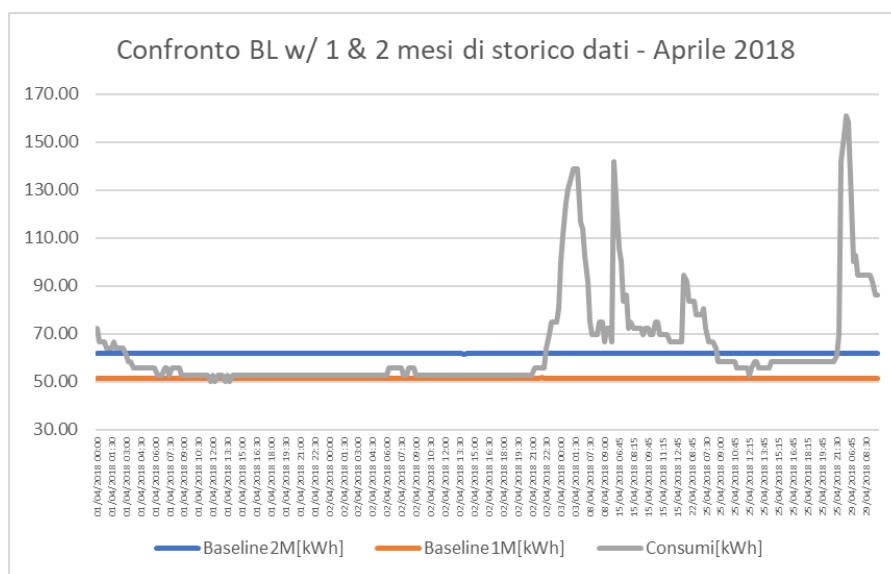
Di seguito viene proposto il confronto tra le perdite ottenute con 1 e 2 mesi di storico.



I risultati di questa analisi indicano che le perdite generate con 2 mesi di storico (14.5 GJ) risultano quasi la metà di quelle generate con un solo mese (8.5 GJ).

Quindi risulta più conveniente utilizzare uno storico riferito al solo mese precedente per stimare le baseline, così da avere una stima conservativa delle perdite che risultano comunque molto più affidabili.

Inoltre, il metodo ottenuto risulta più automatizzato di quello utilizzato allo stato di fatto. Di seguito viene proposto il confronto delle due BL generate con due storici di dati diversi. La retta arancione rappresenta i valori di BL generati con un mese di storico (51.3 kWh), mentre quella di color blu rappresenta la BL generata con due mesi di storico (61.7 kWh).

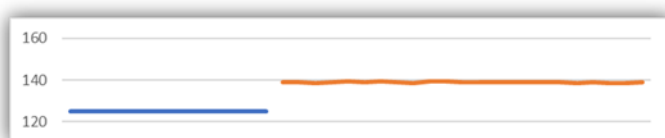


24. Analisi e confronto BL Aprile 2018 con 1 e 2 mesi di storico[kWh]

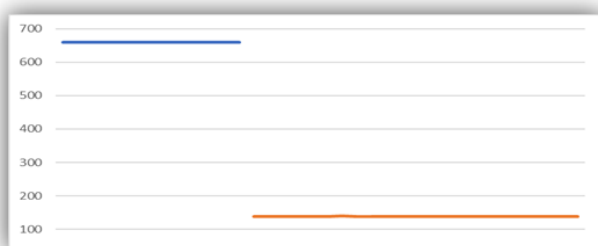
6.7 Regole di implementazione

La Baseline che verrà generata però, per essere poi effettivamente implementata deve rispettare diversi requisiti in modo tale da rispettare il metodo di continuo miglioramento dettato del WCM.

1. Se i valori di baseline generati per il nuovo mese saranno maggiore di quelli precedenti, essi saranno scartati e il sistema continuerà a lavorare con l'ultima baseline utile se il vettore è non stagionale.



2. Se i valori di baseline generati avranno una variazione troppo accentuata (es. valore del 50% differente da quella precedente) saranno anch'essi scartati e si continuerà a lavorare con l'ultima baseline utile.



3. Vi sarà anche una banda di tolleranza che dovrà essere fissata, affinché possibili errori grossolani possano essere direttamente by-passati.

Si potrebbe pensare a generare una banda che abbia come limite inferiore l'ultimo di baseline registrato moltiplicato per un fattore di 0.1 e come limite superiore l'ultimo di baseline registrato moltiplicato per un fattore 2.

Questo verrà utilizzato per scartare valori eccessivamente alti o bassi di Baseline.

6.8 Validazione BL generate mediante analisi sul campo

L'obiettivo dello studio in questione è quindi consistito nello sviluppo di una metodologia mediante la quale si potessero estrarre valori di baseline di consumo, secondo vettore energetico/zona/tipo di perdita, in base allo storico riferito a questi dati parametri.

L'indagine effettuata è dunque di tipo esclusivamente statistico, che è servita ad ottenere dei valori migliori rispetto alla situazione allo stato di fatto.

Il metodo utilizzato in precedenza non rispecchiava i valori di consumo ottimale, sovrastimandoli o sottostimandoli, facendo scattare allarmi agli operatori anche qualora non ci fosse una reale perdita.

Il problema che rimane aperto ad un ulteriore approfondimento è quello di cercare di confrontare i valori di baseline generati con quelli ottenuti mediante misure fisiche e rilevazioni da campo.

A causa dell'indisponibilità dello stabilimento ad effettuare questo tipo di misure per comprovare i risultati ottenuti analiticamente si consiglia a chiunque utilizzasse questo metodo di cercare un riscontro con dei parametri fisici, secondo un metodo di tipo **deterministico**, per l'adozione di questi valori di consumo ottimale.

Tra le indagini sul campo che si propongono per confermare i risultati ottenuti vi sono:

- 1) Analisi dei dati di targa delle macchine della zona presa in questione,
- 2) Caratterizzazione del processo (es. cataforesi, bonder, smalto, ecc..),
- 3) Analisi dei guasti o fuori controllo che provocano perdite di energia consistenti già allo stato di fatto,
- 4) Caratterizzazione energetica delle singole macchine/impianti,
- 5) Misurazione di parametri fisici sulle singole macchine/impianti.

È importante essere consapevoli che il carico di baseline non può essere abbassato oltre un certo limite tecnico, né eliminato.

Questo però può essere sicuramente ridotto nel tempo, mediante indagini sulle attività che lo determinano.

Ad esempio, si può vedere quali sono gli impianti che possono essere disalimentati nei periodi di utilizzo non necessari per l'abbattimento di consumi.

Inoltre, con l'introduzione di regole di attribuzione dei consumi e l'insufficienza nel numero di misuratori reali presenti è risultato difficile fare un'analisi accurata a livello di singolo macchinario.

Si propone un metodo molto più elaborato dove:

- 1) Installare misuratori dedicati per ogni singola macchinario oppure proporre soluzioni di system integration,
- 2) Selezionare equazione caratteristica di BL per ogni macchinario e per ogni vettore utilizzato,
- 3) Aggregare le BL di consumo per ogni zona madre.

Quindi sarebbe necessario il rilievo dell'energia consumata dalle singole macchine:

- per individuare quelle a più alto consumo energetico e per cercare di elaborare interventi di retrofit che possano servire sia ad abbassare i consumi che i valori delle baseline energetiche.
- per effettuare un'analisi più accurata e con metodi deterministici delle equazioni di baseline.

La caratterizzazione energetica dei singoli macchinari può inoltre risultare utile perché consente di stabilire un riferimento con altri impianti simili sul mercato, e quindi avere maggiore sensibilità nella fase di selezione della baseline.

7. CONCLUSIONI

Negli ultimi mesi si è registrato un vero e proprio boom degli acquisti di applicazioni e tecnologie relative al mondo dell'«Internet of Things» (IoT).

Il dato più eclatante è che oltre il 60% di questo investimento sarà destinato al mondo dell'energia, includendo in tale ambito quello dei trasporti e quello manifatturiero. Ed in tale ambito a rivestire un ruolo cruciale saranno proprio le politiche di efficientamento energetico.

Quindi l'adozione di queste tecnologie nel corso dei prossimi anni risulterà fondamentale per il raggiungimento degli obiettivi prefissati per l'abbattimento dei consumi e per il miglioramento dell'efficienza del parco energetico nazionale e mondiale.

Sicuramente il settore sul quale incideranno maggiormente queste tecnologie sarà quello delle medio-grandi industrie.

Mediante software come quello presentato in questo elaborato, ci si attende una profonda rivoluzione nel modo di intendere ed affrontare il Monitor & Targeting dei sistemi energetici.

Inoltre, in questo lavoro si è affrontato anche una nuova metodologia per l'elaborazione automatizzata e ottimizzata delle baseline energetiche utilizzate nel software che già tuttora viene implementato nei più grandi stabilimenti di questa azienda che opera nel settore Automotive.

Secondo questa metodologia affrontata precedentemente, mediante algoritmi di Machine Learning, si è arrivato ad una ottimizzazione dei valori di baseline generati che risultano molto più affidabili rispetto al metodo presentato allo stato di fatto dall'azienda.

Complessivamente possiamo distinguere i risultati per i diversi tipi di perdite affrontati (perdite di periodo produttivo e di periodo non produttivo).

- Per il periodo produttivo (PP) mediante un algoritmo di Machine Learning (regressione lineare supervisionata) si è avuto una complessiva diminuzione dei valori medi di baseline che hanno portato ad un aumento delle perdite stimate di circa il 50% rispetto ai valori ottenuti dal metodo precedente.

Dai test effettuati si è visto che si necessitano almeno 3 mesi di storico dati rispetto al periodo preso in esame per l'individuazione del periodo di consumo ottimale rispetto al quale verranno poi calcolate le perdite.

- Per il periodo non produttivo (PNP) invece mediante l'adozione di un metodo di tipo statistico, incorporando anche metodologie proprie del Montecarlo Method, si è ottenuta un aumento medio dei valori di baseline che hanno portato ad una diminuzione di circa il 30% delle perdite rispetto al caso precedente.

I valori che sono stati ottenuti per il periodo produttivo seguono molto bene i trend dei consumi, essendo ottenuti in funzione della produzione.

I migliori risultati però sono stati ottenuti dalle analisi per il periodo non produttivo.

In questo caso i valori generati seguono in maniera ottimale i trend di “plateau”, e si è riscontrato anche che il migliore set di dati da prendere in considerazione per la stima delle baseline di un dato mese è quello dei dati del solo mese precedente.

Questo poiché cautelativamente le perdite maggiori sono state riscontrate con questo set di dati di riferimento, che quindi hanno comportato la generazione di baseline con valori più bassi e quindi orientati ad una ottimizzazione continua del sistema.

In definitiva, non essendo stato possibile eseguire una validazione delle baseline generate mediante parametri e analisi fisiche (quindi di tipo deterministico), questo argomento rimane aperto ad ulteriori studi ed approfondimenti.

Sicuramente un aumento del numero della strumentazione di misura, ad esempio installata localmente su ogni singolo macchinario, aiuterebbe ad avere sia analisi più accurate sia renderebbe meno complesso lo studio per la validazione fisica delle nostre caratteristiche.

8. INDICE FIGURE

1.Schema apparati fisici e tecnologie abilitanti Digital Energy	16
2. Schema processo verniciatura	32
3.CUSUM zona CTA, Dic 2017 - Feb 2018	42
4.CUSUM Dec 2017- Feb 2018, periodo setup 1-7 Dec	50
5.CUSUM Dec 2017- Feb 2018, periodo setup 10-17 Feb	51
6. Algoritmo MATLAB "Gradient Descendent Algorithm"	52
7.Consumi Feb 2018 vs. Baseline Old	53
8.Consumi Feb 2018 vs. Baseline ML	53
9. Confronto BL Old & New, zona madre "Paint", Gen-Feb 2018, E.E. Forza Motrice	54
10. CUSUM Gen-Feb 2018, zona Parti Mobili 520, periodo setup 1- 23 Gen.....	56
11.CUSUM Gen-Feb 2018, zona Parti Mobili 520, periodo setup 17-28 Feb	56
12. Confronto risultati BL New/Old, Marzo 2018 / zona Body / E.E Forza Motrice	57
13.Ripartizione percentuale perdite zona Body, con metodo Machine Learning. 58	
Figura 14. Consumo vs. Temperatura esterna - Cab.Smalto Aprile 2018	62
Figura 15.Consumo Aprile 2018 vs BL New vs BL Old VH035	63
16. Consumo reale Dic 2017, E.E. Forza Motrice [kWh]	65
17.Consumo filtrato Dic 2017, E.E. Forza Motrice [kWh]	66
18. Analisi e confronto BL Gen 2018, periodo produttivo [kWh]	66
19.Consumo reale Gen 2018, E.E. Forza Motrice [kWh]	67
20.Consumo filtrato Gen 2018, E.E. Forza Motrice [kWh]	68
21.Analisi e confronto BL Feb 2018 [kWh]	68
22.Analisi e confronto BL Aprile 2018, storico di Marzo [kWh]	70
23.Analisi e confronto BL Aprile 2018, storico di Marzo e Febbraio [kWh]	71
24.Analisi e confronto BL Aprile 2018 con 1 e 2 mesi di storico[kWh]	72

9. INDICE TABELLE

Tabella 1.Funzionalità Architettura "Basic", Smart Manufacturing.....	24
Tabella 2.Funzionalità Architettura "Intermediate", Smart Manufacturing.....	25
Tabella 3.Funzionalità Architettura "Advanced", Smart Manufacturing.....	26
Tabella 4.Confronto dei benefici delle varie tipologie di architetture "Smart Manufacturing"	27
Tabella 5.Confronto GDA con Normal Equation	48
Tabella 6. Aggregazione settimanale Dec-Gen.....	59
Tabella 7.Consumo previsto Febbraio con retta estrapolata con dati di Dicembre e Gennaio	59

10. Bibliografia

- Umberto Bertelè , Vittorio Chiesa : DIGITAL ENERGY REPORT - Il potenziale dell'energia 2.0, Politecnico di Milano, Novembre 2017.
- Murphy, Machine Learning, a Probabilistic Perspective, 2012, MIT Press.
- Andrew Ng: Machine Learning Yearning , 2018 , Stanford Press.
- Pietro Gabriele, Elena Giacone, Salvatore Mancò, Dispense del corso di Gestione dei Sistemi Energetici, Politeko Edizioni, 2008.