

POLITECNICO DI TORINO
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Aerospaziale



Tesi di Laurea Magistrale

L'INDUSTRIA 4.0 IN AMBITO AUTOMOTIVE:
LA MANUTENZIONE PREDITTIVA DI FCA
APPLICATA AL PROCESSO DI LASTRATURA

RELATORE

Prof. Frulla Giacomo

SUPERVISORE ESTERNO

Ing. Romano Salvatore

CANDIDATO

Gruttadauria Alberto

Aprile 2020



Il presente elaborato è stato visionato e approvato da Fiat Chrysler Automobiles Italy S.p.A.

Indice

Sommario	4
1 Introduzione	5
2 Industria 4.0	6
2.1 La quarta rivoluzione industriale	6
2.2 Quadro normativo	7
2.2.1 Germania	11
2.2.2 Francia	12
2.2.3 Spagna	13
2.2.4 Italia	13
2.3 I pillars dell'Industria 4.0	21
2.3.1 Advanced Manufacturing Solutions	21
2.3.2 Additive Manufacturing	22
2.3.3 Augmented Reality	22
2.3.4 Simulation	23
2.3.5 Horizontal/Vertical Integration	23
2.3.6 Industrial Internet of Things	23
2.3.7 Cloud Computing	24
2.3.8 Cybersecurity	24
2.3.9 Big Data and Analytics	24
2.4 Benefici	25
3 Prognostic and Health Management(PHM)	27
3.1 Principali parametri affidabilistici	27
3.1.1 Affidabilità	27
3.1.2 Tasso di guasto e MTTF	29
3.1.3 Disponibilità	32
3.1.4 Manutenibilità	33
3.2 Diagnostica e Prognostica	34
3.3 Strategie di manutenzione	36
3.3.1 Manutenzione correttiva	37
3.3.2 Manutenzione migliorativa	38
3.3.3 Manutenzione preventiva	39
4 Struttura e gestione del processo di lastratura	41
4.1 Il processo di lastratura	43
4.2 Principali parametri caratteristici del processo produttivo	46
4.2.1 Tempo ciclo	47
4.2.2 OEE	47
4.3 Monitoraggio e gestione delle linee di produzione	49
4.3.1 Reti e Protocolli	49
4.3.2 PLC e Datablock	50
4.3.3 Supervisory Control And Data Acquisition (SCADA)	54
4.3.4 Human Machine Interface (HMI)	54
4.3.5 Tabellone Andon	55
4.3.6 Borderò	56

5	La manutenzione predittiva	61
5.1	IO-Link	62
5.1.1	IO-Link in FCA: l'applicazione a Melfi	64
5.2	Soluzioni outsourced	66
5.2.1	COMAU	66
5.2.2	Festo	69
5.3	Confronto tra le soluzioni presentate	71
5.4	Il Sistema di Prognostica di FCA	72
5.4.1	Componenti del sistema	72
5.4.2	Algoritmi implementati	75
5.4.3	Principali dispositivi monitorati	80
5.4.4	Parametri di processo	88
5.4.5	L'applicazione Prognostica	91
6	Case study	95
6.1	Stato dell'arte	95
6.2	Apprendimento non supervisionato	99
6.3	Apprendimento supervisionato	104
6.3.1	Algoritmi implementati	105
6.3.2	Classification Learner	107
6.3.3	Risultati	110
7	Conclusioni	115
7.1	Applicazione in ambito aerospace	115
	Ringraziamenti	117
	Appendice	119
	Priorità degli stati di monitoraggio	119
	Schema del Robot COMAU SMART5 NJ4 175-2.2-I	121
	Codici Matlab	122
	Bibliografia	128

Sommario

Il presente elaborato si pone come obiettivo, quello di illustrare i benefici e le caratteristiche che rendono la manutenzione predittiva un passaggio obbligato per le industrie che vogliono stare al passo coi tempi. Si affronterà l'applicazione di tale approccio manutentivo nel settore automotive, volgendo particolare attenzione a quanto fatto da Fiat Chrysler Automobiles per monitorare e gestire le linee di produzione dell'officina di lastratura (Body in White).

Dopo una breve introduzione svolta nel primo capitolo, nel secondo si tratterà del concetto, sempre più attuale, di *industria 4.0*, di quali siano i pillars su cui si fonda e di come i principali Paesi europei si stiano muovendo in questo senso; in particolare, si illustreranno i vari provvedimenti presi recentemente in Italia, con una breve descrizione dei benefici riportati a breve termine.

Nel terzo capitolo saranno invece mostrate le linee guida del Prognostic and Health Management, si definiranno i principali parametri affidabilistici che consentono di stimare lo stato di salute di componenti e dispositivi, e verranno illustrate le varie strategie che possono essere adottate per la loro manutenzione.

Nel quarto capitolo si farà una breve panoramica sul processo di lastratura e sulle sue principali componenti; si darà inoltre una definizione dei principali parametri prestazionali (tempo ciclo e OEE) e verranno illustrate le strategie attraverso le quali è possibile gestire e monitorare tale processo produttivo.

Essendo il problema della manutenzione predittiva l'argomento centrale del presente elaborato, nel quinto capitolo se ne darà una definizione più dettagliata, descrivendo le varie soluzioni attraverso cui essa può essere effettuata nel processo di lastratura: per tale ragione, saranno affrontate la configurazione IO-Link, quelle proposte da fornitori esterni come COMAU e Festo, e quella sviluppata internamente da FCA, con le relative componenti.

Successivamente, nel sesto capitolo, si presenterà un caso di studio svolto dal sottoscritto, in cui si tenta di effettuare un'analisi predittiva delle anomalie di alcuni dispositivi monitorati nello stabilimento FCA di Melfi (PZ). Le relative conclusioni sono riportate nel capitolo 7, unitamente ad una trattazione su come può essere applicata la manutenzione predittiva anche in ambito aerospaziale.

1 Introduzione

Il seguente lavoro di tesi è stato svolto durante un percorso di stage all'interno di uno dei più importanti reparti di FCA Italy S.p.A., ossia quello di Body in White Manufacturing, l'ente responsabile della progettazione e costruzione delle linee di produzione di lastratura da installare negli stabilimenti EMEA del gruppo FCA.

Tale esperienza, fondamentale per la mia formazione, mi ha dato la possibilità di avvicinarmi, innanzitutto, al mondo del lavoro, e di entrare a contatto con un ambiente che, sebbene sia molto diverso, presenta molti punti in contatto con quello aerospaziale, ambito in cui si è svolta interamente la mia esperienza universitaria. In particolare, la mia attenzione è stata rivolta non tanto al prodotto, quanto al processo produttivo necessario per realizzarlo: in tal modo, ho potuto comprendere le criticità che nascono quando dalla progettazione di un componente, si passa alla sua realizzazione.

Negli ultimi anni si è spesso sentito parlare di *industria 4.0*, ossia della visione di un'industria completamente automatizzata e digitalizzata e, a questi temi, Fiat Chrysler Automobiles non è rimasta insensibile: infatti, già da diversi anni ha cominciato a muoversi in questa direzione. Tra i vari aspetti di cui l'industria 4.0 si interessa, si è scelto di trattare della manutenzione predittiva, una nuova strategia manutentiva resa possibile dalla disponibilità di un grande numero di dati provenienti dai vari dispositivi.

Da alcuni mesi FCA ha deciso di sviluppare un nuovo software che, facendo uso dei dati prelevati dalle varie macchine monitorate, elabora un modello predittivo che consente di prevedere l'insorgere di eventuali avarie, in modo tale da ottimizzare il piano manutentivo. Si è deciso di sperimentarlo nello stabilimento di Melfi, limitatamente a poche linee di produzione dell'officina di lastratura: inizialmente si è partiti con il monitoraggio delle pinze di saldatura a punti e ad arco e dei dispositivi di arcsaldatura dei perni ma, successivamente, questo è stato esteso anche agli impianti di spalmatura.

Scopo del presente elaborato sarà di presentare tale soluzione sviluppata internamente da FCA e, tramite un'analisi predittiva dei guasti, comprenderne effettivamente i benefici.

2 Industria 4.0

Con la locuzione *Industria 4.0* si intende la trasformazione del settore industriale in un'ottica digitale, orientata alla realizzazione di un ecosistema intelligente (*smart*) basato sulla raccolta e l'elaborazione di informazioni legate a persone, processi, servizi e sistemi. Più in generale, indica l'evoluzione che dal 2011 interessa il mondo industriale, in particolare quello manifatturiero, verso una maggiore informatizzazione e un uso sempre più invasivo di dispositivi collegati tra loro. Pertanto, essa identifica un meccanismo digitalizzato che consente un completo controllo del ciclo produttivo industriale: controllo che, per un operaio, sarebbe impossibile da gestire a 360 gradi.

2.1 La quarta rivoluzione industriale

Il controllo remoto, la tracciabilità, la manutenzione predittiva e il monitoraggio, sono solo alcuni degli aspetti che vengono rivoluzionati dalla possibilità di avere macchine costantemente connesse e in grado di registrare tutte le informazioni relative ai loro comportamenti. Sono pertanto queste due ultime caratteristiche che fanno dell'industria 4.0 una vera e propria rivoluzione industriale, per diversi aspetti analoga a quelle avvenute nei secoli scorsi.

La prima rivoluzione industriale ebbe luogo in Inghilterra nei decenni a cavallo tra il XVIII e il XIX secolo e interessò ampi settori dell'economia inglese, dall'agricoltura al tessile, dal metallurgico ai trasporti. Questa ha comportato una serie di innovazioni sia in campo ingegneristico, ad esempio con l'invenzione della macchina a vapore di James Watt, simbolo di questa fase storica, sia in campo sociale, con un incremento del tasso di crescita demografico, dovuto a un miglioramento delle condizioni di vita, e con la nascita del capitalismo e della classe operaia, la quale si oppose all'introduzione di nuove macchine nell'industria, portando alla nascita di movimenti di protesta operai come il luddismo.

Mentre la prima rivoluzione industriale fu confinata essenzialmente in Inghilterra e si estese solo in parte in altre nazioni come Belgio e Francia, la seconda fu di più ampio raggio, interessando l'intera Europa occidentale nella seconda metà del XIX secolo. Questa nuova fase fu caratterizzata da un progressivo benessere scaturito da importantissime scoperte in campo medico, dalla scoperta di nuove forme di energia, quali l'elettricità e il petrolio, e dalla nascita di dispositivi di comunicazione a distanza come il telegrafo e il telefono. L'invenzione del motore a scoppio e la sua applicazione nel campo dei trasporti portarono alla nascita della prima vettura a motore e, di conseguenza, dell'industria automotive: infatti, proprio in questo periodo si assiste alla nascita delle prime grandi aziende di produzione di massa, basate sulla catena di montaggio, secondo i dettami di Ford.

La terza rivoluzione industriale si verificò nei paesi del primo mondo nei decenni successivi alla fine della Seconda Guerra Mondiale: si ha in tal caso, l'estensione in campo civile delle conoscenze scientifiche e tecnologiche sviluppate durante i due conflitti mondiali per scopi bellici (come la rete ARPANET, che porterà qualche anno dopo alla nascita di Internet), la corsa allo spazio tra Stati Uniti e Unione Sovietica e la rivoluzione informatica, dovuta alla scoperta e all'applicazione di dispositivi elettronici come transistor e microprocessori e all'accessibilità al Web da parte di un numero sempre più ampio di utenti. In particolare, nel campo dell'industria si assiste al superamento del fordismo e alla nascita della globalizzazione, con la cosiddetta produzione snella, che combina i vantaggi della produzione artigianale e di quella di massa. Contemporaneamente, si ha lo sviluppo del settore terziario, il quale assume un'importanza sempre maggiore, accanto ai due settori storici dell'economia: l'agri-

coltura (primario) e l'industria (secondario).

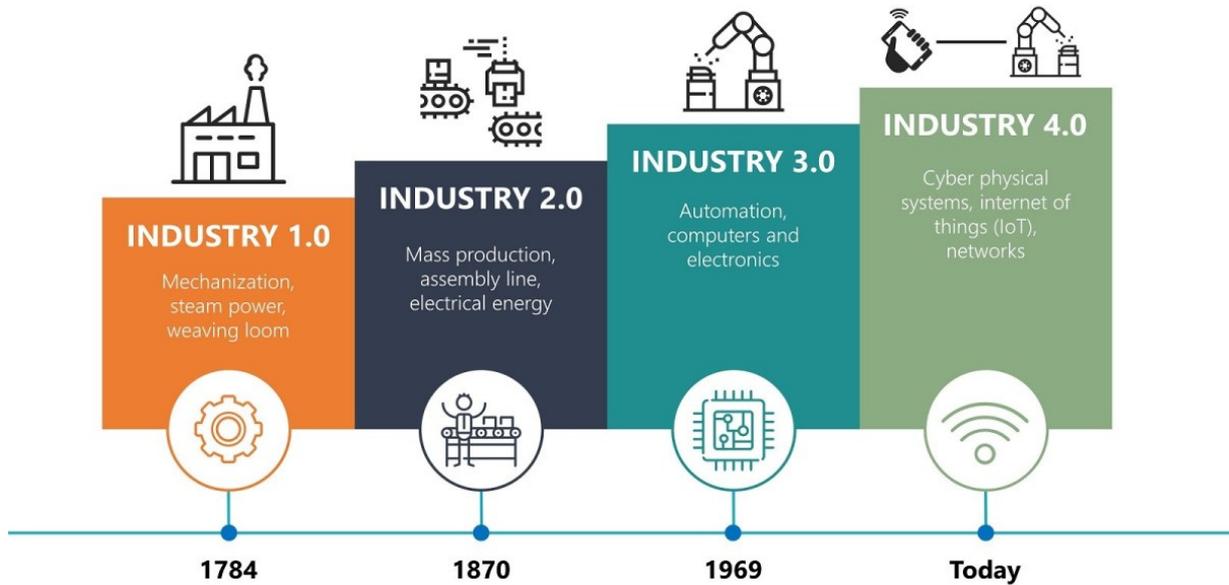


Figura 1: Rivoluzioni industriali a confronto[1]

Alla luce di tutti questi fattori ha quindi senso parlare di quarta rivoluzione industriale o industria 4.0, in riferimento ai cambiamenti che stanno interessando l'industria nell'ultimo decennio circa. Nata in Germania, si è subito diffusa nei paesi del cosiddetto primo mondo: essa, non è caratterizzata da nuove invenzioni o scoperte, ma dall'evoluzione e dall'applicazione sempre maggiore di dispositivi già esistenti. Per esempio, uno dei pilastri su cui si basa l'industria 4.0 è quello dell'Internet delle Cose (Internet of Things), il quale mira ad una interazione sempre maggiore dei vari dispositivi industriali tramite la rete Internet. Si intuisce quindi, come l'Industria 4.0 miri ad uno sfruttamento e miglioramento dei mezzi già applicati nella terza rivoluzione industriale, il tutto integrato con idee innovative e nuovi metodi di lavoro. Pertanto, la digitalizzazione ha portato l'industria a ricercare una continua connessione di tutti i dispositivi, permettendone l'acquisizione continua e il salvataggio di dati e informazioni, che saranno successivamente elaborati per un più facile monitoraggio dell'impianto. In quest'ottica rivoluzionaria, all'operaio non sono più richiesti carichi manuali onerosi, ma conoscenze più tecniche in merito al funzionamento dei vari dispositivi di produzione e al loro modo di interfacciarsi, sia con l'uomo che con altri dispositivi.

2.2 Quadro normativo

Il termine Industria 4.0 è stato diffuso per la prima volta durante l'evento Hannover Messe del 2011. Esso è la traduzione dell'espressione tedesca *Industrie 4.0*, ossia dell'iniziativa economica promossa dal Governo tedesco nel 2011, con l'obiettivo di integrare il processo produttivo industriale con le più evolute tecniche di informazione e comunicazione digitale. Per poter comprendere a pieno l'importanza del piano Industria 4.0 e delle ripercussioni che avrà sull'economia dei paesi che hanno iniziato a innovarsi in tale direzione, è utile far riferimento al report[2] stilato nel 2018 dal World Economic Forum, in cui viene condotta

un'analisi dell'economia generale mondiale. Vengono presi in considerazione le 100 nazioni con l'economia più forte, le quali costituiscono il 96% sia del Valore Aggiunto Manifatturiero (MVA), sia del PIL di tutto il mondo; tale analisi è stata svolta in base alla struttura della produzione (*structure of production*) e i principali criteri che più influenzano la sua crescita (*drivers of production*), come mostrato in figura:

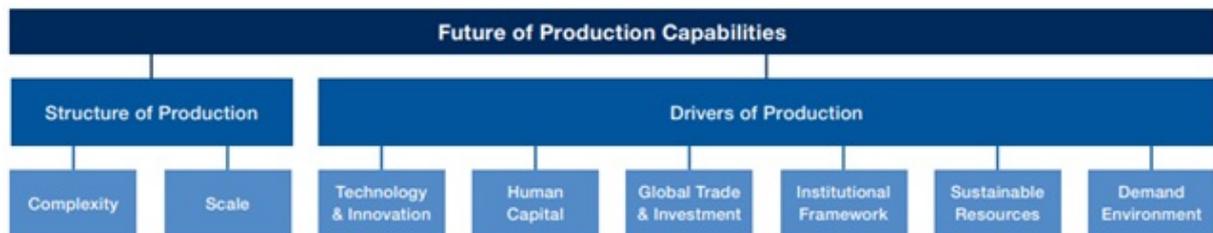


Figura 2: Caratteristiche della produzione mondiale[2]

In base alle caratteristiche della produzione di ciascun paese, la Readiness for the Future of Production Assessment 2018 ha attribuito un giudizio, su una scala da 0 a 10, per ciascun pillar; dalle rispettive medie, a ciascun paese è stata data una valutazione in merito alla sua structure of production e ai suoi drivers of production.

Tale analisi parte dall'evidenziare come ogni paese posseda un'economia, che può essere ascrivibile a uno dei seguenti gruppi:

- **Leader (*Leading*)**: ossia i paesi già affermati nel settore e che, se sollecitati ai cambiamenti, rispondono in modo prestante; si tratta pertanto dei paesi che posseggono un'economia abbastanza solida;
- **Obsoleto (*Legacy*)**: si tratta di Paesi aventi una forte produzione, ma ancora restii all'innovazione;
- **Alto potenziale (*High potential*)**: questi paesi attualmente non posseggono una grande economia, ma diversi fattori inducono a credere in un loro prossimo sviluppo verso l'innovazione;
- **Nascente (*Nascent*)**: si tratta di paesi che non hanno una grande economia e, al contempo, non posseggono ancora i mezzi per arrivare all'industria 4.0.

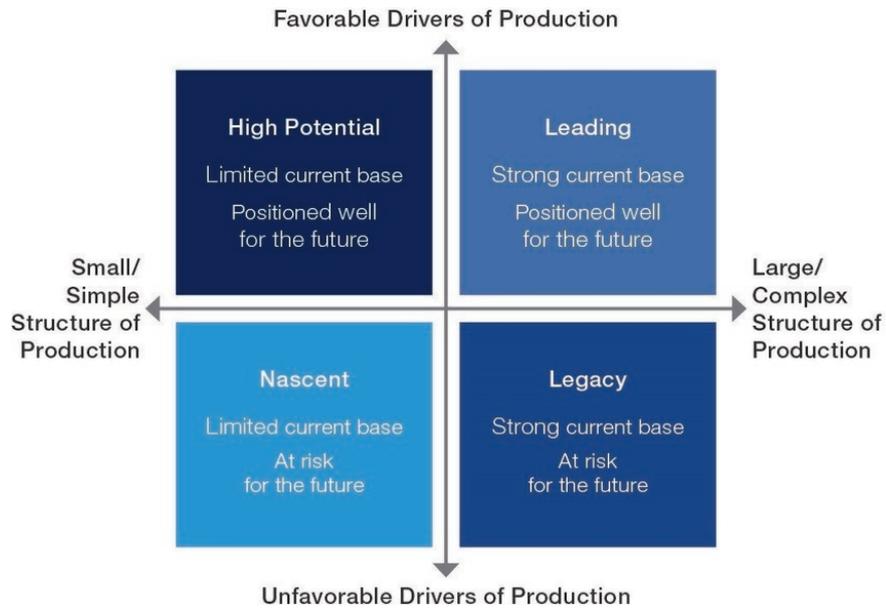


Figura 3: Archetipi di produzione in base al loro approccio con l'innovazione[2]

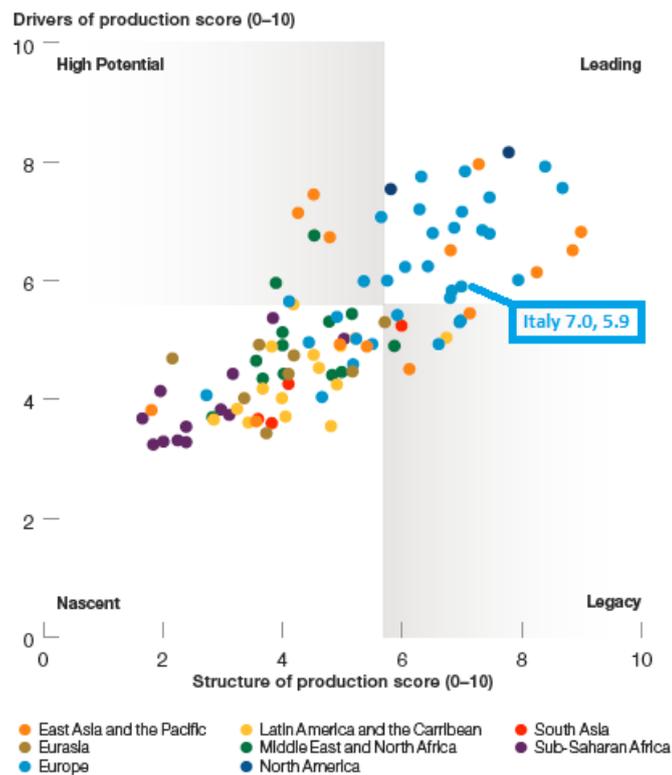


Figura 4: Collocazione dei vari paesi in base al loro approccio con l'innovazione[2]

Si osserva come i 25 Stati *leader* siano coloro i quali hanno già un'economia più sviluppata: infatti, essi generano più del 75% del Valore Aggiunto Manifatturiero complessivo, e in futuro continueranno ad avere un ruolo chiave nell'economia mondiale. Inoltre, si può osservare che vi sia un'elevata densità di paesi che non interverranno nel breve periodo, sull'industria 4.0: pertanto, dovranno effettuare un grosso e tempestivo sforzo, per non essere soffocate dalle altre economie. I paesi *obsoleti* sono quelli che hanno beneficiato per un certo tempo della

bassa manodopera, la quale adesso sta venendo sostituita dalla tecnologia; invece, quelli ad *alto potenziale* sono i paesi che negli ultimi anni stanno vivendo una crescita della loro economia.

Nel maggio del 2017 la Commissione Europea ha stilato un report[3] in cui viene analizzato lo stato dell'arte dell'Unione Europea, a proposito dell'Industria 4.0. Infatti, come precedentemente affermato, anche nell'Unione Europea ha preso piede questo percorso innovativo, anche se da poco e in pochi paesi: attualmente solo il 41% delle aziende europee ha iniziato ad adottare nuove tecnologie. Nonostante ciò, il 75% delle aziende è unanime nell'affermare che l'industria 4.0 sia una grande opportunità, mentre il 64% delle aziende che hanno intrapreso quest'evoluzione, ha avuto dei riscontri positivi.

In Figura 5 si riporta una panoramica dei principali piani 4.0 intrapresi nell'UE.

	Launch date	Target audience	Budget	Funding approach
	2015	Industry & production base, SMEs & mid-caps	Approx. €10 billion	Mixed
	2011	Manufacturers / producers, SMEs & policy-makers	€200 million	Mixed
	2012	Large companies, SMEs, universities, research centres	€45 million	Public
	2014	General business community	€25 million	Mixed
	2016	Industry, above all SMEs & micro-enterprises	€97.5 million	Public
	2013	Research, academia & industrial & service SMEs	€50 million	Mixed
	2012	Business, industry & research organisations	€164 million	Mixed
	2016	Industry & service sector companies, trade unions	Not yet defined	Public

Figura 5: Piani 4.0 dei principali paesi europei[3]

I piani adottati sono abbastanza differenti l'uno con l'altro, ma tutti si prefissano come comune obiettivo, quello di aumentare la competitività e la produttività. Inoltre, si osserva come la maggior parte di essi siano il risultato di strategie nazionali, piuttosto che di iniziative proposte da privati. I punti fondamentali di tali iniziative comunitarie sono lo sviluppo e la ricerca di nuovi prodotti per il miglioramento dei processi industriali (Italia e Germania), l'acquisizione di nuove tecnologie (Italia e Regno Unito) e supporti per innovazione e com-

mercio (Spagna, Regno Unito e Francia). Mentre i vari stati finanziano tecnologie innovative, sembra che solo Germania e Francia si interessino, in particolare, ai sistemi cyberfisici e alle tecnologie IoT.

Sempre nel suddetto report si evidenziano delle linee guida per una politica efficace sull'industria 4.0:

- i piani 4.0 sono caratterizzati dal fatto di avere obiettivi chiari e misurabili, supportati da indicatori qualitativi e quantitativi;
- piccole e medie imprese spesso necessitano di soluzioni ad hoc, più personalizzate;
- incentivi e detrazioni dalle tasse danno buoni risultati;
- occorre indurre anche i privati ad incentivare programmi di sviluppo 4.0;
- è preferibile un cambiamento che parte dal basso, ossia dall'interno dell'industria, rispetto ad uno che parte dall'alto, poiché viene garantita continuità dello sviluppo, anche al termine degli incentivi statali.

Di seguito sono sintetizzati i piani 4.0[4], intrapresi in Germania, Francia, Spagna e Italia. Sotto l'impulso tedesco, il quale ne è stato il promotore, anche altri paesi hanno man mano innovato le proprie strategie industriali, secondo i canoni dell'industria 4.0; per esempio:

- dal 2016 il Giappone ha intrapreso un piano *Society 5.0*, con l'obiettivo di innovare e migliorare l'intera società, anche a livello culturale e legislativo;
- dal 2017 il Regno Unito ha promosso un piano *Industrial strategy*;
- dal novembre 2017 Singapore ha promosso un piano *Smart Industry Readiness Index*.

Viste le date in cui tali piani sono stati varati, nessun paese ancora è nel pieno del cambiamento, e tale processo di evoluzione si prevede che raccoglierà i suoi frutti almeno entro un decennio.

2.2.1 Germania

Come accennato, il governo tedesco è stato il primo a varare, nel 2011, un piano strategico indirizzato a connettere le nuove tecnologie digitali con la produzione manifatturiera: l'efficacia di tali iniziative è stata tale da trovare applicazione anche in altri fattori. Infatti la Germania è al primo posto mondiale per lo sviluppo dell'Industria 4.0, con un numero di posti di lavoro, dipendenti in maniera diretta o indiretta dall'industria manifatturiera, superiore ai 15 milioni. Il Piano *Industrie 4.0* prevede 40 miliardi di euro di investimenti annuali, su applicazioni industria 4.0 da parte dell'industria tedesca fino al 2020: tale cifra consente di stimare una crescita economica di 153 miliardi di euro fino a tale data, grazie agli effetti della digitalizzazione. Il 20% delle industrie automotive tedesche, al 2017, utilizzavano impianti automatizzati.

Poiché la concorrenza statunitense aveva cominciato a incentivare l'Advanced Manufacturing, uno dei pillar su cui si basa l'Industria 4.0, la Germania fu indotta a rinnovarsi per non rinunciare alla leadership che ha sempre mantenuto in questo campo. La ricerca tedesca sintetizzò questo nuovo piano strategico in otto punti:

- **Organizzazione del lavoro:** poiché le macchine acquisiscono un'autonomia sempre maggiore, ai lavoratori è richiesto un minor sforzo fisico e il loro ruolo viene ridimensionato a quello di monitoraggio\gestione, da cui deriva una maggior responsabilità.
- **Connessione a banda larga:** in tal modo è possibile accedere a qualsiasi informazione, consentendo comunicazioni più efficaci.
- **Standardizzazione e architettura di riferimento:** è possibile creare un impianto industriale da determinati ambienti standard, senza dover studiare ogni volta la soluzione base.
- **Istruzione e sviluppo professionale:** è rivolta particolare attenzione alla formazione scolastica e professionale, incentivandola in un'ottica 4.0.
- **Efficienza delle risorse:** si pone per la prima volta particolare attenzione all'ecologia (*green economy*) e, al contempo, ad una riduzione delle materie prime necessarie.
- **Sicurezza:** essa è intesa sia come sicurezza fisica, rivolta ai lavoratori, che come sicurezza informatica. Per tal ragione i vari sistemi devono essere progettati con un adeguato sistema di sicurezza.
- **Gestione di sistemi complessi:** questa è dovuta ad una complessità sempre maggiore dei vari dispositivi e, per tale ragione, i lavoratori devono essere in grado di gestire un aumento delle difficoltà, tramite l'uso di strumenti o programmi che ne semplifichino la fruizione.
- **Piano legislativo:** l'azienda deve essere in regola con la legislazione vigente, sia in termini di condizioni di lavoro, che di trattamento adeguato dei dati o altro.

Nonostante esso fu pensato inizialmente con lo scopo di coordinare iniziative di ricerca e promuovere lo sviluppo di prototipi industriali, una volta varato è diventato un ponte tra industria, scienza e governo, facilitando lo scambio di conoscenze e tecnologie tra comparti industriali.

Nell'arco di un decennio, il governo tedesco si aspetta un aumento di produttività di 90-150 miliardi di euro.

2.2.2 Francia

Il governo francese nel 2015 ha varato un piano di digitalizzazione per l'industria chiamato *Industrie du futur*; esso si sviluppa seguendo alcune linee guida: tecnologie d'avanguardia, trasformazione dei modelli di business, formazione e promozione delle varie iniziative. Tale programma è nato dalla combinazione di finanziamenti pubblici e privati: l'obiettivo è infatti quello di generare, a partire da uno stanziamento pubblico di 10 miliardi, un investimento privato almeno sette volte superiore. Infatti, i finanziamenti pubblici all'offerta tecnologica sono condizionati da una copertura di almeno del 50% dell'investimento da parte di capitali privati. In particolare, 550 milioni di euro sono stati destinati a singoli progetti di sviluppo dell'offerta tecnologica, mentre 100 milioni sono stati stanziati a favore della *Alliance industrie du futur*, la piattaforma pubblico-privata che ricopre un ruolo chiave nell'implementazione di tale piano industriale, e che costituisce un punto d'incontro dei vari protagonisti di tale trasformazione, come governo, imprese e istituti di ricerca. Inoltre, sono stati resi disponibili 5 miliardi di euro attraverso riduzioni fiscali legati a investimenti, nel periodo

2014-2020, mentre sono stati stanziati 2,2 miliardi per la trasformazione dei vari modelli di business. A questi, sono state aggiunte altre somme da parte dei governi regionali, in base alle loro esigenze specifiche.

Industrie du futur prevede lo sviluppo di un network di piattaforme regionali per condividere e testare le nuove tecnologie; inoltre, mira alla creazione di strategie comuni con le organizzazioni dei lavoratori, di programmi di formazione e ad una cooperazione internazionale, mediante la definizione di standard comuni e alleanze.

2.2.3 Spagna

Il governo iberico nel 2014 ha promosso una strategia di digitalizzazione dell'industria, detta *Industria Conectada 4.0*: sono stati previsti inizialmente 97,5 milioni di euro per prestiti a progetti di ricerca per le imprese, 68 milioni di euro in prestiti e aiuto diretto alle imprese e 10 milioni per clusters innovativi.

I pilastri su cui si fonda tale strategia industriale sono l'incremento del valore aggiunto e dell'occupazione nel settore manifatturiero spagnolo, la promozione di tale modello per l'industria del futuro e quello di favorire l'industria e le esportazioni spagnole tramite soluzioni digitali e leve competitive.

Nonostante questo piano sia il frutto di un'iniziativa pubblico-privata, esso è finanziato e diretto dal Ministero dell'industria e dal Segretariato Generale per l'industria e per le PMI. Particolare attenzione è rivolta al sostegno e alla fornitura di servizi di assistenza ad hoc per le PMI: pertanto, viene dato un maggior supporto pubblico al diminuire delle dimensioni aziendali. Nella ricerca industriale il contributo pubblico può raggiungere al massimo il 50% di copertura della spesa per le imprese di maggior dimensione, il 60% per le PMI e il 70% per le microimprese; nella ricerca industriale queste percentuali diventano rispettivamente il 25%, il 35% e il 45% della spesa. Inoltre, alle PMI e alle microimprese è destinato un contributo del 50% della spesa per progetti innovativi.

L'*Industria Conectada 4.0* mira ad adattare tale piano strategico di digitalizzazione alle esigenze specifiche dell'industria spagnola e non ad applicare schemi e modelli sviluppati da altri paesi UE.

2.2.4 Italia

Nel report l'Italia viene presentata in modo abbastanza generale e differente da quanto effettivamente svolto negli anni a seguire; questo è dovuto al fatto che l'Italia ha adottato una strategia industriale 4.0 a partire proprio dal 2017, qualche mese dopo che tale report è stato stilato.

Nel settembre 2016 infatti, alla presenza dell'allora Presidente del Consiglio dei ministri Matteo Renzi e del Ministro dello Sviluppo Economico Carlo Calenda fu presentato a Milano il *Piano Nazionale Industria 4.0*[5]: si tratta del primo piano, e per ora anche l'unico, che promuove lo sviluppo dell'industria italiana in un'ottica 4.0, precisamente nel periodo 2017-2020. Nel 2016 l'industria italiana stava attraversando un lungo periodo di declino: basti pensare che negli ultimi vent'anni l'industria manifatturiera ha perso il 21.6% degli impiegati e il 20.1% della sua influenza sul PIL. Tale nuovo piano industriale si prefissò di agire in modo neutrale, intervenendo in modo orizzontale e non settoriale; in tal modo si vuole favorire l'evoluzione e l'acquisizione degli strumenti, in modo da ottenere un salto tecnologico e da indirizzare le industrie italiane verso il progresso, facendo in modo che sia essa a reggere il timone; in tal modo l'azienda sarà in grado di migliorarsi anche dopo la fine del piano. Le varie strategie di manovra da attuare furono espresse in termini di innovazione,

competitività, formazione e infrastrutture abilitanti.

Dopo un anno, nel settembre 2017, il ministro Calenda presentò i primi risultati del piano attuato[6][7], confermando pertanto il programma anche per gli anni successivi[8][9][10]; in Figura 6 è riportato l'andamento macroeconomico italiano nei quindici anni precedenti, in termini di PIL, Produzione Industriale e Occupazione. È possibile osservare in questi parametri gli effetti devastanti della crisi negli anni 2011-2013, mentre dal 2013 si è avuto un progressivo incremento di questi indicatori, per effetto di politiche economiche di tipo espansivo, a fronte dell'austerità degli anni precedenti.



Figura 6: Andamento degli indicatori macroeconomici italiani negli ultimi quindici anni[6]

Si può osservare come il Piano Industria 4.0, proposto nel 2016, abbia avuto un effetto benefico sull'economia italiana: infatti a novembre 2017 è stato rilevato un forte clima di fiducia dalle imprese, verso le varie strategie in ottica 4.0. Nonostante questo, tali strategie non sono state sufficienti a riportare gli indici visti alle condizioni pre-crisi.

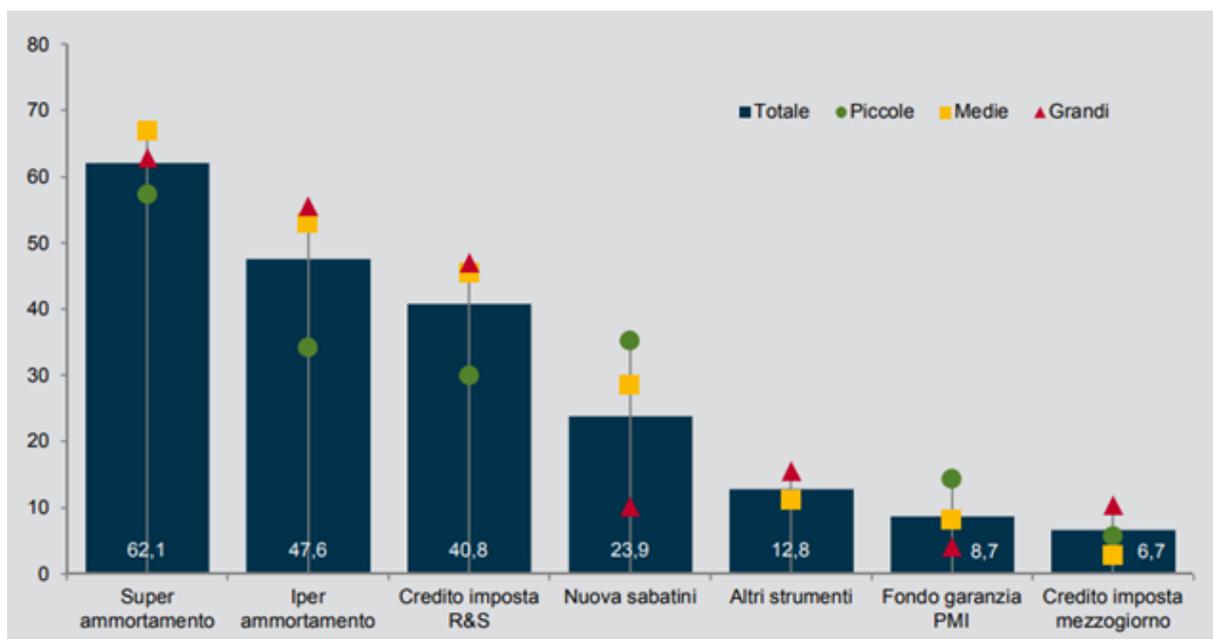


Figura 7: Livelli di fiducia dei vari tipi di aziende in merito ai diversi interventi del Piano Industria 4.0[4]

Investimenti innovativi

Si tratta di una serie di iniziative atte ad incentivare investimenti su ricerca, sviluppo e innovazione e, in particolare, verso le tecnologie IoT. Si prevede un incremento da 80 a 90 miliardi di euro di incentivi privati nel 2017 e, in particolare, altri 11.3 miliardi solo per le tecnologie 4.0 tra il 2017 e il 2020. Queste, che interessano circa il 90% delle imprese italiane, sono:

- **Iper e Superammortamento.** Si tratta di provvedimenti che incentivano le industrie italiane ad acquistare delle nuove strumentazioni. L'iperammortamento consiste in una supervalutazione del 250% sugli investimenti in chiave 4.0, mentre il superammortamento consiste in una supervalutazione del 130% su qualsiasi strumento nuovo acquistato. In tal modo si consente alle aziende di pagare meno imposte, consentendo loro di spendere per investire in nuovi strumenti in chiave digitale.
- **Nuova Sabatini.** Costituisce l'agevolazione messa a disposizione dal ministero, per facilitare l'accesso al credito delle imprese e, come il punto precedente, punta all'investimento di beni per la produzione. Tale finanziamento, che può essere assistito dalla garanzia del Fondo di garanzia per le piccole e medie imprese fino all'80% dell'ammontare dell'intero finanziamento, non deve avere durata superiore ai 5 anni, deve essere interamente utilizzato per coprire gli investimenti ammissibili e deve essere di importo compreso tra i 20000 e i 4 milioni di euro. Esso consta di un tasso d'interesse annuo del 2,75% per gli investimenti ordinari, o del 3,575% per gli investimenti in tecnologie 4.0. Tali interventi hanno determinato, nel primo semestre del 2017, un incremento complessivo degli investimenti fissi lordi, ossia al netto dei mezzi di trasporto, del 9% rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente.



Figura 8: Investimenti fissi lordi del primo semestre del 2017 confrontati con lo stesso periodo dell'anno precedente[8]

- **Patent box.** Tale provvedimento consiste in una tassazione agevolata per beni immateriali quali brevetti industriali, marchi registrati, software coperti da copyright,

formule e informazioni relative ad esperienze acquisite nel campo industriale, commerciale o scientifico giuridicamente tutelabili. Si prevede una riduzione del 50% delle aliquote IRES e IRAP a partire dal 2017, sulle licenze d'uso di beni immateriali.

- **Credito d'imposta per Ricerca e Sviluppo.** In tal caso i finanziamenti non sono rivolti direttamente ad aziende, ma sono indirizzati alla Ricerca e Sviluppo, in modo da puntare su nuovi processi e prodotti, applicabili successivamente alle imprese. Consiste in un credito d'imposta del 50%, fino a 20 milioni di euro all'anno, per la ricerca fondamentale, industriale e sviluppo sperimentale. In tal modo è possibile investire per personale altamente qualificato e tecnico, contratti di ricerca con università, enti di ricerca, imprese, start up, PMI innovative e strumentazione di laboratorio. Tali contributi per Ricerca, Sviluppo e Innovazione hanno incentivato molte aziende a investire in questi ambiti. In Figura 9 è possibile notare come, su un campione di 68 000 imprese, 24000 abbiano dichiarato di investire in questa direzione e, di queste, 11300 hanno incrementato le loro spese per la ricerca di una percentuale compresa tra il 10% e il 15%.

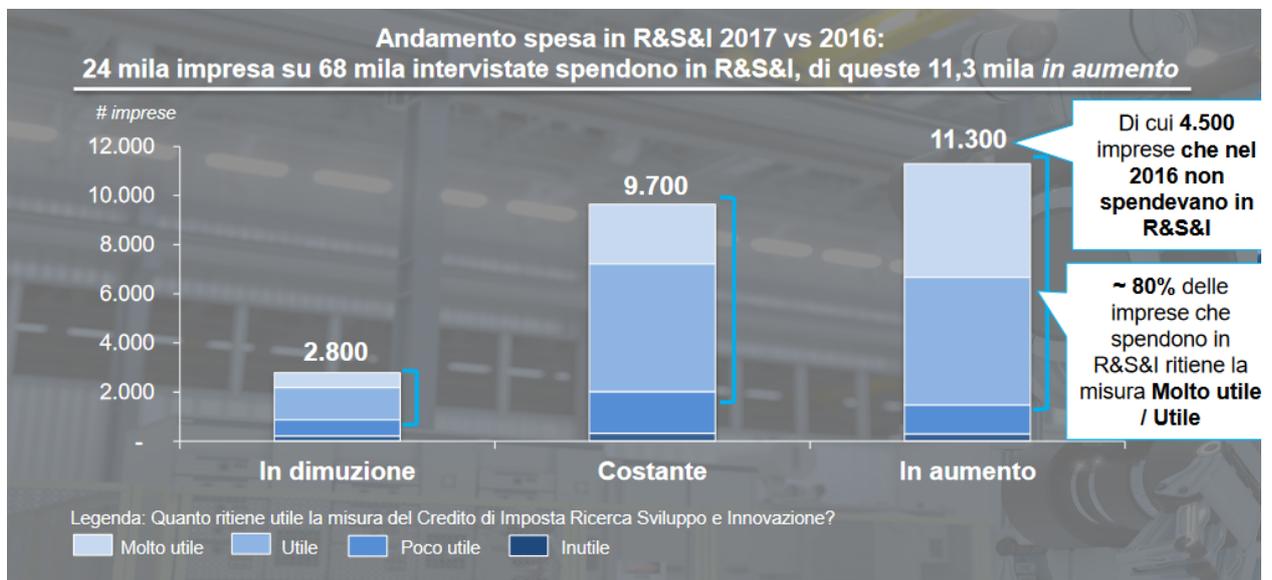


Figura 9: Spesa delle aziende in Ricerca, Sviluppo e Innovazione nel 2017 confrontato con quella dell'anno precedente[8]

- **Startup e piccole e medie imprese (PMI) innovative.** Sono stati previsti dei finanziamenti per le nuove imprese (*startup*) che puntano all'innovazione, in modo da favorire la ricerca e lo sviluppo tecnologico. Lo Stato, in tal modo, favorisce una trasformazione delle startup in piccole e medie imprese, garantendo loro i benefici derivanti dallo status di startup ed esonerandola dalla disciplina fallimentare ordinaria in caso di fallimento della stessa. Questi investimenti in senso early stage sono aumentati, nel primo semestre 2017, del 2% rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente: tale indicatore è inferiore alle aspettative, per cui si attuerà un de-finanziamento delle iniziative che non hanno comportato alcun effetto positivo e, allo stesso modo, si procederà ad una nuova misura per le startup innovative.

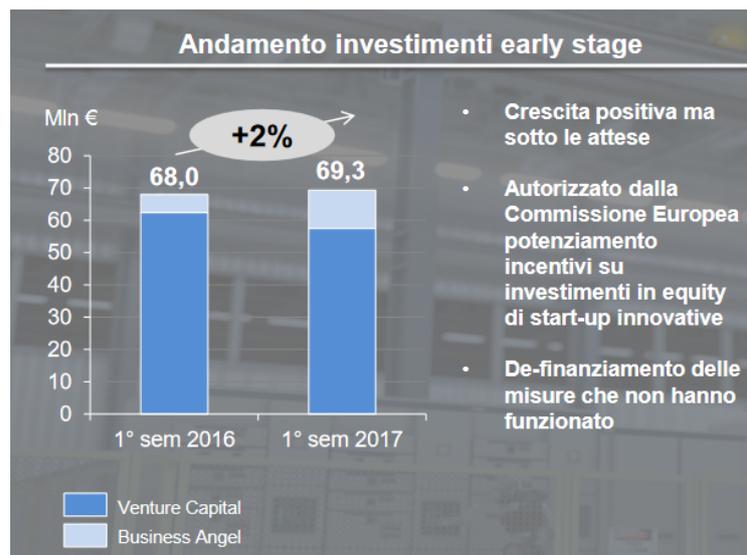


Figura 10: Investimenti early stage del primo semestre del 2017, confrontato con quelli dello stesso periodo dell'anno precedente[8]

Strumenti pubblici di supporto

Sono stati varati alcuni provvedimenti atti a supportare investimenti innovativi, garantendo quelli privati, e rafforzare la posizione italiana nei mercati internazionali a livello di competitività:

- **Fondo centrale di garanzia.** Esso viene istituito con il fine di favorire l'accesso al credito bancario delle PMI, concedendo una garanzia pubblica che spesso si sostituisce a quella propria delle aziende. In tal modo alle PMI viene garantito fino all'80% del finanziamento, sia per l'utilizzo di liquidità, sia per gli investimenti. Ad un anno dal varo dell'iniziativa, si è avuto un aumento del Fondo di Garanzia, rispetto allo stesso periodo del 2016, di 10.5 miliardi di nuovi investimenti, pari all'8.9%, mentre il totale garantito è aumentato del 10,7%, pari a 7,4 miliardi di garanzie pubbliche.

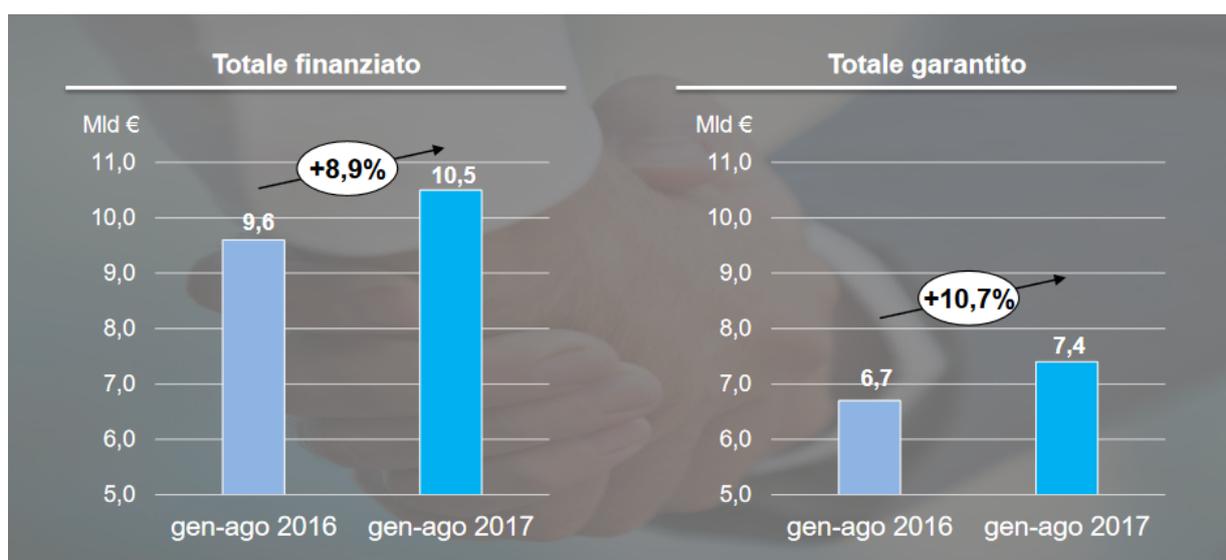


Figura 11: Finanziamento per il fondo centrale di garanzia nel primo semestre 2017, confrontato con quello dell'anno precedente[8]

- **Aiuto alla Crescita Economica (ACE).** Si tratta di un rendimento nozionale del nuovo capitale proprio del 2,3% nel 2017, e del 2,7% dal 2018; in tal modo si garantisce il rafforzamento patrimoniale delle imprese, attraverso il finanziamento con capitale proprio, in modo tale da ottenere strutture finanziarie che ne aumentino la competitività.
- **IRES, IRI e contabilità per cassa.** Si taglia l'IRES dal 27,5% al 24%, avvicinando l'aliquota a quella della media UE, mentre l'IRI viene fissata al 24%; in tal modo, si ottiene una riduzione della pressione fiscale sulle imprese, le quali investono nel futuro, lasciando gli utili in azienda.
- **Salario di produttività.** Si vuol favorire l'incremento di produttività, spostando la contrattazione a livello aziendale, tramite un incremento del salario dei dipendenti. Pertanto viene proposta una tassazione del 10% sui premi salariali legati ad aumenti di produttività aziendale; viene prevista anche una no-tax area che può arrivare fino a 4000 euro di premio. È inoltre possibile sostituire il premio, parzialmente o totalmente con beni e servizi di utilità sociale.

Infrastrutture abilitanti

Completare il Piano Banda Ultra Larga, cablando l'intero territorio nazionale, in modo da garantire un'alta velocità della rete Internet; in tal senso, sono stati previsti un investimento di 3.5 miliardi di euro per un cablaggio del 100% dei civici nazionali, di cui l'85% a 100Mbps e il 15% a 30 Mbps. Allo stesso modo si vuole collaborare alla definizione di standard e criteri di interoperabilità IoT.

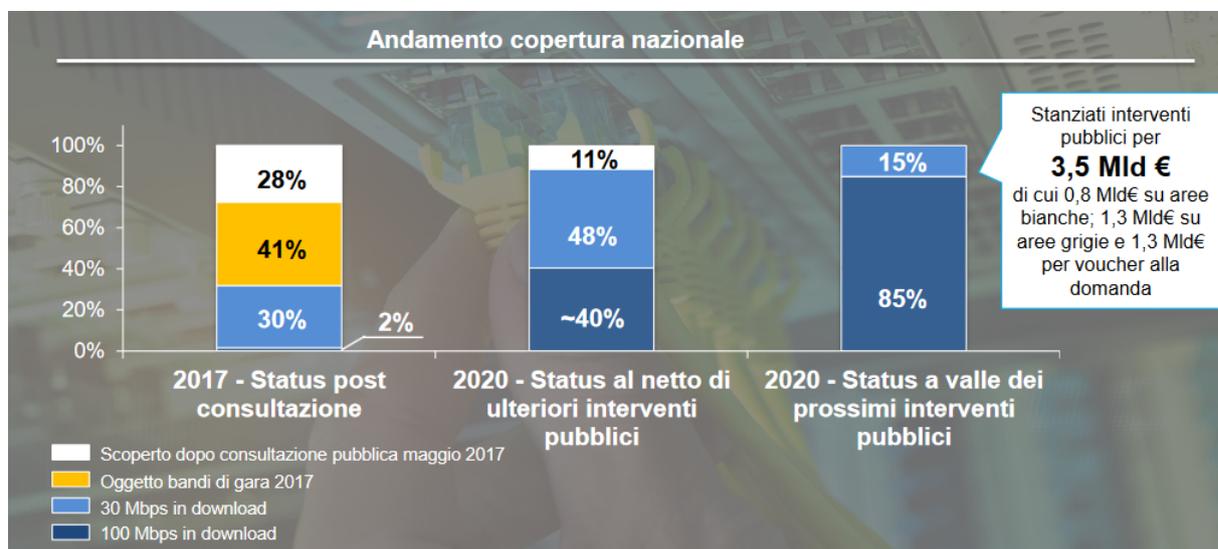


Figura 12: Copertura nazionale della banda ultra larga nel 2017 e sviluppi previsti[8]

Competenze

In merito alle competenze digitali da colmare, è stato lanciato il *Piano Nazionale Scuola Digitale*, per innovare i percorsi di studio, tentando di portare la cultura 4.0 ai vari livelli d'istruzione: istituti tecnici, superiori, università, dottorati. A fronte di un investimento di un miliardo di euro, sono previsti in merito 200000 universitari, 3000 manager e 1400

dottorati di ricerca sul tema Industria 4.0. Inoltre, si vuole fare in modo che la quarta rivoluzione industriale possa gestire i rischi di una disoccupazione dovuta ad un maggior utilizzo delle macchine, sfruttando questa opportunità per convertire il lavoro, o sviluppando nuove competenze digitali.

Si può notare come l'Italia sia, al 2016, il paese con meno competenze digitali tra i principali paesi dell'UE, con un distacco di 8 punti percentuali al di sotto della media europea.

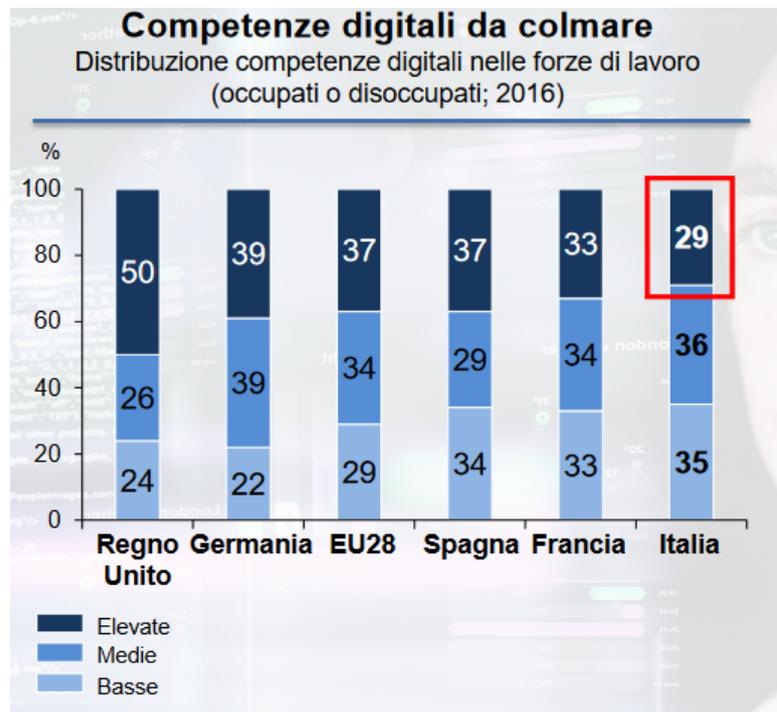


Figura 13: Distribuzione delle competenze digitali nelle forze di lavoro nei principali paesi europei al 2016[8]

In occasione della presentazione del settembre 2017, il progetto cambiò nome, divenendo *Piano Nazionale Impresa 4.0*. Sostanzialmente alle strategie adottate l'anno prima, furono aggiunte nuove iniziative:

- **Contratti di Sviluppo.** Il Contratto di Sviluppo sostiene gli investimenti di grandi dimensioni, superiori a una soglia minima di 20 milioni di euro, nel settore industriale, turistico e di tutela ambientale. In base alla tipologia di progetto, vengono concesse delle agevolazioni sia come finanziamento agevolato, che come contributo in conto interessi o impianti o diretto alla spesa. Al 1 settembre 2017 i Contratti di Sviluppo finanziati sono 102: si prevedono 3,6 miliardi di euro di investimenti, in prevalenza nel settore alimentare (21%), automotive (17%) e meccanico (15%)

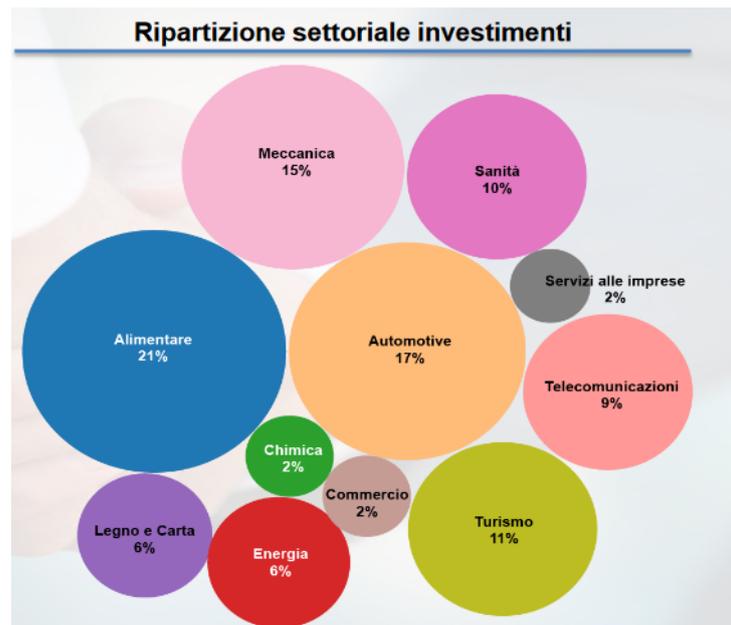


Figura 14: Ripartizione settoriale degli investimenti previsti dal 2017[8]

- **Accordi per l'innovazione.** Si tratta di agevolazioni per progetti, dal costo compreso tra i 5 e i 40 milioni di euro, riguardanti attività di ricerca e sviluppo industriale di nuovi prodotti o processi o servizi, o al miglioramento di quelli già esistenti, negli ambiti di nanotecnologie, materiali avanzati, biotecnologie, fabbricazioni e trasformazioni avanzate, spazio e tecnologie dell'informazione e telecomunicazione. In tal modo si ha un contributo diretto di spesa o un finanziamento agevolato pari almeno al 20% della spesa totale.
- **Credito d'imposta formazione 4.0.** Si vuole supportare la spesa nella formazione del personale dipendente e ridurre il gap sulle competenze tecnologiche, previste dal Piano Nazionale Impresa 4.0. In Figura 15 si osserva come l'Italia sia inferiore di 2.5 punti percentuali alla media europea di lavoratori tra i 24 e i 65 anni che partecipano a corsi di formazione.

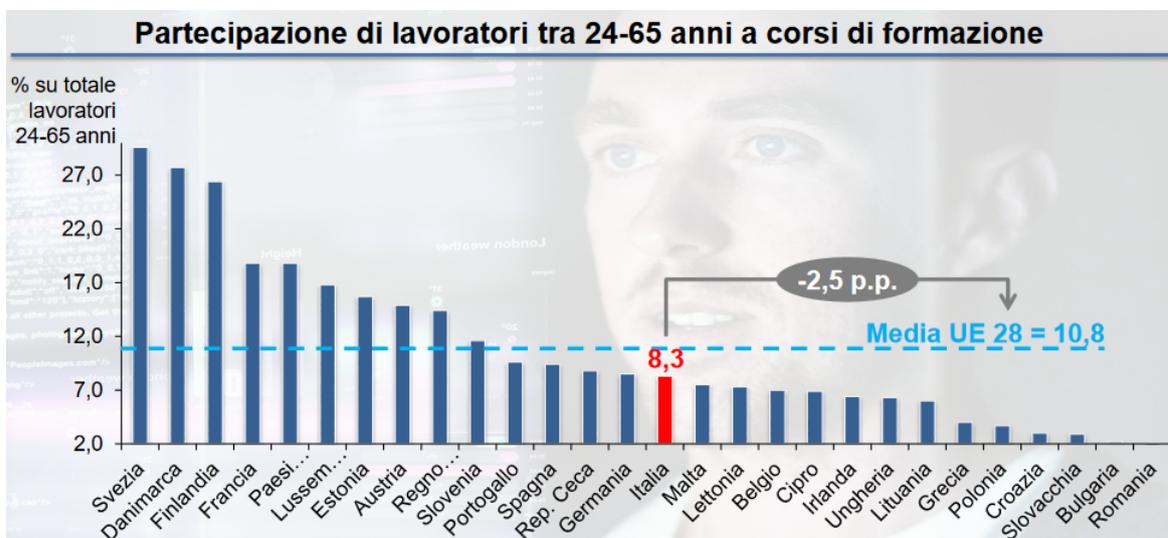


Figura 15: Partecipazione dei lavoratori tra 24 e 65 anni a corsi di formazione[8]

Si tratta di un incentivo, pari al 40% delle spese, fino ad un importo di 300000 euro, relative ai costi del personale impegnato in attività di formazione su marketing, informatica e tecnologie di produzione.

- **Fondo per il capitale immateriale, competitività e produttività.** Si intendono perseguire obiettivi di politica economica ed industriale, connessi al programma Industria 4.0, come progetti di ricerca e innovazione da realizzare in Italia, ad opera di soggetti pubblici o privati, in modo tale da accrescere la competitività e la produttività del sistema economico nazionale.

2.3 I pillars dell'Industria 4.0

Com'è facile intuire, le strategie di Industria 4.0 non sono rivolte ad un mero processo di digitalizzazione, ma coinvolgono l'industria da tutti i punti di vista: insomma, un percorso innovativo dell'industria a 360°.

Boston Consulting Group in un articolo[11][12][13][14] del 9 aprile 2015 individua i nove pillars su cui si andrà a sviluppare il percorso dell'Industria 4.0, dei quali si presenta una efficace panoramica in Figura 16.

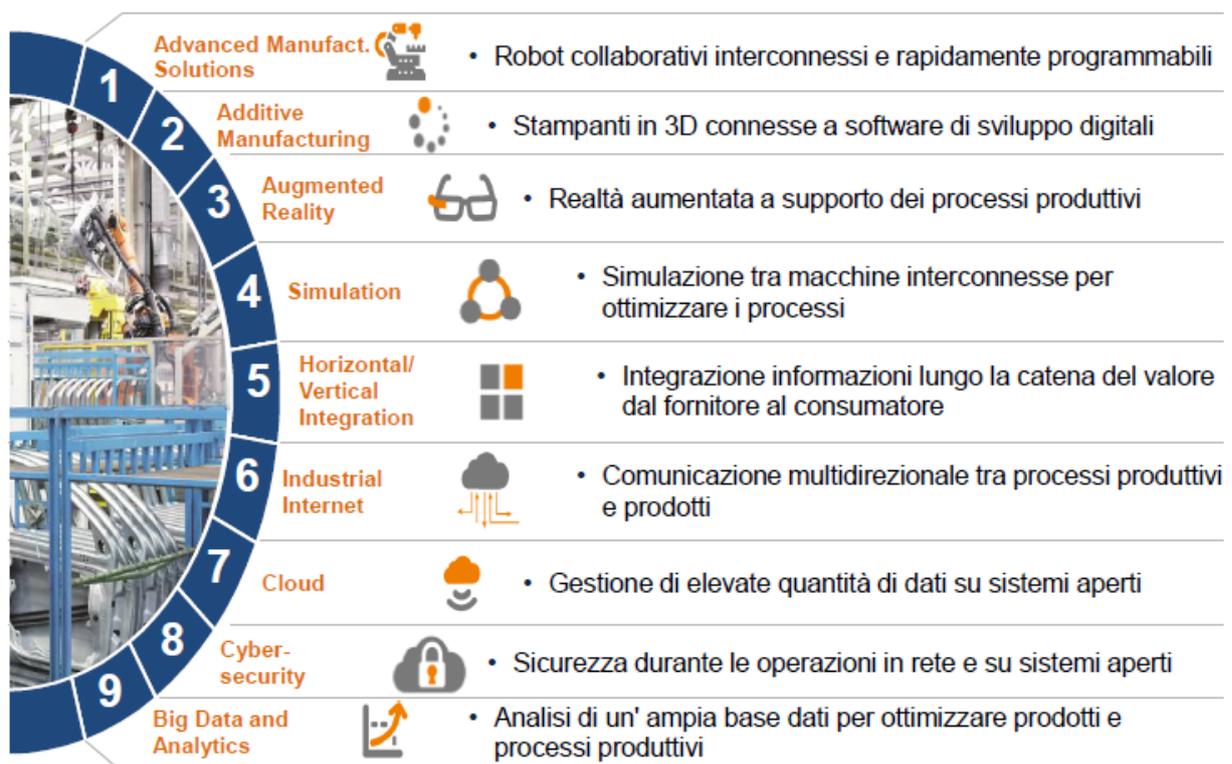


Figura 16: I pillars dell'Industria 4.0 secondo la Boston Consulting Group[5]

E' evidente che non si tratta di nove categorie separate e indipendenti tra loro, ma ognuna di esse agisce su un ambito, in stretta connessione con le altre.

2.3.1 Advanced Manufacturing Solutions

L'Advanced Manufacturing Solutions indica l'adozione di sistemi avanzati di produzione interconnessi e modulari, i quali garantiscono flessibilità e performance. Nonostante l'industria

manifatturiera abbia fatto passi da gigante in termini di automazione negli ultimi anni, vi sono ancora molte opportunità da poter sfruttare. I robot autonomi sono in grado di operare secondo un algoritmo logico complesso, per cui non svolgono le proprie funzioni seguendo un percorso predefinito. In essi viene catalizzato il processo di produzione, per cui la quantità di tempo che si riesce a guadagnare è uguale a quella impiegata per programmare tali robot. Inoltre, se lo stabilimento viene modificato, il robot può funzionare normalmente tramite un cambio di destinazione nel sistema robot.

In tali tecnologie rientrano sia i robot che trasferiscono materie prime, semilavorati e prodotti completati in un modo più semplice, rapido e intelligente rispetto a quelli tradizionali, sia i robot collaborativi o *cobot*. Questi ultimi sono progettati per colmare le lacune tra i robot tradizionali e umani, e per funzionare in modo simile agli umani, interagendo con essi, con l'ulteriore capacità di monitorare e trasmettere dati.

2.3.2 Additive Manufacturing

Con Additive Manufacturing si indicano le varie tecnologie che permettono di produrre elementi tridimensionali senza sprechi, a partire da un modello digitale. Infatti mentre la maggior parte dei processi produttivi convenzionali sono sottrattivi, ossia avvengono tramite rimozione del materiale, le tecnologie additive avvengono con aggiunta di materiale, per cui lo spreco di materie prime è ridotto praticamente a zero.

Attualmente la stampa 3D è utilizzata solo per la creazione di prototipi o per la produzione di specifici componenti. L'industria 4.0 rivolge particolare attenzione alle nuove tecnologie 3D, prevedendone un largo utilizzo per la produzione di elementi personalizzati che, altrimenti, sarebbe impossibile realizzare con i processi di produzione convenzionali, anche in siti produttivi distanti e differenti, garantendo pertanto un'ottimizzazione sia dei costi, che del processo produttivo. Queste, stanno svolgendo un ruolo chiave in tre aree:

- **Design:** si cerca di progettare forme e strutture geometriche più complesse, grazie alla flessibilità della stampa 3D;
- **Prototipazione:** la stampa 3D viene spesso utilizzata per la prototipazione, l'accelerazione dei cicli di progettazione e la riduzione dei costi;
- **Produzione a basso volume:** quando è necessaria solo una piccola quantità di prodotto, quello della stampa 3D risulta essere il metodo di produzione più rapido ed economico.

2.3.3 Augmented Reality

Inizialmente utilizzata solo per i simulatori di volo, negli ultimi anni la realtà aumentata ha preso d'assalto il settore tecnologico. Si tratta di sistemi che, attraverso dispositivi come smartphone, auricolari o visori, danno all'utente informazioni multimediali non esistenti nel mondo reale. In generale, si fa distinzione tra realtà aumentata (*Augmented Reality*) e realtà virtuale (*Virtual Reality*):

- si parla di realtà virtuale quando l'utente si interfaccia ad un ambiente digitale che sostituisce completamente il mondo reale;
- si parla di realtà aumentata quando si ha la sovrapposizione tra realtà e contenuti digitali.

Questa può essere utilizzata per l'addestramento di tecnici: infatti, prima che i manutentori possano intervenire sul dispositivo senza conoscerlo o senza avere la giusta esperienza, essi possono condurre una sessione di addestramento tramite la realtà aumentata, evitando possibili ulteriori danneggiamenti.

2.3.4 Simulation

L'uso di sistemi simulativi, già in uso nei processi di progettazione, viene esteso a tutti i processi di produzione. Nell'industria 4.0, le simulazioni sfruttano i dati in tempo reale per proiettare il mondo fisico dello sviluppo del prodotto e dei processi di produzione in un ambiente virtuale. Questi modelli possono essere utilizzati per eseguire test più efficienti in modo da ottimizzare le impostazioni e i processi prima ancora che inizi la produzione, riducendo i tempi di fermo e migliorando la qualità. La simulazione è infatti la chiave per il controllo dei costi: essa guida l'innovazione, consentendo di prendere migliori decisioni. Questa consentirà di attuare delle correzioni nel processo produttivo, senza affrontare gli ingenti costi derivanti dal learning-by-doing, riducendo il tempo di set-up ed incrementare la qualità dei processi, nonché quella dei prodotti realizzati. In tal modo è quindi possibile istruire i lavoratori sul suo utilizzo, senza il rischio di provocare guasti su un apparecchio reale, il che determinerebbe una perdita economica.

2.3.5 Horizontal/Vertical Integration

L'integrazione orizzontale porta le relazioni tra sistemi cibernetici e sistemi aziendali ad un livello senza precedenti. Ogni dispositivo o sistema, allo stesso livello, è collegato agli altri, consentendo la comunicazione tra sistemi in strutture diverse: in tal modo, i lavori possono essere pianificati e adattati dalle macchine stesse. Pertanto, i tempi di fermo in una struttura possono essere compensati dagli straordinari in un'altra struttura, senza alcun intervento umano.

L'integrazione verticale migliora ancora il tutto: ogni sistema è unito all'altro attraverso una gerarchia, condividendo un proprietario comune. Essa può avvenire secondo due direzioni: si può avere un'integrazione a valle, se un'azienda integra un passaggio successivo rispetto a quello che già ricopre (ad esempio se un'impresa assemblatrice di automobili apre una concessionaria), oppure un'integrazione a monte, se un'azienda integra un passaggio precedente rispetto a quello che già ricopre (ad esempio se l'azienda considerata inizia a produrre pneumatici). Questo migliora il controllo dei processi e permette una maggiore personalizzazione dei prodotti o dei servizi erogati. Uno degli aspetti più critici è quello del protocollo di comunicazione, poiché i vari sistemi non utilizzano tutti lo stesso linguaggio di comunicazione.

2.3.6 Industrial Internet of Things

L'espressione Internet delle cose (*Internet of Things*) si riferisce alla connettività, tramite rete Internet, di dispositivi intelligenti: sebbene smartphone, tablet e PC siano i più importanti, l'IoT include qualsiasi dispositivo in grado di trasmettere dati. Nel mondo dell'industria essa identifica quell'insieme di tecnologie e sensori che conatteranno i vari dispositivi e prodotti all'intero sistema e che consentirà loro di comunicare e scambiare informazioni sul proprio stato o sull'ambiente esterno. In tal caso si parla di *Industrial Internet of Things (IIoT)*: questo consente a tutte le macchine connesse di essere monitorate e gestite facilmente dai lavoratori tramite cellulare o tablet, migliorando il processo produttivo.

Se le interazioni avvengono tra persone e oggetti, si parla di Man-Machine Interaction (MMI), mentre se avvengono tra oggetti e oggetti si parla di Machine to Machine (M2M). Si tratta di un concetto abbastanza complicato da applicare, poiché connettere dispositivi così eterogenei tra loro e permetterne la comunicazione non è affatto semplice: infatti non esiste un metodo standard da applicare e non sempre gli oggetti collegati hanno grandi velocità; si intuisce come sia fondamentale una loro ottimizzazione. In questo ambito si inserisce, inoltre, un aspetto fondamentale per la gestione dei processi e che risulta essere l'aspetto chiave del presente elaborato: la manutenzione predittiva.

2.3.7 Cloud Computing

Un cloud è un sistema remoto a cui è possibile accedere da qualsiasi luogo tramite rete Internet. L'accumulo di grandi quantità di informazioni comporta un'attenta gestione dei dati. A tal proposito si fa distinzione tra tre tipologie fondamentali di servizi Cloud Computing[15]:

- **SaaS (Software as a Service):** in cui si utilizzano dei software installati su un server remoto, (server web);
- **DaaS (Data as a Service):** in cui si mettono a disposizione via web solamente i dati ai quali gli utenti possono accedere;
- **HaaS (Hardware as a Service):** in cui i dati inviati da un utente vengono elaborati da computer esterni, e restituiti all'utente iniziale.

Spesso, invece che programmi singoli, viene realizzata in remoto una piattaforma software, costituita da diversi servizi, programmi ecc. L'industria 4.0 prevede una comunicazione tra macchine e umani e tra le stesse macchine, supportata fortemente da servizi cloud: vi sarà infatti l'esigenza di una maggior condivisione dei dati riguardanti i vari processi, per cui le varie applicazioni per il controllo e la gestione della produzione dovranno essere disponibili in cloud.

2.3.8 Cybersecurity

Un maggior livello di digitalizzazione comporta, com'è facile intuire, un aumento dell'esigenza di proteggere i sistemi di produzione e la rete informatica da potenziali minacce informatiche. Queste possono essere di diverso tipo: possono minare sia l'incolumità e la privacy dei lavoratori, che le modalità e i processi di produzione, come può avvenire in casi di spionaggio industriale. A causa dell'elevata informatizzazione dei processi, un eventuale attacco informatico, ad esempio, consentirebbe di spegnere i macchinari di un certo impianto, causando una sostanziale perdita di tempo e denaro.

Con Cybersecurity si indicano, pertanto, tutte quelle tecnologie, quei processi e quei sistemi necessari a proteggere collegamenti, dispositivi e dati da accessi non autorizzati; i dati confermano che un gran numero di attività manifatturiere sono colpite da attacchi informatici: per tale ragione, una rivoluzione 4.0 dell'industria non è possibile senza connessioni sicure.

2.3.9 Big Data and Analytics

Big Data Analytics è il processo mediante il quale vengono esaminate grandi quantità di dati in modo tale da individuare trend e correlazione tra essi. Poiché si tratta di dati molto eterogenei, sono difficili da trattare con i classici metodi relazionali, ma occorrono metodi più flessibili. Spesso i big data sono individuati tramite alcune V [16][17], ossia

alcune caratteristiche che, col passare del tempo sono aumentate di numero; inizialmente le prime tre erano:

- **Velocità:** ossia la frequenza con cui i dati sono creati, processati ed analizzati; in alcuni casi si tratta di dati rilevati in tempo reale, per cui è necessaria una velocità di elaborazione molto elevata.
- **Volume:** si intende la quantità di dati prodotti e immagazzinati; in genere si parla di *big* se essi hanno una dimensione superiore al terabite, anche se tale soglia non è ben definita; una grande mole di dati da gestire comporta problematiche sia a livello hardware, che software.
- **Varietà:** i dati come detto, sono eterogenei e provengono da sorgenti differenti; le principali tipologie di dati possono riguardare la progettazione, la logistica, i guasti e il monitoraggio sullo stato di salute, le qualità del prodotto. Essi possono essere strutturati, semi-strutturati e senza struttura, per cui occorre integrarli, per poterne ricavare delle informazioni.

Successivamente, sono state individuate altre tre *V*:

- **Veracità:** si riferisce all'affidabilità dei dati; infatti, una maggiore affidabilità dei dati comporta una maggiore qualità delle previsioni ricavate in fase di analisi. Per tale ragione è importante pulire i dati, facendo uso di sensori in grado di eliminare i rumori.
- **Viabilità:** si riferisce alla rilevanza e alla flessibilità dei dati. Occorre capire, infatti, se i dati hanno un impatto significativo su ciò che occorre studiare e le relazioni che intercorrono tra essi.
- **Valore:** questo viene a volte indicato come somma dei punti precedenti[18]; infatti, una volta ottenuti i dati, è necessario estrarre da essi informazioni utili: per tale ragione, interviene la fase di analisi.

Tali risultati analitici possono portare a una migliore efficienza operativa, una maggiore efficacia del marketing con nuove opportunità di guadagno.

2.4 Benefici

In linea generale, le strategie adottate dai vari paesi hanno come comune denominatore una transizione alla digitalizzazione. Essa comporterebbe una serie di vantaggi[19]:

- **Aumento della produttività:** questa è la diretta conseguenza di ottimizzazione ed automazione: infatti, la digitalizzazione determina un risparmio di tempo e materiale, un aumento del profitto, meno sprechi, prevenzione di errori o ritardi e ottimizzazione del macchinario in base alle condizioni del momento.
- **Eventi in tempo reale:** in tal modo è possibile ottimizzare il processo, intervenendo su alcune variabili, come velocità di produzione o risparmio energetico, in base alle condizioni del momento.
- **Continuità della macchina:** la manutenzione predittiva e il monitoraggio consentono di ridurre i tempi di manutenzione; infatti, anziché lasciare i macchinari fermi fino alla manutenzione successiva, si guadagna tempo (e non solo) prevedendone il guasto, tramite manutenzioni mirate.

- **Migliore qualità del prodotto finale:** monitorare il comportamento di un macchinario consente di mantenere sotto controllo il livello di qualità del prodotto finale.
- **Migliori condizioni di lavoro e sostenibilità:** i lavoratori devono esercitare sforzi minori rispetto al passato e, per svolgere i loro compiti, sono supportati da diversi strumenti. Monitorando i macchinari si ha una maggior sicurezza dell'impianto e, conseguentemente, dei suoi lavoratori.
- **Maggior flessibilità:** i vantaggi dell'informatica, in termini di scalabilità e flessibilità, sono riportati nell'ambito industriale: in tal modo l'ambiente di lavoro viene organizzato su più livelli indipendenti, ma interconnessi, permettendo al lavoratore di adattarsi alle diverse situazioni senza difficoltà.
- **Sviluppo di modelli di ricavo innovativi:** le innovazioni in ambito 4.0, consentono ad un'azienda di avere una maggior competitività.
- **Personalizzazione:** nell'ultimo periodo sia aziende che persone, stanno orientando le loro scelte su prodotti particolari, più adatti alle loro esigenze: pertanto, poiché durante la terza rivoluzione industriale è stata favorita una produzione standardizzata, ottenere prodotti anche leggermente modificati, per non dire ad hoc, comportava costi notevoli. La maggior flessibilità derivante dall'industria 4.0, consente di apportare modifiche alle linee di produzione, senza particolari difficoltà.

3 Prognostic and Health Management(PHM)

L'obiettivo principale del Prognostic and Health Management (PHM) è quello di effettuare delle previsioni su un certo evento futuro, in termini spesso di guasti, qualità e anomalie di un generico dispositivo. È rivolto un grande interesse al Tempo di vita rimanente utile, conosciuto come Remaining Useful Time, il quale indica quanto tempo o cicli macchina rimangono ad un dispositivo prima che esso abbia una failure: pertanto, si intuisce come la previsione di un guasto sia, in questo contesto, fondamentale. Una soluzione prognostica efficace viene implementata quando si ha una solida conoscenza dei dispositivi oggetto dello studio, e delle sue modalità di guasto. Se tali previsioni sono effettuate alla luce di un piano di manutenzione da stilare, si entra nel campo della manutenzione predittiva. Infatti, la previsione di un particolare evento permette di avere vantaggi sia in termini di sicurezza, che di qualità che ottimizzazione dei processi. Se infatti si riesce a prevedere che un certo dispositivo a breve si danneggerà, si potrà effettuare la manutenzione in un periodo di fermo macchina, evitando di interrompere la produzione, risparmiando quindi tempo e denaro. Per tale ragione, questo aspetto trova applicazione non solo in ambito automobilistico, ma in quello industriale in generale, dal settore aerospaziale a quello farmaceutico. L'elevata digitalizzazione derivante dall'Industria 4.0, consente un impiego sempre maggiore di tale filosofia, grazie a dispositivi sempre più elettronici e dotati di sensori, in grado di rilevare gli andamenti di alcuni parametri caratterizzanti il funzionamento delle macchine.

3.1 Principali parametri affidabilistici

Per poter comprendere meglio quali siano le caratteristiche e gli obiettivi del processo manutentivo, è utile definire alcuni parametri come l'affidabilità, il tasso di guasto, la disponibilità e la manutenibilità[21].

3.1.1 Affidabilità

Si definisce affidabilità R di un componente la probabilità che esso funzioni senza guastarsi in un certo intervallo di tempo assegnato in un certo ambiente, con certe definizioni. Questo si basa su tre ipotesi:

- che vi sia un criterio univoco che individui lo stato C del componente;
- che esso operi in condizioni ambientali A ben definite e costanti;
- che sia definito l'intervallo nel quale il componente deve lavorare.

In termini matematici

$$R = R(C, A, t) \tag{1}$$

Considerando un numero costante di componenti di uno stesso tipo:

$$N_0 = N_f(t) + N_g(t) \tag{2}$$

in cui $N_f(t)$ e $N_g(t)$ sono rispettivamente il numero di componenti funzionanti e il numero di componenti guasti all'istante t , si definisce l'affidabilità $R(t)$ come

$$R(t) = \frac{N_f(t)}{N_0} \tag{3}$$

e l'inaffidabilità come

$$F(t) = \frac{N_g(t)}{N_0} = 1 - \frac{N_f(t)}{N_0} = 1 - R(t) \quad (4)$$

Trattandosi di due funzioni di probabilità, si definiscono rispettivamente le densità di probabilità dell'affidabilità $r(t)$ e dell'inaffidabilità $f(t)$:

$$r(t) = \frac{dR(t)}{dt} = \frac{d(1 - F(t))}{dt} = -\frac{dF(t)}{dt} = -f(t) \quad (5)$$

I sistemi complessi in cui il guasto di un componente comporta il non funzionamento di tutto il sistema, sono detti sistemi non ridondanti o serie; viceversa si parla di sistemi ridondanti o parallelo.

I sistemi non ridondanti hanno un'affidabilità pari al prodotto delle affidabilità dei singoli componenti:

$$R_S(t) = R_1(t) \cdot R_2(t) \cdot \dots \cdot R_N(t) \quad (6)$$

Pertanto, essa può essere incrementata agendo sul componente meno affidabile.

I sistemi ridondanti sono caratterizzati da un livello di affidabilità superiore, benché ciò comporti una complessità e dei costi maggiori. Si fa in genere distinzione tra sistemi a ridondanza attiva o passiva, questi ultimi detti *stand by*: mentre nei primi, i componenti ridondanti svolgono un ruolo funzionale, nei secondi essi entrano in funzione, tramite un apposito commutatore, solo in caso di guasto.

Nel caso di ridondanza attiva, per il sistema e per i singoli componenti deve valere la relazione $R(t) + F(t) = 1$, per cui:

$$(R_1(t) + F_1(t)) \cdot (R_2(t) + F_2(t)) \cdot \dots \cdot (R_N(t) + F_N(t)) = 1 \quad (7)$$

Se i componenti del sistema sono identici e indipendenti, è interessante studiare il caso in cui siano funzionanti M componenti su N ; in tal caso l'affidabilità segue una distribuzione discreta di tipo binomiale:

$$R_S(t) = \sum_{k=M}^N \binom{N}{k} \cdot R^k \cdot (1 - R)^{N-k} \quad (8)$$

Ma in generale, l'inaffidabilità di un sistema parallelo è pari al prodotto delle inaffidabilità dei singoli componenti:

$$F_S(t) = F_1(t) \cdot F_2(t) \cdot \dots \cdot F_N(t) \quad (9)$$

da cui discende la relazione delle affidabilità:

$$1 - R_S(t) = (1 - R_1(t)) \cdot (1 - R_2(t)) \cdot \dots \cdot (1 - R_N(t)) \quad (10)$$

Da questo deriva che che per migliorare l'affidabilità di un sistema parallelo, conviene agire sul componente più affidabile. Invece, per quanto riguarda i sistemi di tipo *stand by*, si consideri il caso in cui esso sia costituito da soli due componenti, A e B. E' possibile avere di fronte due situazioni:

- che al tempo t il componente A funzioni regolarmente: in tal caso, quindi, la sua affidabilità è pari a $R_A(t)$;

- che il componente A si sia guastato in un istante x (con $0 \leq x \leq t$): allora il componente B ridondante è entrato regolarmente in funzione allo stesso istante e funziona al tempo t ; la probabilità di questo secondo evento è

$$\int_0^t R_B(t-x) \cdot f_A(x) dx \quad (11)$$

Essendo i due eventi mutuamente esclusivi, l'affidabilità totale del sistema è data dal teorema degli eventi totali come somma delle probabilità dei singoli eventi:

$$R_S(t) = R_A(t) + \int_0^t R_B(t-x) \cdot f_A(x) dx \quad (12)$$

Infine, se si volesse tener conto dell'affidabilità R_C del commutatore che aziona il componente ridondante, l'affidabilità totale del sistema sarebbe quindi:

$$R_{ST} = R_S \cdot R_C \quad (13)$$

3.1.2 Tasso di guasto e MTTF

Una grandezza fondamentale in merito allo studio dell'affidabilità di un componente è il tasso di guasto $\lambda(t)$; a questo si collega la probabilità condizionale $\lambda(t) \cdot dt$ che un componente funzionante al tempo t si guasti al tempo $t + dt$. Mentre la densità di inaffidabilità fa riferimento all'intera popolazione di componenti, $\lambda(t) \cdot dt$ che non è una densità di probabilità, fa riferimento unicamente alla popolazione funzionante. Pertanto, è possibile scrivere

$$\begin{aligned} \lambda(t) \cdot dt &= \frac{\text{probabilità di guasto in } [t, t+dt]}{\text{probabilità di non guasto in } [0, t]} = \\ &= \frac{\text{probabilità di guasto in } [0, t+dt] - \text{probabilità di guasto in } [0, t]}{\text{probabilità di non guasto in } [0, t]} \end{aligned} \quad (14)$$

per cui

$$\lambda(t) \cdot dt = \frac{-R(t+dt) - (-R(t))}{R(t)} = -\frac{dR(t)}{R(t)} = \frac{f(t) \cdot dt}{R(t)} \quad (15)$$

da cui deriva

$$f(t) = \lambda(t) \cdot R(t) \quad (16)$$

Integrando il primo e il terzo membro della relazione (16):

$$\begin{aligned} \int_0^t \frac{dR(t)}{R(t)} &= - \int_0^t \lambda(t) \cdot dt \\ \ln(R(t)) &= - \int_0^t \lambda(t) \cdot dt \end{aligned}$$

$$R(t) = e^{-\int_0^t \lambda(t) dt} \quad (17)$$

In termini finiti si scrive

$$f(t) = \frac{\Delta F(t)}{\Delta t} = \frac{1}{N_0} \frac{\Delta N_g}{\Delta t} \quad (18)$$

$$\lambda(t) = \frac{\Delta F(t)}{\Delta t} = \frac{1}{N_f} \frac{\Delta N_g}{\Delta t} \quad (19)$$

È possibile differenziare i guasti in diversi modi:

- **Guasti endogeni:** sono i guasti dovuti a difetti del materiale o ad errori di fabbricazione o di assemblaggio; questi, sono caratteristici del primo periodo della vita del sistema: in questa fase, tali tipi di guasti sono relativamente numerosi, ma tendono a diminuire col trascorrere del tempo.
- **Guasti casuali:** si tratta di guasti che non hanno origine da una causa ben definita, ma sono dovuti a cause aleatorie durante l'utilizzo ordinario; trattandosi di guasti casuali, essi hanno un tasso costante per tutto il tempo di vita.
- **Guasti d'usura:** si tratta di guasti dovuti all'invecchiamento, usura ed erosioni dei componenti; ovviamente questo tipo di guasto diventa tanto più frequente quanto maggiore è il tempo di utilizzo del componente.

Per sistemi complessi, l'unione di questi tre determina un andamento del tasso di guasto complessivo, in funzione del tempo, chiamato *bath tube curve* o curva a vasca da bagno.

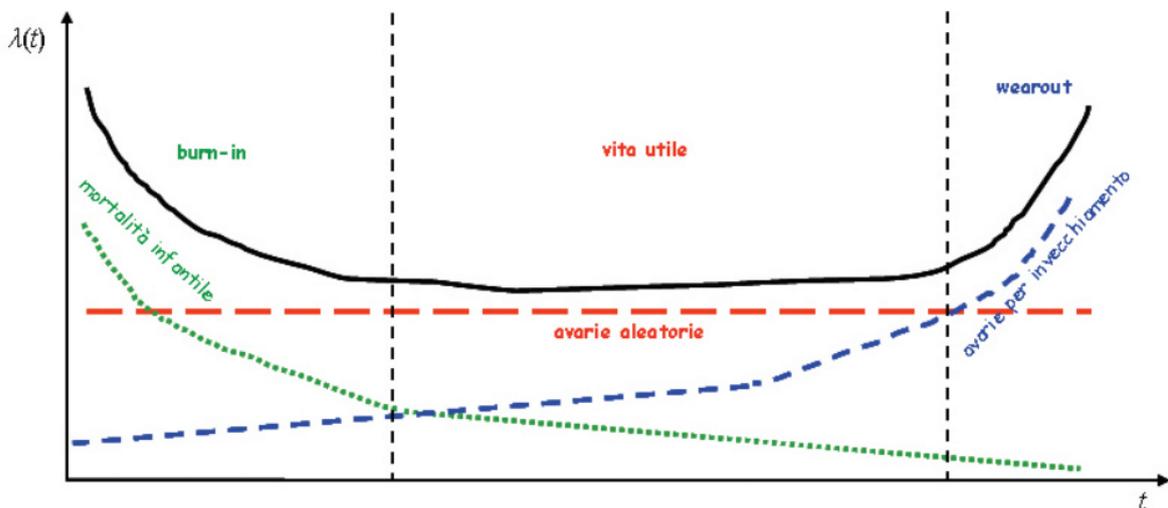


Figura 17: Curva a vasca da bagno[22]

Il periodo di vita utile spesso è costituito da un tasso di guasto pressoché costante, dato che a prevalere sono i guasti casuali: in tal caso si parla di proprietà di non memoria. La sua durata varia a seconda dei componenti: è elevata per componenti di tipo elettronico, e risulta molto più ridotta per quelli di tipo meccanico.

Nonostante la vita utile sia molto più lunga per i componenti elettronici, questi, una volta terminata, devono essere immediatamente sostituiti: pertanto ciò attesta l'impossibilità di un loro utilizzo oltre il termine della loro vita utile. Invece, un sistema costituito prevalentemente da componenti meccanici, presentando una vita utile ridotta rispetto a quelli

elettronici, non necessita di un'immediata sostituzione al termine della stessa, poiché il degrado non è tale da determinare la loro dismissione in tempi relativamente brevi.

Un andamento costante del tasso di guasto comporta una distribuzione dell'inaffidabilità $R(t)$ di tipo esponenziale; invece, nel caso di tassi di guasto variabili la distribuzione più rappresentativa è quella di Weibull:

$$\frac{dR(t)}{dt} = e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta}\right)^\beta} \quad \text{per } t \geq \gamma$$

$$R(t) = 1 \quad \text{per } t < \gamma$$

in cui

- γ è la vita minima, ossia il tempo entro il quale non si verificano guasti; essa normalmente la si pone pari a zero;
- η è la vita caratteristica, ossia il tempo in cui si ha un guasto del 63,5% della popolazione;
- β è un parametro di forma.

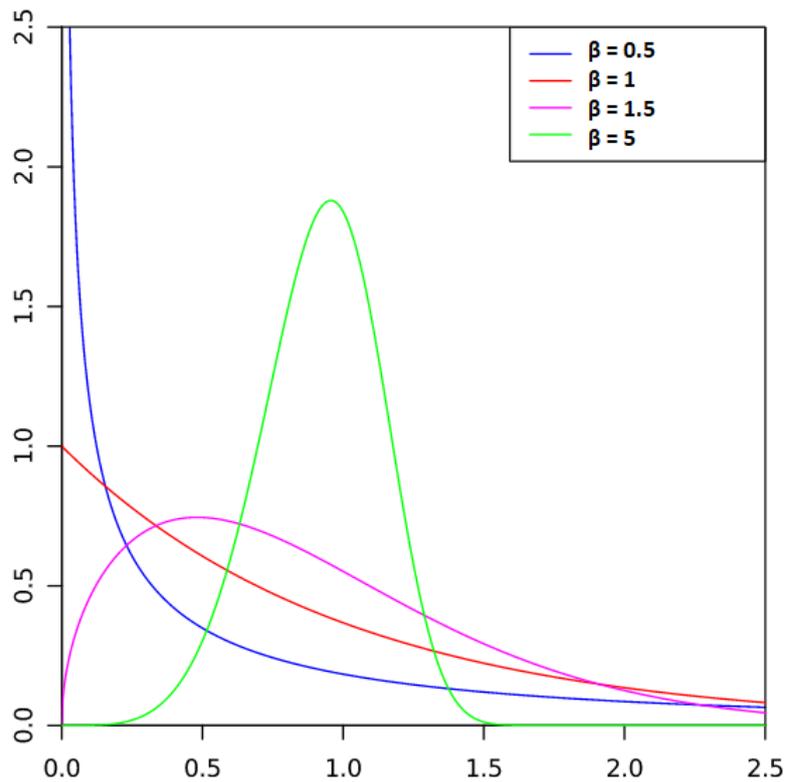


Figura 18: Curve di Weibull al variare di β [23]

Per sistemi o componenti non riparabili si definisce il Mean Time To Failure, il quale è indice del tempo in cui si verifica il guasto, a partire dall'inizio della vita del componente a $t = 0$; esso costituisce il valore medio della distribuzione di probabilità dell'inaffidabilità $F(t)$:

$$MTTF = \int_0^\infty t \cdot f(t) dt = - \int_0^\infty t \cdot \frac{dR(t)}{dt} dt \quad (20)$$

Integrando per parti, alla fine si ottiene:

$$MTTF = \int_0^{\infty} R(t)dt \quad (21)$$

Per componenti aventi tasso di guasto costante esso diventa:

$$MTTF = \int_0^{\infty} e^{-\lambda t} dt = \frac{1}{\lambda} \quad (22)$$

Da ciò ne consegue che la probabilità che un componente, funzionante all'istante iniziale, non si guasti al tempo $t = MTTF$, è circa pari al 37%:

$$R(t) = R(MTTF) = e^{-1} \approx 0.37 \quad (23)$$

3.1.3 Disponibilità

Per quanto riguarda sistemi o componenti riparabili si fa riferimento alla loro disponibilità. Infatti, all'intervallo MTTF precedentemente definito fa seguito un intervallo di tempo di mancato funzionamento, durante il quale il sistema viene riparato: si parla quindi di Mean Down Time (MDT), il quale risulta essere somma di altri tre parametri:

- **Logistic Delay Time (LDT):** tempo di arresto del componente necessario per questioni di tipo tecnico;
- **Administrative Delay Time (ADT):** tempo di arresto del componente necessario per questioni di tipo gestionale e amministrativo;
- **Mean Active Maintenance Time (MAMT):** tempo medio richiesto per effettuare la manutenzione

Una volta riparato il sistema o il componente esso rimane in funzionamento per un ulteriore intervallo temporale, il Mean Up Time (MUT). Dalla somma di MDT e MUT si ottiene il Mean Time Between Failures (MTBF), ossia la cadenza espressa in ore (o cicli) di funzionamento in cui ci si deve attendere il verificarsi dei guasti.

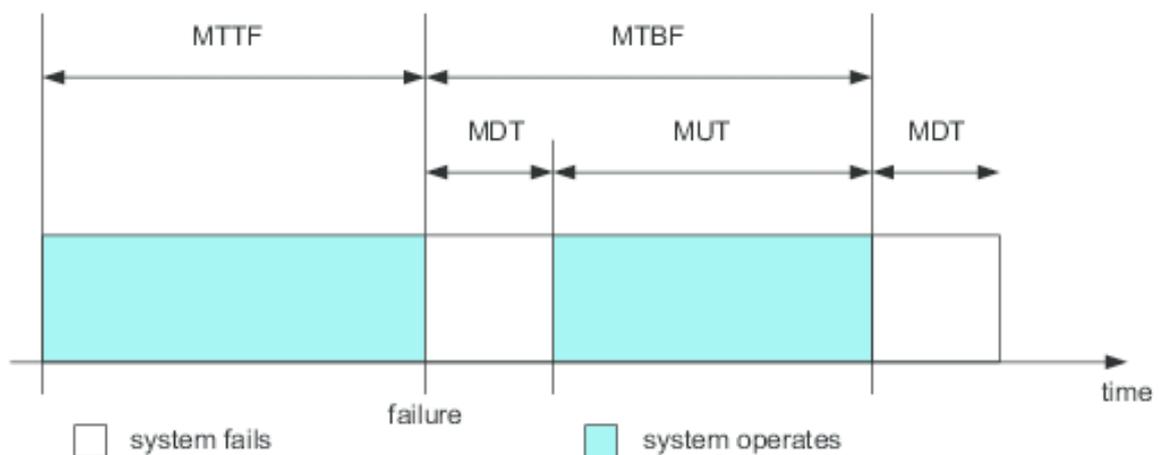


Figura 19: Flusso di guasti e riparazioni nei sistemi riparabili[24]

La disponibilità $A(t)$ di un sistema o componente riparabile è definita come la probabilità che esso, funzionante all'istante iniziale, sia ancora funzionante al generico istante t considerato; essa viene valutata dal rapporto tra il tempo medio di funzionamento del componente e il tempo totale di attività.

Questa può essere considerata sotto tre diversi aspetti:

- disponibilità intrinseca A_i che rappresenta la probabilità che un sistema, nelle opportune condizioni, operi in ogni istante in maniera soddisfacente;
- disponibilità operativa A_o che rappresenta la probabilità che un sistema, nelle opportune condizioni, operi in maniera soddisfacente, quando richiesto;
- disponibilità raggiunta A_a che rappresenta la disponibilità effettivamente raggiunta, tenendo conto anche dei ritardi logistici e amministrativi.

Pertanto essa vale 1 all'istante iniziale, e decresce col passare del tempo:

$$A(t) = 1 \quad \text{per} \quad t = 0$$

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} A(t) = \frac{MUT}{MUT + MDT}$$

Inoltre, complementariamente alla disponibilità $A(t)$, è possibile definire l'indisponibilità $Q(t)$:

$$A(t) + Q(t) = 1$$

3.1.4 Manutenibilità

Un'altra grandezza di estremo interesse è la manutenibilità $M(t)$, ossia la probabilità che un componente, guasto all'istante iniziale, possa essere riparato nel generico istante t ; per cui vale

$$\lim_{x \rightarrow \infty} M(t) = 1$$

Analogamente a quanto fatto prima, si definisce la densità di probabilità $g(t)$:

$$g(t) = \frac{dM(t)}{dt} \tag{24}$$

da cui discende un altro parametro importante, il Mean Time To Repair (MTTR), ossia il valor medio della distribuzione di probabilità di manutenibilità:

$$MTTR = \int_0^{\infty} t \cdot g(t) dt = \int_0^{\infty} (1 - M(t)) dt \tag{25}$$

Analogamente al tasso di guasto, è possibile definire un tasso di riparazione $\lambda_g(t)$, tale per cui $\lambda_g(t) \cdot dt$ è pari alla probabilità che il componente guasto venga riparato nell'intervallo dt ; pertanto, è possibile scrivere:

$$\lambda_g(t) \cdot dt = \frac{dM(t)}{1 - M(t)} \tag{26}$$

Nel caso di tasso di riparazione costante e pari a μ , si può scrivere:

$$\mu \cdot dt = \frac{dM(t)}{1 - M(t)} \quad (27)$$

sapendo che $M(0) = 0$, si ha

$$M(t) = 1 - e^{-\mu t} \quad (28)$$

da cui deriva

$$MTTR = \int_0^{\infty} t \cdot g(t) dt = \int_0^{\infty} e^{-\mu t} dt = \frac{1}{\mu} \quad (29)$$

3.2 Diagnostica e Prognostica

La gestione dello stato di salute di un sistema si basa su due pillole: la diagnostica e la prognostica. Tali termini, derivanti dall'ambito medico, hanno un significato facilmente trasponibile in ambito industriale; infatti, quanto viene effettuato dal medico sul paziente per individuarne e curarne la malattia, può essere trasposto all'operaio intento a riparare un dispositivo da un guasto.

La diagnostica, viene definita dall'Enciclopedia Treccani come “*quel complesso di dottrine e di tecniche che sono il presupposto e la base per formulare la diagnosi*” [25] la quale, in ambito tecnico, è “*il frutto dell'analisi di malfunzionamenti, guasti ed errori in apparati, sistemi o programmi di calcolo, che porta a individuare il punto in cui questi si sono verificati e a identificarne il tipo*” [26]. Pertanto la diagnostica è il processo per determinare tutte le informazioni in merito alle modalità di failure con il fine di classificarle: infatti, un'adeguata conoscenza di esse e delle cause che le determinano è fondamentale per riuscire a predire quando i dispositivi necessitano di manutenzione.

Per quanto riguarda la prognostica, sempre la Treccani, ne dà una definizione in ambito medico, definendola come “*la previsione sull'ulteriore decorso e soprattutto sull'esito di un determinato quadro morboso in esame*” ma, per estensione, “*in varie scienze e tecniche è sinonimo di previsione*” [27]. Questa può avvenire tramite diversi tipi di approcci:

- basato sull'affidabilità;
- basato sui dati;
- basato sul modello;
- idrico.

Basato sull'affidabilità

Tale tipo di approccio si basa sull'applicazione dell'analisi statistica su una grande quantità di dati relativi a molti dispositivi: di questi si registrano le condizioni di lavoro, e se ne fa un'analisi statistica, i cui risultati vengono riportati nel manuale del macchinario fornito dal produttore. Si tratta di un approccio abbastanza semplice, ma poco efficace, essendo basato su metodi statistici.

Basato sui dati

In tal caso, si effettuano delle analisi solamente sui dati, i quali vengono studiati senza che sia necessario conoscere i modelli specifici da cui essi derivino. In tal modo si ha il vantaggio di avere un metodo generale, che prescinde dalla tipologia di dati analizzati e che consente di analizzare anche sistemi complessi, pur non conoscendolo in maniera approfondita; al contempo, però, non risulta ottimizzato per la specifica funzione trattata, per cui risulterà certamente meno efficiente rispetto ad una soluzione ottenuta con un metodo ad hoc. Quel che si cerca è, pertanto, di garantire una certa affidabilità delle soluzioni ottenute: pertanto, occorre ottenere un rappresentativo insieme di dati. Questo si divide in approccio statistico e apprendimento automatico:

- **Approccio statistico.** Si basa sull'analisi di proprietà statistiche dei dati: si parte da alcune considerazioni iniziali, e le si ricalcola confrontandole con i dati già presenti. Tale metodo risulta abbastanza semplice e veloce, ma necessita che le condizioni iniziali siano abbastanza affidabili, poiché altrimenti tutte le previsioni che saranno effettuate, risulteranno falsate. L'approccio statistico sui dati può essere parametrico o non parametrico:
 - **Parametrico:** se l'approccio statistico si basa sulla valutazione di alcune variabili statistiche, come media, varianza ecc., durante il corretto funzionamento del dispositivo. Una volta ricalcolati i nuovi parametri, li si confrontano con quelli nominali della macchina: se essi differiscono troppo, allora la macchina sta lavorando in modo anomalo. Distribuzioni tipiche dell'analisi statistica sono quella normale, quella esponenziale e quella di Weibull.
 - **Non parametrico:** in tal caso l'approccio non si basa sul calcolo di specifici parametri: spesso è necessario adottare tale metodo, poiché la realtà non segue modelli matematici ben definiti. Si tratta quindi di un metodo più flessibile del precedente.
- **Apprendimento automatico o machine learning.** Si intende quell'insieme di metodi statistici utilizzati da una macchina per migliorare progressivamente la performance di un algoritmo. Si può parlare di apprendimento supervisionato, non supervisionato o per rinforzo:
 - **Apprendimento supervisionato:** questo metodo ha l'obiettivo di istruire un sistema informatico, in modo da consentirgli di elaborare delle previsioni sui valori di uscita, in base a degli input e degli output inizialmente forniti. Pertanto tale metodo richiede la conoscenza di tutti i possibili input e output.
 - **Apprendimento non supervisionato:** in tal caso, se non si conoscono tutte le possibili classificazioni, l'elaborazione dei dati in input avviene in base a caratteristiche comuni, per cercare di effettuare ragionamenti e previsioni sugli input successivi.
 - **Apprendimento per rinforzo:** quando il sistema interagisce con un ambiente dinamico in cui si cerca di individuare un certo obiettivo, ed egli apprende e si adatta alle mutazioni dell'ambiente tramite la distribuzione di un *rinforzo*, ossia una sorta di ricompensa che ne valuti le prestazioni.

Basato sul modello

Questo si basa su una profonda conoscenza del sistema e del suo funzionamento, sia in condizioni normali che anomale: pertanto, occorre studiare i modelli fisici e matematici con le quali una macchina svolge il proprio lavoro. Quindi, tale metodo risulta ottimizzato per uno specifico ambito e, di conseguenza, risulta meno flessibile del precedente.

Ovviamente l'efficienza del metodo dipende da quanto il modello sia fedele al comportamento della macchina: più sarà fedele, più precise risulteranno le previsioni, al contrario si potrebbero avere dei risultati falsati. Inoltre, l'applicazione ne risulta particolarmente vantaggiosa dato che i processi di degrado dei componenti seguono leggi fisiche, per cui le previsioni saranno accurate; ma, a seconda del livello di complessità del sistema la procedura di analisi potrà comportare più o meno tempo: poiché in generale si ha a che fare con sistemi abbastanza complessi, tale metodo viene applicato quando si necessita di un'alta precisione del risultato.

Approccio ibrido

Esso risulta la fusione di due o più approcci visti precedentemente: in tal modo si vogliono compensare i punti deboli di un metodo, con i punti di forza dell'altro, sfruttando quindi i benefici di entrambi. Ad esempio, spesso si preferisce unire un approccio basato sui dati e uno basato sul modello: in tal modo si ha un'analisi abbastanza accurata sui componenti semplici, e una buona predizione su quelli più complessi, i quali altrimenti richiederebbero un costo computazionale molto più elevato.

3.3 Strategie di manutenzione

Si intuisce quanto la diagnostica e la prognostica siano strettamente legate all'attività di manutenzione: infatti, il rilevamento di guasti e la loro risoluzione ne costituiscono i punti cardine, poiché in tal modo si garantisce un corretto funzionamento della macchina.

Le principali normative che si occupano di manutenzione sono:

- **UNI 11063:2017:** questa definisce i criteri di classificazione delle attività di manutenzione, distinguendoli in ordinaria e straordinaria, al fine di fornire un quadro di riferimento che consenta di uniformare i comportamenti degli utenti nella gestione e contabilizzazione delle risorse utilizzate, in modo coerente e significativo anche sul piano organizzativo e operativo.
- **UNI EN 13306:2018:** questa specifica i termini generici e le loro definizioni per le aree tecniche, amministrative e gestionali di manutenzione.
- **UNI 10147:2013:** questa fornisce i termini più usati nel settore Manutenzione, i quali vanno letti unitamente a quelli della precedente.

Infatti da quest'ultima si definisce la manutenzione come *combinazione di tutte le azioni tecniche, amministrative e gestionali, durante il ciclo di vita di un'entità, destinate a mantenere o a riportarla in uno stato in cui possa eseguire la funzione richiesta*[28].

L'attività manutentiva mira infatti a ottenere una certa continuità del processo produttivo; in passato, questo era perseguito attraverso ridondanze operative e funzionali, garantendo un calcolato eccesso di capacità produttiva o applicando un aggressivo programma di revisione e sostituzione dei sistemi critici. Tali approcci spesso si sono rilevati inefficienti: infatti, mentre le prime due immobilizzano capitali che potrebbero essere investiti diversamente,

una strategia aggressiva di revisione risulta molto costosa.

Per tale ragione la manutenzione si è orientata più alla prevenzione che al ripristino del guasto.

Da questo tipo di considerazioni sono state definite tre principali strategie di manutenzione: correttiva, preventiva e migliorativa.

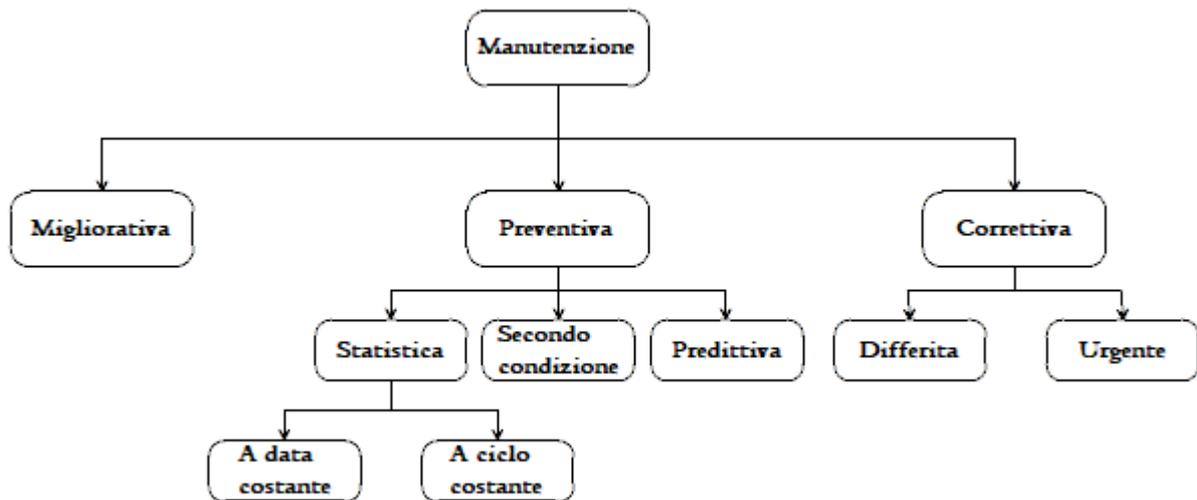


Figura 20: Strategie di manutenzione

L'insieme di tutte queste tipologie di manutenzione, se attuate in maniera efficace ed efficiente, dà luogo ad un sistema produttivo detto *Total Productive Maintenance* o Manutenzione Produttiva (TPM): essa non è solo una tecnica organizzativa di manutenzione, ma una vera e propria filosofia indirizzata al miglioramento continuo, ottimizzando le prestazioni, riducendo gli sprechi, evitando i guasti ecc. Pertanto, si comprende come essa non coinvolga solo alcuni settori ma, globalmente, l'intera impresa, dagli operai ai manager: per questa ragione il sostantivo *Total* attesta proprio una responsabilizzazione in questa direzione di ogni settore dell'azienda. In questo contesto, la Total Productive Maintenance prevede l'esistenza, all'interno dell'azienda di diverse esigenze manutentive, a cui rispondere con differenti metodologie d'intervento, efficaci per ogni situazione.

Molte di queste strategie sono quelle già viste nel presente capitolo: innovativa è certamente la loro applicazione, improntata sulla cultura industriale giapponese, da cui essa trae origine, prevedendo un impegno dei dipendenti a tutti i livelli.

3.3.1 Manutenzione correttiva

Essa è detta anche incidentale o a guasto ed è definita *la manutenzione eseguita a seguito della rilevazione di un'avaria e volta a riportare un'entità in uno stato in cui essa possa eseguire una funzione richiesta*[29]. Questa costituisce il modo più antico di intervento e viene attuata quando sopraggiunge un'avaria: una volta avvenuto il guasto si interviene al ripristino delle funzioni originarie del sistema; per tale ragione si parla di metodo reattivo. Ci si basa in generale sull'idea che in presenza di sistemi non critici e facili da rimpiazzare a basso costo, è conveniente che il guasto si presenti prima di intervenire; ovviamente occorre valutare bene quando applicare un metodo del genere, poiché un guasto grave e inaspettato su

un componente può essere deleterio anche su altri. In tal caso i vari interventi manutentivi non concorrono ad aumentare il valore del sistema, né a migliorarne le prestazioni, ma semplicemente ripristinano lo status quo ante. Pertanto, si ha il massimo sfruttamento del componente in questione, ma ciò comporta una certa inaffidabilità, un aumento dei costi e problemi di sicurezza: infatti, i fermi macchina spesso si presentano in maniera casuale e nel momento meno opportuno, comportando tempi lunghi e ostacolando la produzione. Essa può essere di due tipi:

- **Immediate maintenance:** quando, nei casi di urgenza, è eseguita subito dopo la rilevazione del guasto, in modo da evitare conseguenze irrimediabili.
- **Deferred maintenance:** se l'entità dell'avaria non è critica, tale intervento di manutenzione può essere differito alla prima occasione utile, ad esempio durante un cambio turno o una pausa pranzo.

3.3.2 Manutenzione migliorativa

Essa è detta anche manutenzione proattiva ed è definita *l'insieme delle azioni di miglioramento o piccola modifica che non incrementano il valore patrimoniale dell'entità*[28]. Dunque, le attività di manutenzione sono rivolte, in questo caso, a miglioramenti tecnici atti ad assicurare ad un impianto o ad un'unità il mantenimento delle prestazioni definite a progetto: pertanto, si interviene sui guasti condizionali, ossia su quelle condizioni di preallerta in cui non si è ancora verificato un degrado né del materiale né delle prestazioni, ma tali per cui, se la situazione persiste, si giungerà inevitabilmente a rottura; si effettua quindi una serie di azioni miranti a correggere quelle condizioni che possono condurre al deterioramento del sistema. Per tali ragioni la manutenzione migliorativa risulta essere concettualmente l'opposto della precedente: infatti, mentre la manutenzione correttiva, come detto, riporta il sistema in modo reattivo alle condizioni precedenti la failure, quella migliorativa agisce preventivamente, determinando un aumento delle prestazioni.

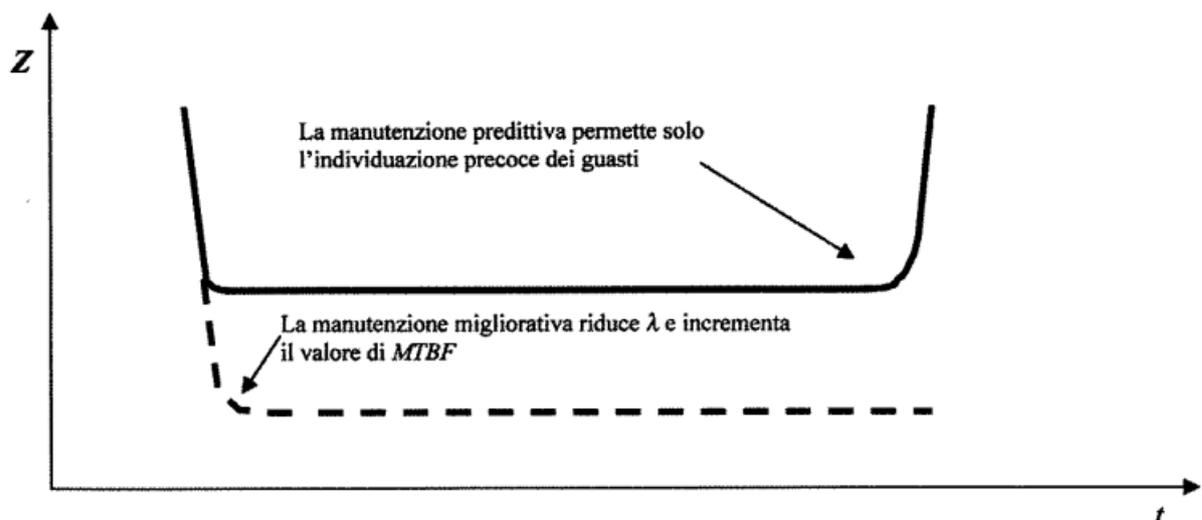


Figura 21: Effetto della manutenzione migliorativa sul tasso di guasto[21]

3.3.3 Manutenzione preventiva

La normativa UNI EN 13306:2018 la definisce come la *manutenzione eseguita, destinata a valutare e/o mitigare il degrado e a ridurre la probabilità di guasto di un'entità*[29]; tale tipologia di manutenzione quindi non interviene a guasto avvenuto, ma lo previene.

Si comprende quindi che questo modo di operare elimina gran parte degli svantaggi della manutenzione correttiva, come ad esempio l'interruzione del regolare funzionamento della macchina, ma al contempo implica la sostituzione di componenti che potrebbero ancora essere validi e utilizzabili. Essa può essere basata su metodi statistici (o statistica), secondo condizione oppure predittiva.

Manutenzione statistica

Tale approccio manutentivo è definito come la *manutenzione preventiva effettuata in conformità a intervalli di tempo stabiliti o un numero di unità di misura di utilizzo, senza una precedente indagine sulle condizioni di entità*[29].

Essa viene pertanto svolta ciclicamente poiché non si conosce il momento in cui avviene la failure. Pertanto, stimando la vita media di una macchina tramite delle analisi statistiche sui meccanismi di guasto, si applica una manutenzione prima che esso avvenga. Questa può essere:

- **A data costante:** se l'intervento di manutenzione è realizzato dopo un predeterminato periodo, indipendentemente dal reale tempo di funzionamento;
- **A ciclo costante (o ciclica):** se l'intervento di manutenzione è realizzato quando il componente raggiunge un prefissato tempo (in termini di ore o di cicli) di funzionamento.

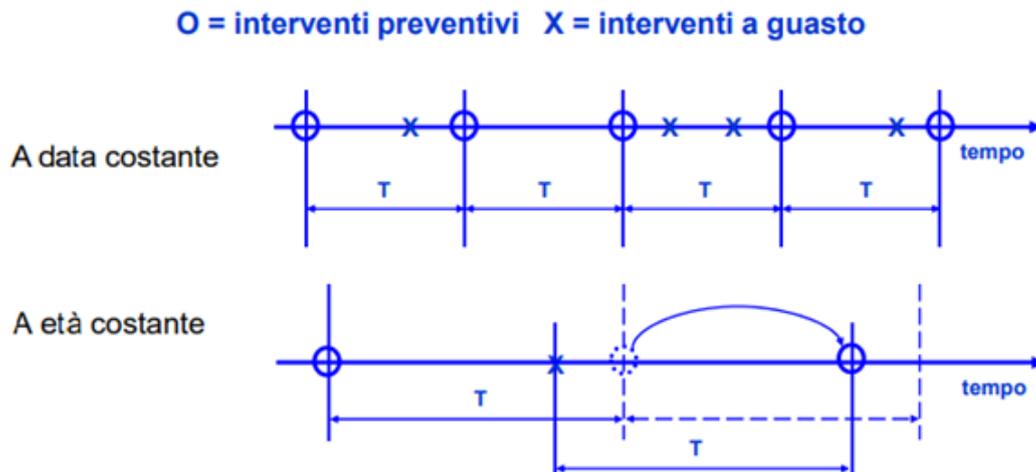


Figura 22: Frequenza degli interventi di manutenzione preventiva di tipo statistico[30]

Manutenzione secondo condizione

Questa è definita come la *manutenzione preventiva che comprende la valutazione delle condizioni fisiche, l'analisi e le possibili azioni di manutenzione conseguenti*[29].

Essa pertanto interviene in base allo stato di salute attuale del componente. Vengono scelti alcuni parametri e, tramite delle correlazioni allo stato del componente se ne individuano dei valori soglia: attraverso il monitoraggio, che può essere calendarizzato, eseguito su richiesta o effettuato di continuo, si controlla che tali parametri non superino i valori limite. Infatti, sebbene un guasto può potenzialmente avvenire anche prima, si sceglie un certo valore limite tollerabile, oltre il quale la probabilità che esso avvenga risulta più elevata.

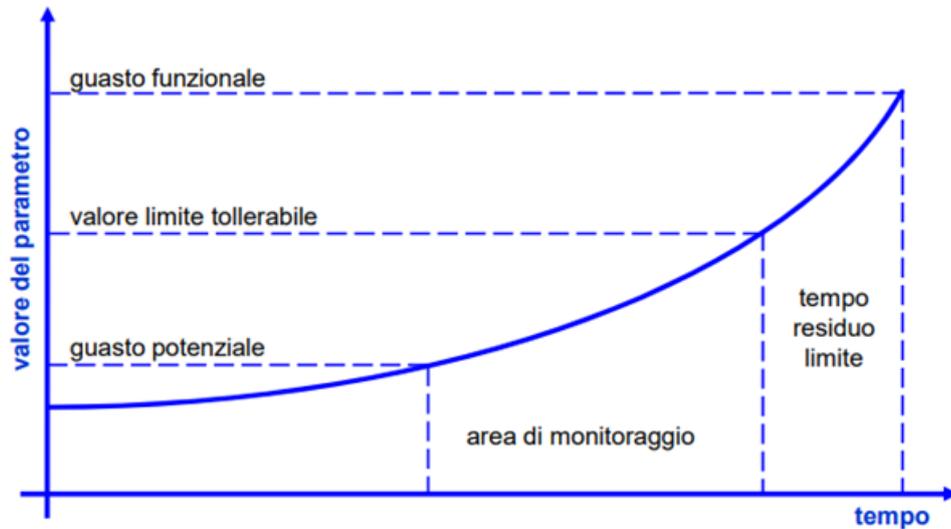


Figura 23: Andamento dei parametri monitorati per manutenzione secondo condizione[30]

Manutenzione predittiva

Tale tipo di manutenzione preventiva non interviene in maniera ciclica, in base a considerazioni di carattere statistico, o in base al raggiungimento di particolari valori soglia; ma, in base al comportamento passato e presente della macchina, si cercano di individuare uno o più segnali, indici dell'insorgere di un guasto o di un evento che necessita di azioni correttive.[20] Come già detto, essa rappresenta l'argomento chiave del presente elaborato: per tale ragione se ne prova a dare una spiegazione più dettagliata nei capitoli successivi, ma solo dopo avere illustrato le caratteristiche principali del processo produttivo a cui cercheremo di applicare tale strategia di manutenzione: il processo di lastratura.

4 Struttura e gestione del processo di lastratura

La produzione di un'autovettura è un processo che avviene lungo un elaborato processo produttivo, organizzato su più livelli: officine, linee di produzione, stazioni, elementi ecc. Ogni stabilimento, presenta diverse officine (*shop*):

- Stampaggio (*Press Shop*);
- Lastratura (*Body in White*);
- Verniciatura (*Paint Shop*);
- Montaggio (*General Assembly*).

A questi si aggiunge lo shop delle Plastiche, il quale si occupa della produzione delle parti in plastica, ma la sua presenza non è sempre garantita, poiché questi componenti potrebbero essere realizzati da fornitori esterni.

Per comprendere la loro organizzazione e, soprattutto, la funzione che ciascuna di essa ricopre, prendiamo come riferimento lo stabilimento FCA di Melfi (PZ), in cui vengono prodotti la Jeep Renegade e la Fiat 500X. La scelta di produrre queste vetture nello stesso stabilimento, deriva dal fatto che esse presentano un telaio essenzialmente identico. Inoltre, come sarà specificato più avanti, è proprio questo stabilimento a nutrire il nostro interesse, poiché è proprio qui che si è deciso di applicare, in via del tutto sperimentale, un sistema di manutenzione predittiva.

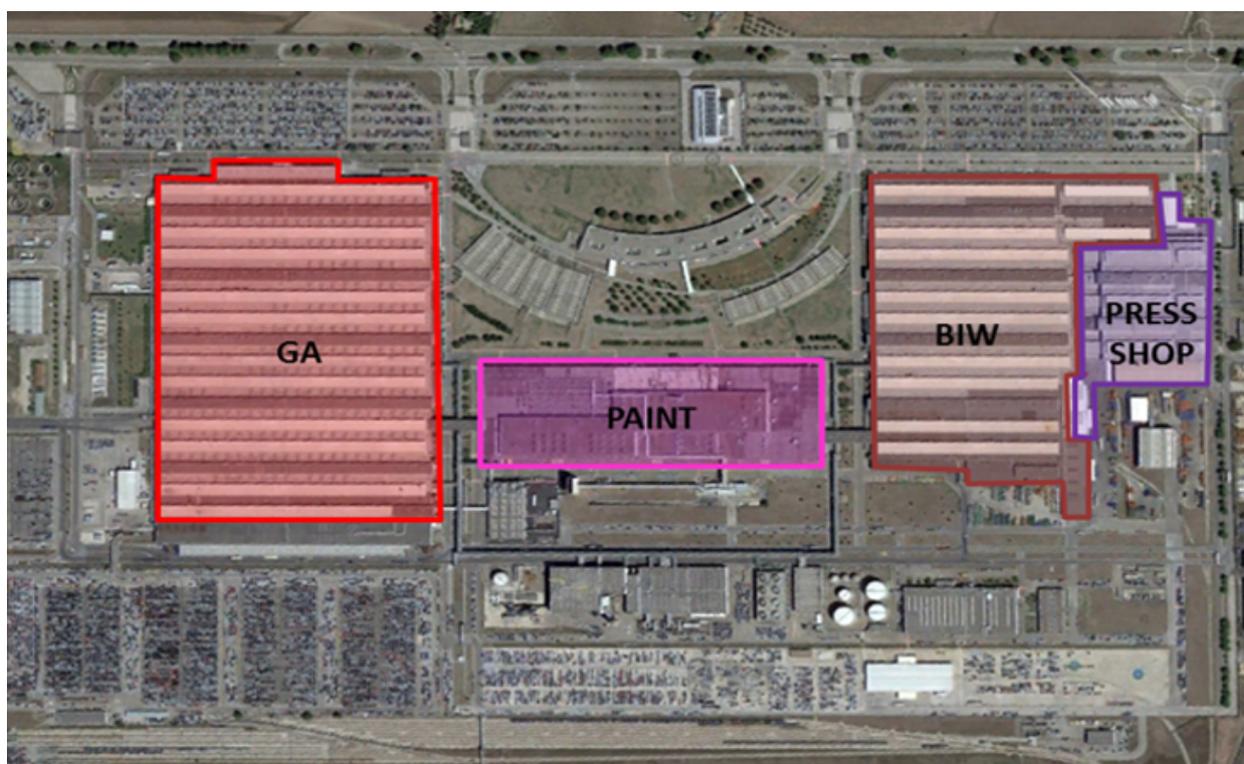


Figura 24: Lo stabilimento di Melfi visto dall'alto[31]

Ogni officina è composta da diverse linee di produzione e, ognuna di esse, da una serie di stazioni: tramite sistemi di movimentazione e discensori la vettura viene fatta passare

per le varie stazioni, in cui subisce particolari e definiti processi, ad opera di robot o altre attrezzature.

A titolo di esempio si riporta la schematizzazione della linea di produzione della Scocca Imbastita di Melfi, la più importante dell'officina di lastratura.

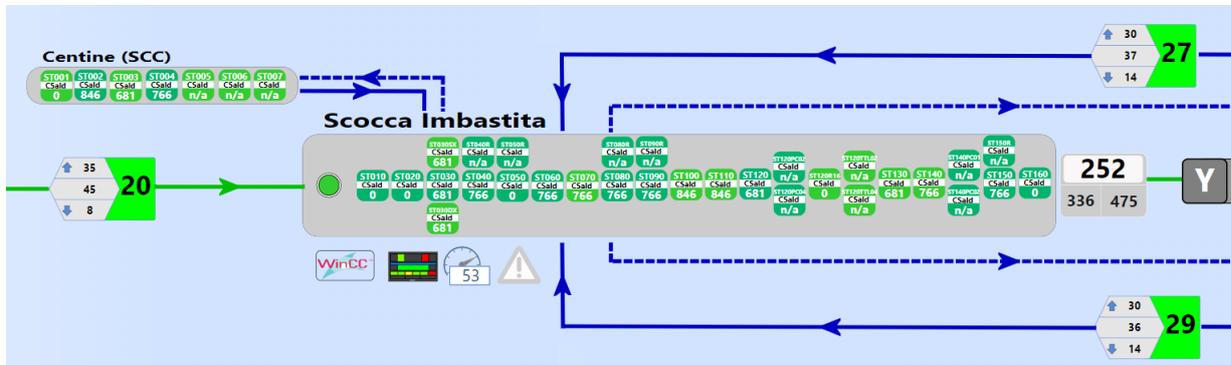


Figura 25: Sinottico della linea della scocca imbastita con le relative stazioni

Si può osservare come essa sia costituita da una serie di stazioni, in cui la scocca viene processata, e da alcune stazioni laterali, tendenzialmente dedicate ai carichi laterali degli elementi. Le varie stazioni in generale sono indicate con OP (ossia operazione), seguite da un numero multiplo di 10: tale scelta deriva dal fatto che tra due stazioni consecutive, può essere presente una o più sotto-stazioni.

I collegamenti tra le varie linee di produzione indicano i sistemi di trasporto: le linee continue indicano i trasporti pieni, cioè quelli che portano vetture o componenti, mentre quelle discontinue indicano i trasporti vuoti, ossia quelli di ritorno.

Ogni sistema di trasporto presenta gli accumuli, che sono indicati dal simbolo in Figura 26:

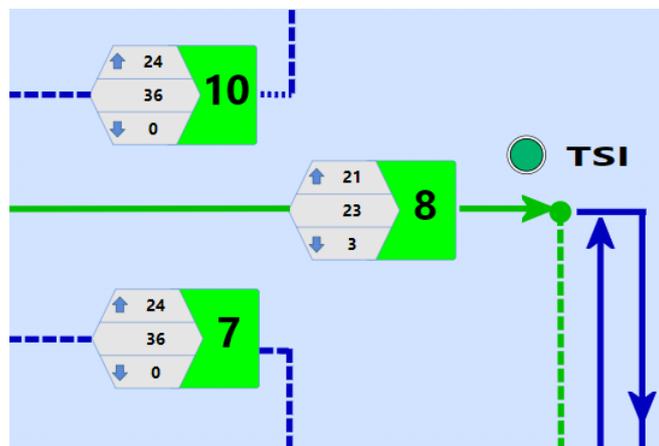


Figura 26: Accumuli di alcune linee di trasporto

Tale simbologia è presente in ogni sistema di trasporto:

- il numero a destra indica gli elementi presenti in quel tratto;
- il numero al centro dell'esagono la capacità del tratto, ossia la quantità massima di elementi che quel tratto può contenere;

- i due numeri nelle zone superiore e inferiore dell'esagono, indicano le soglie massima e minima che quel tratto deve avere. Quando tali soglie vengono superate l'accumulo cambia colore: rosso, se si è al di sotto della soglia minima, blu, se si è al di sopra di quella massima; nel caso in cui il numero di elementi rientri in questo range, il colore rimane verde, come in figura.

Accanto ad ogni linea di produzione sono presenti i contatori, i quali riportano:

- in alto, il numero di elementi realizzati dalla specifica linea di produzione dall'inizio del turno;
- in basso a destra, la produzione impostata ossia il numero di elementi prodotti che inizialmente si prevedeva di ottenere a fine turno;
- in basso a sinistra, la produzione teorica ossia il numero di elementi che in quel momento si sarebbero dovuti realizzare, per avere a fine turno la produzione impostata.

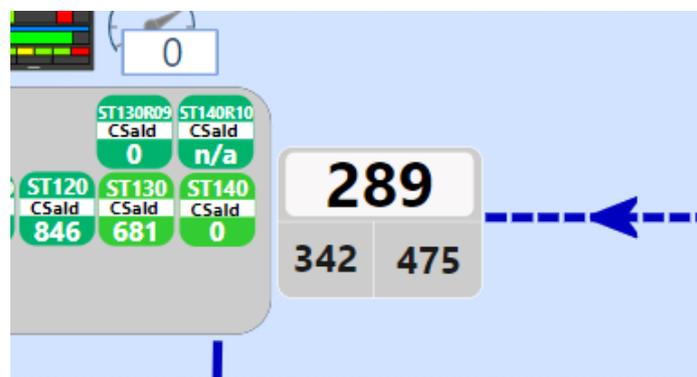


Figura 27: Contatore della linea della fiancata sinistra

4.1 Il processo di lastratura

Una volta stampati i vari componenti nello shop di stampaggio (in realtà alcuni pezzi potrebbero non essere prodotti internamente, ma acquistati da fornitori esterni), questi vengono assemblati nello shop di lastratura (detto anche Body in White); le linee di produzione dell'officina di lastratura, sono divise in due aree: una principale in cui viene realizzata la scocca e un'area dedicata alle parti mobili, in cui vengono realizzate le porte, il cofano, la porta parete posteriore, i parafranghi a partire dai lamierati provenienti dall'unità di stampaggio. In Figura 28 è riportato il sinottico, ossia lo schema delle linee di produzione che costituiscono l'officina principale di lastratura e, nel riquadro laterale, le linee di produzione delle parti mobili:

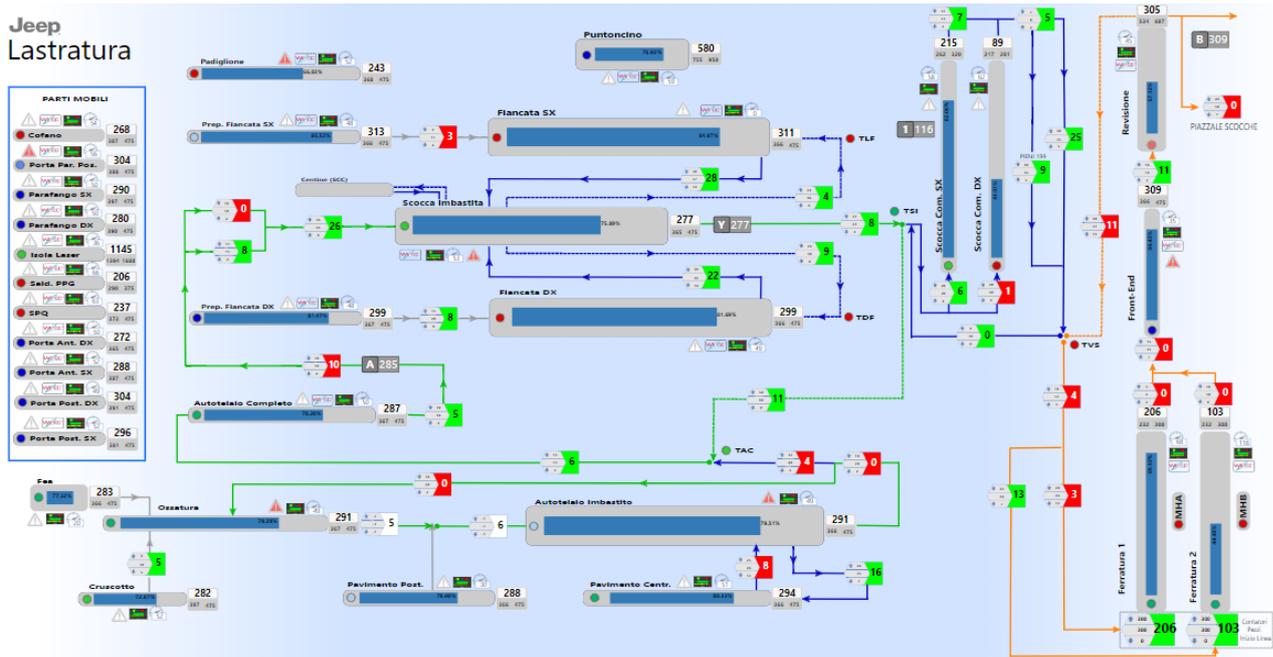


Figura 28: Sinottico dell'officina di lastratura dello stabilimento di Melfi

La lastratura inizia dall'assemblaggio dei puntoni, posti nella zona frontale del telaio: dall'unione di questo e del cruscotto, si ottiene l'ossatura, che costituisce la parte anteriore del telaio. Per convenzione si prende come riferimento l'assemblaggio del puntone per identificare l'inizio del processo di lastratura, poiché è proprio a partire da esso che alla vettura viene associato un Codice Identificativo Scocca (CIS). Con l'aggiunta dei pavimenti posteriore e centrale, si ottiene l'autotelaio imbastito, che dopo tutte le operazioni di saldatura e giunzione, diventa completo.

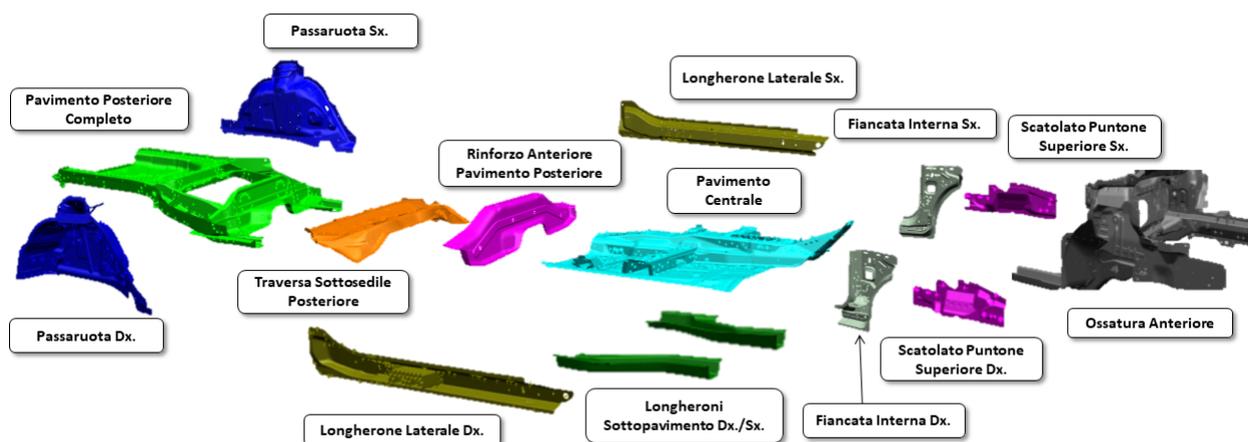


Figura 29: Esplosione di un autotelaio[31]

Successivamente, avviene il marriage, ossia l'unione dell'autotelaio completo, ottenuto nella precedente linea di produzione, con le due fiancate, assemblate precedentemente, le centine e il padiglione: il risultato del marriage è la scocca imbastita, la quale dopo le opportune saldature, rivettature e altri interventi diventa scocca completa; come accennato

precedentemente, è proprio la linea della scocca imbastita, la più importante dell'officina di saldatura.

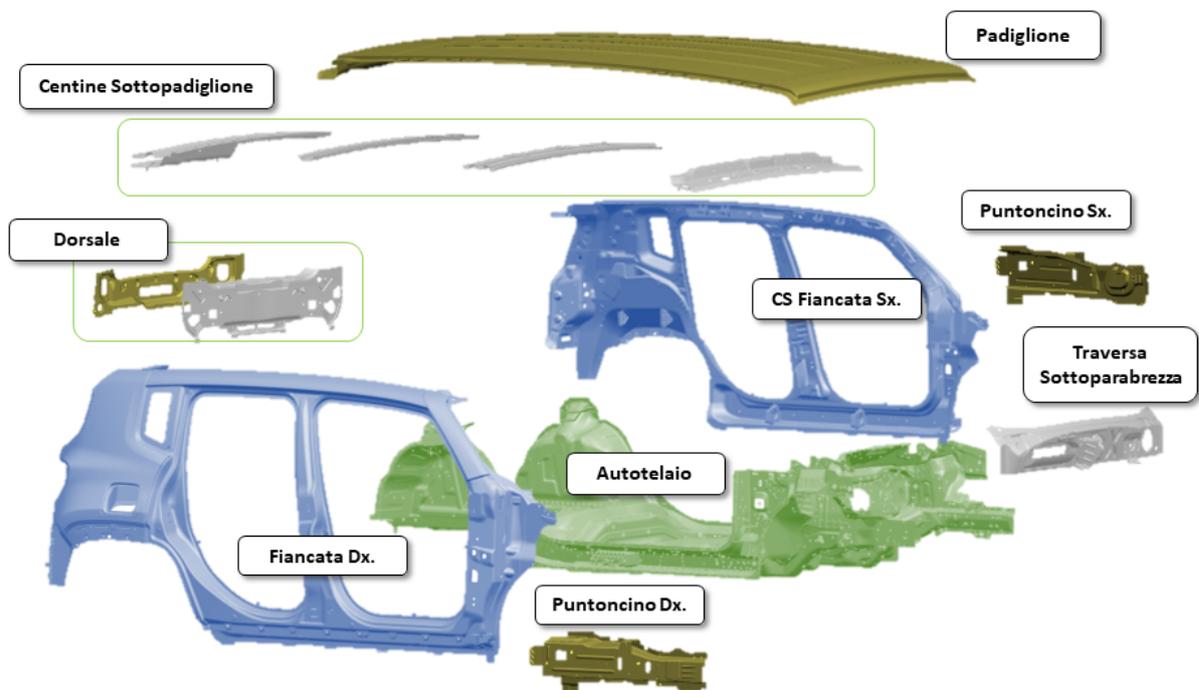


Figura 30: Esploso di una scocca lastrata[31]



Figura 31: Scocca lastrata[31]

Ottenuta la Scocca Completa, questa va in Ferratura, in cui vengono assemblate le parti mobili, cioè le porte, cofano, porta parete posteriore e parafanghi, provenienti dall'area dello shop di lastratura dedicata alle parti mobili.



Figura 32: Scocca lastratoferrata[31]

Ovviamente, parallelamente a tutti questi processi, vi sono una serie di attività di controllo e di misurazione, in modo da assicurare un processo di produzione ripetitivo e certificato e garantire un prodotto che soddisfi i requisiti geometrici definiti dal progetto: infatti, alla fine di tale processo, la scocca lastratoferrata viene sottoposta ad una delibera, per verificare che tutto sia avvenuto adeguatamente.

Una volta conclusa la fase di lastratura la scocca viene portata dapprima in verniciatura e, successivamente, nell'officina di montaggio in cui saranno installati a bordo i vari dispositivi e sistemi.

Come affermato all'inizio del presente capitolo, tali considerazioni sono state fatte prendendo come riferimento il processo produttivo che avviene nello stabilimento FCA di Melfi: è ovvio che quanto è stato esposto finora ha assolutamente una valenza di carattere generale.

4.2 Principali parametri caratteristici del processo produttivo

Nella progettazione e nella gestione di sistemi e processi complessi, come quello manutentivo, si è in grado di stabilire alcuni indicatori chiave, denominati Key Performance Indicator (KPI), i quali consentono di

- rappresentare un determinato evento in modo obiettivo e preciso;
- controllare il grado di avanzamento del processo in funzione di obiettivi prestabiliti;
- comparare diversi soggetti.

Si tratta di indici di diverso tipo, che possono valutare caratteristiche differenti di diversi aspetti del sistema: essi infatti possono essere particolari, ossia riferiti a specifici settori del sistema, o globali, i quali valutano caratteristiche del sistema nella sua interezza. Possono essere su base temporale o spaziale e una possibile classificazione è possibile effettuarla in base a criteri differenti, legati al particolare contesto aziendale: è possibile classificarli in qualitativi, quantitativi, tecnici, economici, operativi, progettuali ecc.

Il loro utilizzo può avvenire in modo sistematico, saltuario o occasionale, in relazione alle proprie esigenze: poiché essi consentono una valutazione delle prestazioni del sistema, è possibile affermare che un loro utilizzo sistematico può rivelarsi di supporto a diverse decisioni.

Nell'ambito della lastratura i più importanti sono sicuramente il tempo ciclo e l'Overall Equipment Effectiveness (OEE).

4.2.1 Tempo ciclo

Il concetto di tempo ciclo è fondamentale per un processo produttivo: esso è infatti definito come il tempo che intercorre tra la fine di un ciclo e del successivo; in tale intervallo sono compresi i tempi impiegati a caricare o scaricare i pezzi. Pertanto, esso è indice della velocità della produzione: più è basso, maggiore sarà la quantità di pezzi prodotti in un turno di lavoro.

Per un certo processo è possibile definire diversi tipi di tempo ciclo:

- tempo ciclo nominale, ossia la velocità massima di produzione per cui la linea è stata progettata;
- tempo ciclo impostato, ossia quello che dovrebbe consentire la produzione che, ad inizio turno, si prevede;
- tempo ciclo attuale, quello in cui effettivamente viene svolto il ciclo.

A seconda dei modelli e delle linee di produzione considerate, il tempo ciclo potrà essere molto differente: va da un valore medio di 52 secondi per le linee di Melfi, ad uno dell'ordine di 500 secondi nelle linee di produzione della Maserati Levante, nello stabilimento di Mirafiori a Torino.

4.2.2 OEE

Come detto, uno dei principali indici di performance è l'OEE, l'Overall Equipment Effectiveness, il quale consente di valutare le prestazioni di singole aree aziendali. Si tratta di un indice di tipo globale, che comprende le principali cause di perdita di efficienza e il valore aggiunto che una macchina o un impianto apporta alla produzione.

Per poter comprendere come tale indice sia strutturato, è utile studiare come sia costituita la Disponibilità Potenziale dell'impianto, in termini di ore: infatti, escludendo i giorni non lavorativi, si ha la Disponibilità Teorica.

Se si escludono le ore di Disponibilità Residua, dovute a rallentamenti, cambi turno, pause, scioperi ecc. ciò che rimane prende il nome di Disponibilità Effettiva.

Tra le perdite tecniche rientrano tutte quelle azioni di manutenzione, come guasti, emergenze, sostituzione componenti, vuoti tecnici e controlli: alla Disponibilità Effettiva, sottraendo tutto il tempo necessario a questi interventi, si ricava la Produzione Effettiva 1.

A questa, se si sottrae il tempo necessario ad interventi di carattere gestionale, come inattività, mancati carichi, mancati scarichi, mancanza di attrezzature, microfermate tecniche ripristinate da manutentori o conduttori, si ottiene la Produzione Effettiva 2; infine, al netto di perdite per qualità, come scarti o riciccoli, si ha la produzione effettiva 3, ossia l'intervallo di tempo per cui l'impianto ha effettivamente lavorato, creando un prodotto valido.

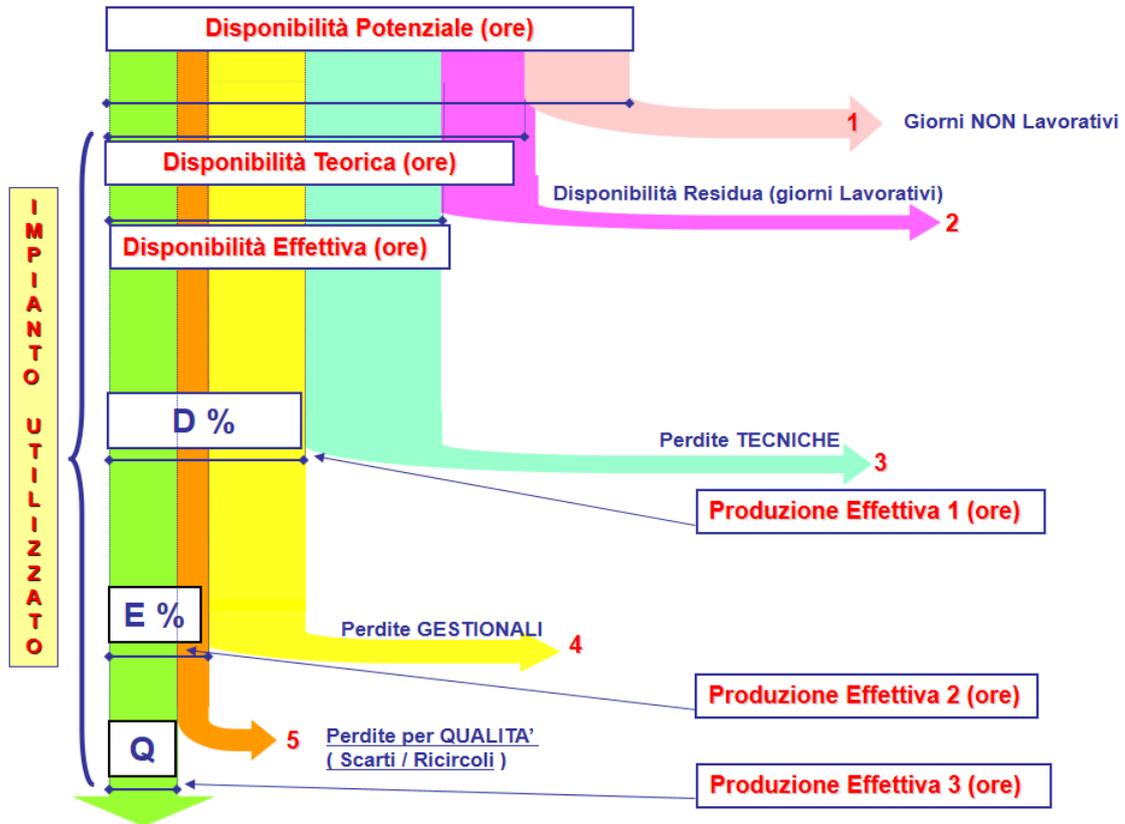


Figura 33: Suddivisione della Disponibilità Potenziale in ore di un impianto[31]

L'OEE è dato dal prodotto di tre componenti:

- la Disponibilità D, la quale costituisce la componente tecnica, ed è data dal rapporto tra la Produzione Effettiva 1 e la Disponibilità Effettiva;
- l'Efficienza E, la quale costituisce la componente gestionale e che è il rapporto tra la Produzione Effettiva 2 e la Produzione Effettiva 1;
- il tasso di Qualità Q, il quale costituisce la componente di qualità, e che è dato dal rapporto tra la Produzione Effettiva 3 e la Produzione Effettiva 2.

In termini matematici quindi:

$$OEE = D \cdot E \cdot Q = \frac{Prod. Eff. 1}{Disp. Eff.} \cdot \frac{Prod. Eff. 2}{Prod. Eff. 1} \cdot \frac{Prod. Eff. 3}{Prod. Eff. 2} = \frac{Prod. Eff. 3}{Disp. Eff.} \quad (30)$$

In definitiva l'OEE risulta essere il rapporto tra la Produzione Effettiva 3, ossia il tempo necessario all'impianto per produrre dei prodotti validi, e la Disponibilità Effettiva, ossia il tempo necessario alla produzione, comprensivo di perdite tecniche, gestionali e per qualità: pertanto, l'OEE sarà tanto più basso quanto maggiori saranno i vari tipi di perdite.

Come detto, il KPI è un indicatore che può avere diverse forme ed essere riferito a diversi soggetti: ovviamente, a seconda delle esigenze da valutare, il KPI può assumere diversi significati; infatti, mentre per i controllori e i gestori della qualità, il KPI è l'OEE così com'è stato appena definito poiché tiene in considerazione tutti i tipi di perdite, per chi opera

nell'ambito Automation il KPI coincide spesso con la disponibilità D, poiché ci si interessa unicamente di valutare l'impatto delle sole perdite tecniche, non contemplando tutto ciò che rientra nella gestione e amministrazione del processo.

4.3 Monitoraggio e gestione delle linee di produzione

Il monitoraggio e la gestione delle varie linee di produzione è affidata a diversi dispositivi elettronici: PLC, Borderò, HMI, SCADA e Andon per citare i principali. Prima di mostrarne le caratteristiche peculiari, si vuole fare una panoramica sui mezzi che ne consentono la comunicazione il monitoraggio remoto: le reti e i protocolli che li contraddistinguono.

4.3.1 Reti e Protocolli

La comunicazione tra i vari dispositivi si è evoluta nel corso degli anni, parallelamente al progresso tecnologico che ha investito l'elettronica negli ultimi decenni.

Inizialmente il controllo e la gestione delle reti avveniva in modo elettromeccanico, pilotato da relè, con interruttori ON/OFF: soluzioni del genere comportavano cablaggi complessi, con un grande dispendio di risorse, ed elevati tassi di errore, dovute ad interferenze e strumenti non molto precisi. Inoltre, la necessità di aggiornare rapidamente i processi di produzione per rispondere alle nuove esigenze, richiedeva un ricablaggio dei relè e di altri componenti, gravando sull'azienda in termini di tempo e costi.

Con l'avvento dell'elettronica digitale, tali configurazioni si sono rivelate obsolete e inappropriate, per cui si è assistiti alla nascita di diverse reti, dotate ciascuna di un protocollo di comunicazione.

La Treccani definisce un protocollo di comunicazione come *l'insieme di regole formali e di procedure che consentono di stabilire una connessione e mettere in comunicazione due o più entità, in particolare due apparati elettronici. [...] A carico del protocollo è la definizione dei meccanismi che descrivono l'utilizzo del mezzo di comunicazione, il formato dei dati scambiati, il formato degli indirizzi, il meccanismo d'instradamento, la direzione dell'informazione, le modalità per confermarne la ricezione e quelle per rilevare e correggere errori di trasmissione. [...] Un protocollo di comunicazione definisce quindi l'insieme delle regole attraverso cui creare un linguaggio comune per il tramite di messaggi scambiati tra le apparecchiature, che devono potersi interpretare inequivocabilmente per funzionare in modo corretto*[32].

Nel caso in cui la comunicazione avvenga fra unità remote, si parla di protocolli di rete.

Esistono tantissimi tipi di protocolli, a seconda dell'azienda, delle sue dimensioni, dei prodotti realizzati, del livello tecnologico dell'impianto ecc.

Nell'ambito della lastratura, tra i primi protocolli ad essere sviluppati si annoverano il Data Highway (DH) e l'Universal Remote I/O (RIO) della Rockwell Automation. Queste costituivano le prime comunicazioni tra PLC ed erano adibite esclusivamente a funzioni di gestione e di monitoraggio. La sicurezza in tal caso era affidata ad appositi PLC, sviluppati da Pilz, costituiti da 3 microprocessori, i quali confrontandosi fra di loro esaminavano le informazioni, per garantire un corretto funzionamento della rete.

Successivamente, la gestione e il monitoraggio sono passati alla DeviceNet, sempre sviluppata dalla Rockwell.

Nel 1987 la Phoenix Contact lancia il protocollo INTERBUS e, nel 1989, la Siemens vara il PROFIBUS (Process Field Bus), entrambi adibiti alla gestione del sistema. Quest'ultimo viene messo a disposizione da un consorzio di più aziende tra cui Siemens Phoenix Contact, Molex ecc.: nel 1999 esso distribuisce il PROFIsafe (PROFIBUS safety), un protocollo che include anche la gestione della sicurezza del sistema. Da questo consorzio nasce PROFINET

(Process Field Net), uno dei protocolli oggi maggiormente usati, assieme a EtherNet/IP. Quest'ultimo è stato sviluppato agli inizi degli anni '90 da un altro consorzio, ODVA, con lo scopo di combinare il Common Industrial Protocol con gli standard Ethernet.

4.3.2 PLC e Datablock

Ogni linea di produzione possiede uno o più PLC (Programmable Logic Controller), ossia unità operative programmabili che hanno la funzione di gestire tutto ciò che c'è sulla linea, in termini di allarmi, sensori, contatori ecc. La quantità di PLC per ogni linea dipende dalla complessità della stessa: una maggior complessità, comporta un maggior numero di PLC per poterla controllare adeguatamente. Ad esempio, la linea dell'autotelaio completo mostrata in Figura 34, è costituita da 12 stazioni: per poterla gestire adeguatamente, sono stati installati 2 PLC.



Figura 34: Sinottico della linea dell'autotelaio completo con le relative stazioni

Ogni PLC è costituito da una serie di Datablock, ossia aree di memoria, ognuna riferita ad una particolare linea, stazione o elemento; non tutti i macchinari o i componenti hanno un datablock dedicato: nel caso in cui non sia così complesso da richiederlo, esso sarà riportato nel datablock della stazione corrispondente. I datablock sono aggiornati in continuazione e le sue informazioni storicizzate e memorizzate.

Una linea, una stazione o un elemento viene indicato con una precisa codifica, derivante dagli schemi elettrici EPLAN, come imposto dal Manufacturing Engineering:

- per le linee di produzione si usa un uguale;
- per le stazioni si fa uso del doppio più;
- per gli elementi si usa un solo più;
- per i singoli componenti si usa il meno.

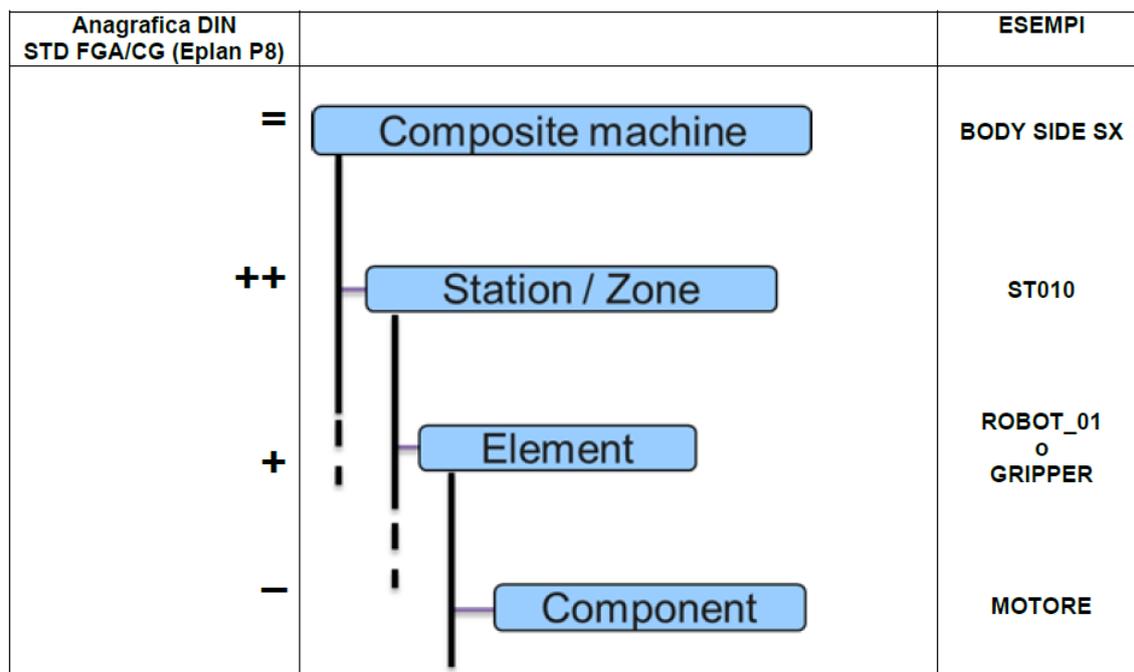


Figura 35: Anagrafica Eplan dei vari soggetti di un impianto[31]

Struttura dei datablock

I datablock presentano tutti la stessa struttura:

- area identificativa (o intestazione);
- area aggiornata a tempo ciclo;
- area ad aggiornamento real-time.

Area identificativa

Nell'intestazione vengono riportati tutti i dati e le informazioni relative all'identificazione dell'oggetto mappato e la struttura del datablock stesso; sono presenti:

- l'identificativo di linea, detto Acronimo;
- l'identificativo di stazione;
- l'identificativo del componente;
- la dimensione del datablock.

Area ad aggiornamento a tempo ciclo

Costituisce un'area di dati letti ogni tempo ciclo; in tale area si leggono:

- il Part.Style, detto anche Specialità Prodotto o CSALD: si tratta di un codice che identifica la tipologia di pezzo in lavorazione nel tempo ciclo considerato; ad ogni codice sono associate le sue specifiche come il modello di vettura, il senso di guida,

FEA	Linea piastre Front End
OSA	Linea Ossatura Anteriore
CRI	Linea Cruscotto Inferiore
PPA	Linea Pavimento Posteriore
PCA	Linea Pavimento Centrale
AUA	Linea Autotelaio Imbastito
AUE	Linea Autotelaio Completo
FPD	Linea Preparazione Fiancata Destra
FPS	Linea Preparazione Fiancata Sinistra
FDA	Linea Fiancata Destra
FSA	Linea Fiancata Sinistra
SCC	Linea Scocca Imbastita
SCD	Linea Scocca Completa Destra
SCS	Linea Scocca Completa Sinistra
SPG	Linea Saldatura staffe su Padiglione
LFA	Linea Ferratura scocca manuale A
LFB	Linea Ferratura scocca manuale B

Tabella 1: Acronimi di linea

il mercato a cui esso è destinato ed altre particolarità: questo è il codice che si vede in basso nel riquadro di ogni stazione presente nel sinottico. Una codifica del genere consente di rilevare eventuali problematiche presenti nella produzione di un particolare prodotto.

- il tempo di ciclo attuale;
- la quantità di pezzi buoni prodotti e di pezzi scartati, se la stazione presenta un sistema di rilevazione di questi;
- gli accumuli, ossia la quantità dei pezzi presenti sui trasporti all’inizio e alla fine della linea (possono essere multipli nel caso di più linee di trasporto).

Area ad aggiornamento real-time

In tale area vengono scritti i vari eventi che accadono in tempo reale; ogni evento è strutturato con:

- Codice Fiscale, ossia il codice che identifica la linea/stazione/dispositivo/ componente, come riportato dalla Machine List;
- Messaggio di allarme;
- Priorità, ossia un numero, indice dell’entità dell’evento.

I vari eventi vengono ordinati cronologicamente e per priorità, in modo tale da riuscire a comprendere quale evento sia avvenuto per primo, il quale molto probabilmente è stato la causa di quelli successivi.

Gli eventi si distinguono in *stati* e *condizioni*: gli *stati* sono quegli eventi per cui la produzione in una particolare stazione o linea non può avvenire; invece, le *condizioni* sono degli avvisi sul monitoraggio della linea, la quale comunque prosegue nel suo

regolare funzionamento. Mentre i primi sono indicati con differenti colori, a seconda della tipologia, le condizioni sono contraddistinte da un colore verde chiaro. Di seguito sono presentati i principali eventi che possono essere diagnosticati alle linee di produzione, con le relative priorità; in Appendice sono riportate le tabelle complete dei vari stati di monitoraggio, con i relativi colori e priorità.

1. Guasto (Rosso)

In tal caso si indica un evento che può determinare il bloccaggio dell'intera linea; per convenzione, si fa distinzione tra *guasto* e *microfermata*: infatti con i primi si identificano gli eventi bloccanti dalla durata superiore ai 10 minuti, mentre i secondi sono quelli aventi durata inferiore.

2. Emergenza (Rosso)

Con emergenza ci si riferisce a quegli eventi che determinano il bloccaggio volontario della linea di produzione; rientrano in questa casistica eventi come l'accesso senza consenso alla linea da parte dei monitoratori attraverso i gate perimetrali.

3. Cambio elettrodi (Giallo chiaro)

In tal caso vengono avvisati i responsabili che il dispositivo necessita di un cambio degli elettrodi.

6. Mancato carico (Giallo)

Lo stato di mancato carico, è quello per cui risulta impossibile caricare un elemento alla prima stazione della linea di produzione.

8. Mancato carico laterale (Giallo)

Lo stato di mancato carico laterale è quello per cui una stazione intermedia non riesce a caricare un elemento da una linea laterale: ad esempio il padiglione, nel caso della linea di produzione della scocca imbastita.

9. Mancato scarico (Giallo)

Lo stato di mancato scarico è quello per cui risulta impossibile scaricare un elemento all'ultima stazione della linea di produzione.

30/31. Mancato carico/scarico intermedio (Giallo)

Tale stato viene segnalato quando una stazione non riesce a caricare/scaricare un pezzo dalla stazione precedente/successiva.

19. Produzione (Verde scuro)

Tale stato indica che la stazione o la linea non ha alcun problema ed effettua la sua produzione regolarmente.

52. Materiale sotto soglia (Verde chiaro)

Tale condizione avvisa l'utente che sta per terminare la scorta di collante, rivetti o altro materiale necessario alla produzione e che, quindi, è necessario provvedere al rinnovo di tali scorte.

55. Degradato (Verde chiaro)

Tale condizione avvisa l'utente che la linea è in produzione, ma uno o più elementi lavorano al di sotto della loro capacità nominale.

56. Time Out (Verde chiaro)

Tale condizione avvisa l'utente che la linea è in produzione, ma un elemento è in ritardo rispetto al tempo atteso.

4.3.3 Supervisory Control And Data Acquisition (SCADA)

Accanto al PLC, in ogni linea è presente un dispositivo Supervisory Control And Data Acquisition (SCADA): si tratta di computer aventi una funzione analoga a quelli del borderò, illustrato successivamente, ma, rispetto a questo, gestiscono più informazioni consentendo un monitoraggio più dettagliato della linea; inoltre, mentre nel borderò si svolgono essenzialmente delle operazioni di lettura dei dati, lo SCADA consente ai conduttori di intervenire sulla linea.

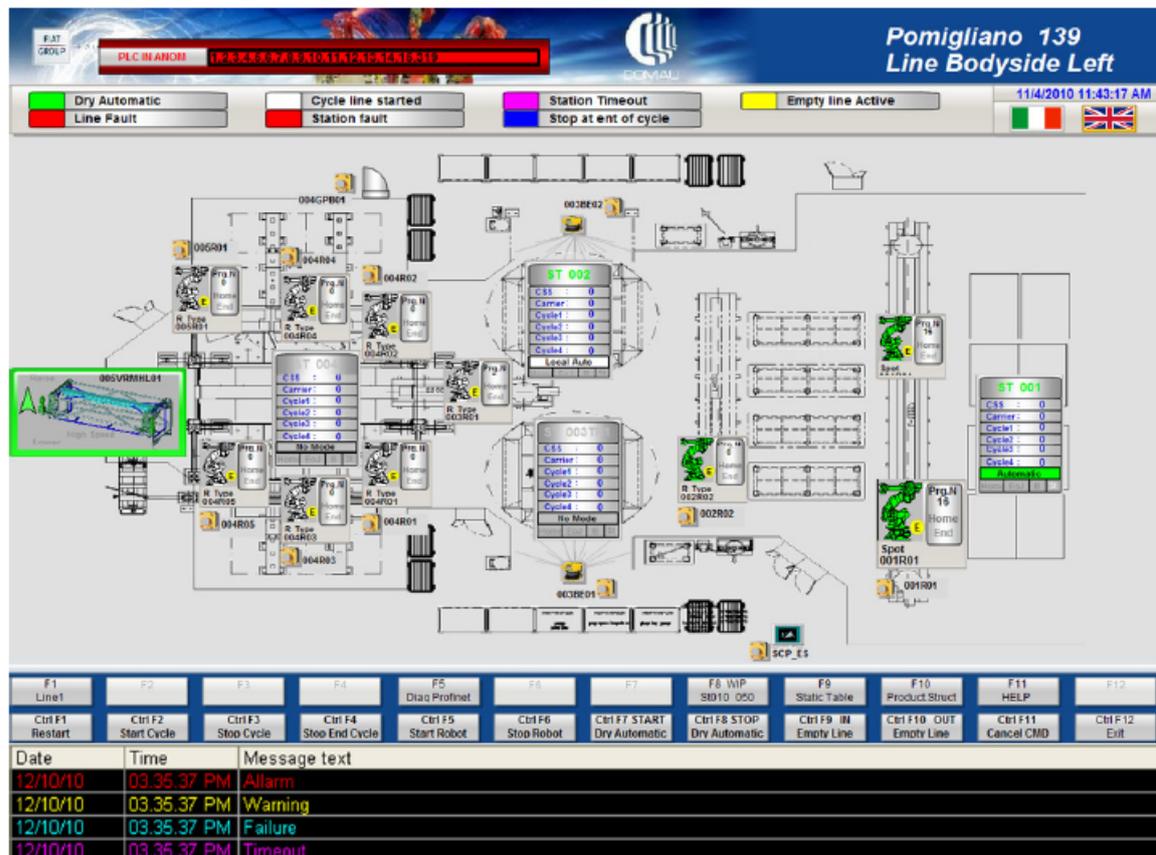


Figura 36: Videata principale di uno SCADA[31]

4.3.4 Human Machine Interface (HMI)

Gli Human Machine Interface (HMI) sono dei display, spesso del tipo touch, dislocati lungo la linea: ognuno di essi controlla alcune stazioni della linea, consentendo all'operatore alcuni degli interventi che sarebbe possibile effettuare tramite lo SCADA, di cui riporta alcune videate.



Figura 37: Videata di un HMI[31]

4.3.5 Tabellone Andon

Lungo le varie linee di produzione sono disposti i tabelloni Andon: si tratta di monitor dalla grandezza di 55 pollici, che danno ai conduttori un panorama sullo stato generale della linea. Qui sono riportati:

- la produzione impostata;
- la produzione teorica;
- la produzione effettiva;
- gli stati delle varie stazioni e delle eventuali ministazioni, contrassegnati con i colori visti precedentemente;
- gli accumuli precedenti, successivi ed eventualmente laterali.

Impostata 475	Teorica 371	SCC				282	Differenza 89
Precedente 25		Chiamata Manutenzione				Successivo 6	
001	002	003	004	005	006	007	010
020	030	040	050	060	070	080	090
SKID_AUE_TR1 12	SKID_AUE_TR2 4	Fiancata SX 27	Fiancata DX 16	A 4	B 10	C 0	
+VPR-007VPR03U01IVERSAROLLER-U01		VENTOLA DI RAFFREDDAMENTO FAN FAILURE {51}				17:51:08	

Figura 38: Tabellone Andon della linea della scocca imbastita

4.3.6 Borderò

Si tratta di computer dislocati lungo le varie linee di produzione in cui sono presenti software che si interfacciano con i vari PLC; addirittura, spesso sono inseriti nel borderò anche i software necessari alla programmazione degli stessi PLC.

Il borderò è collegato ai PLC tramite rete Ethernet e riceve da esso i dati sullo stato della linea di produzione, consentendo il monitoraggio delle officine di produzione e la gestione della diagnostica, ossia l'insieme di allarmi, sensori e contatori, il tutto in tempo reale.

Ogni messaggio di diagnostica è identificato da un *toponimo*, nel quale sono identificati

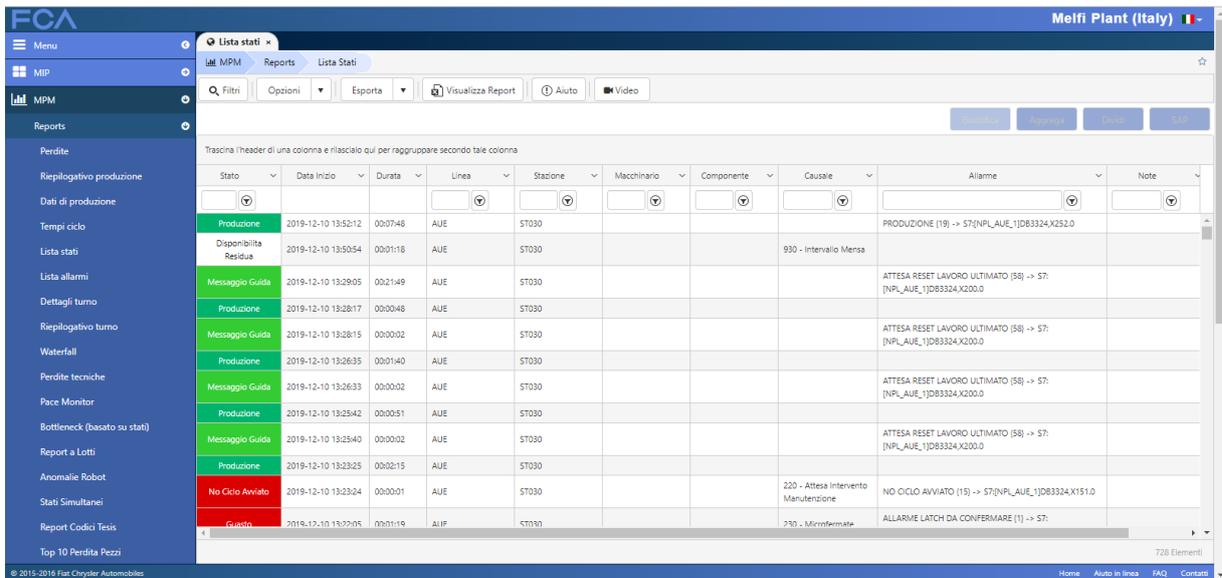
- il PLC da cui è partito l'allarme;
- il CODE WORD, ossia l'area di memoria in cui esso è memorizzato.

Al borderò si ha anche l'archiviazione di tutti i dati ricevuti dai PLC, e la loro storicizzazione per la creazione di trend e report: questi risultano fondamentali per capire come lavora la linea e come intervenire in fase di manutenzione, la quale nello stabilimento FCA di Melfi, avviene generalmente la domenica mattina o pomeriggio.

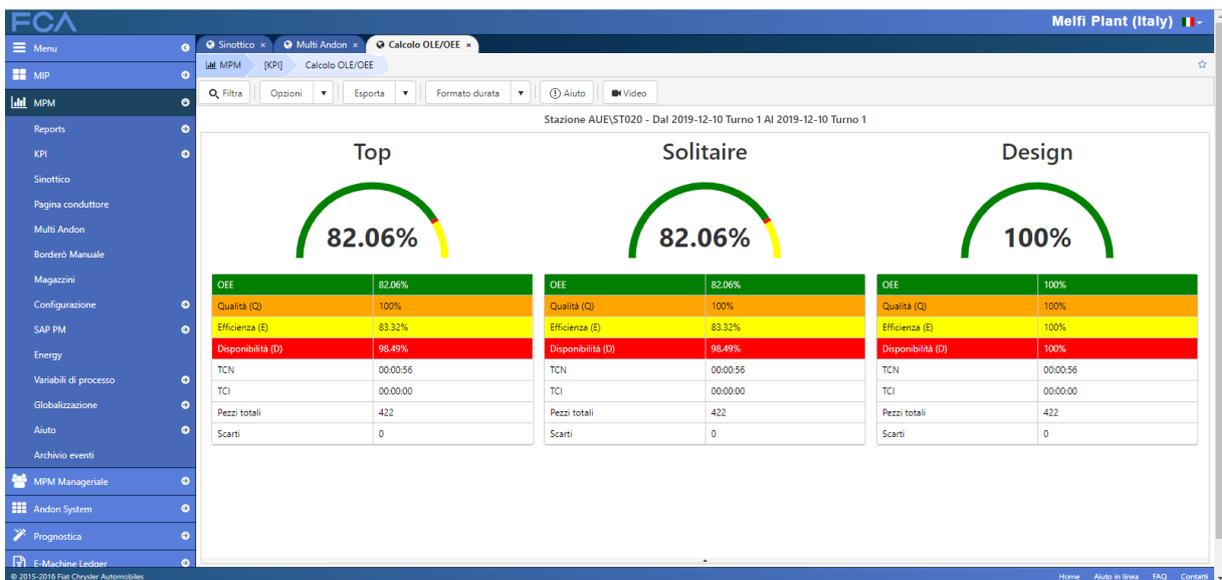
Come affermato precedentemente, non tutte le linee o officine sono informatizzate: infatti, rientrano in questo ambito le presse per lo stampaggio o l'officina di verniciatura. In tal caso, esiste un borderò manuale, in cui i conduttori che si occupano di queste linee, inseriscono manualmente tutte le informazioni provenienti dai dispositivi in questione.

Entrando nel software, è possibile andare a visualizzare e gestire tutti questi aspetti attraverso il menù *MPM* a sinistra:

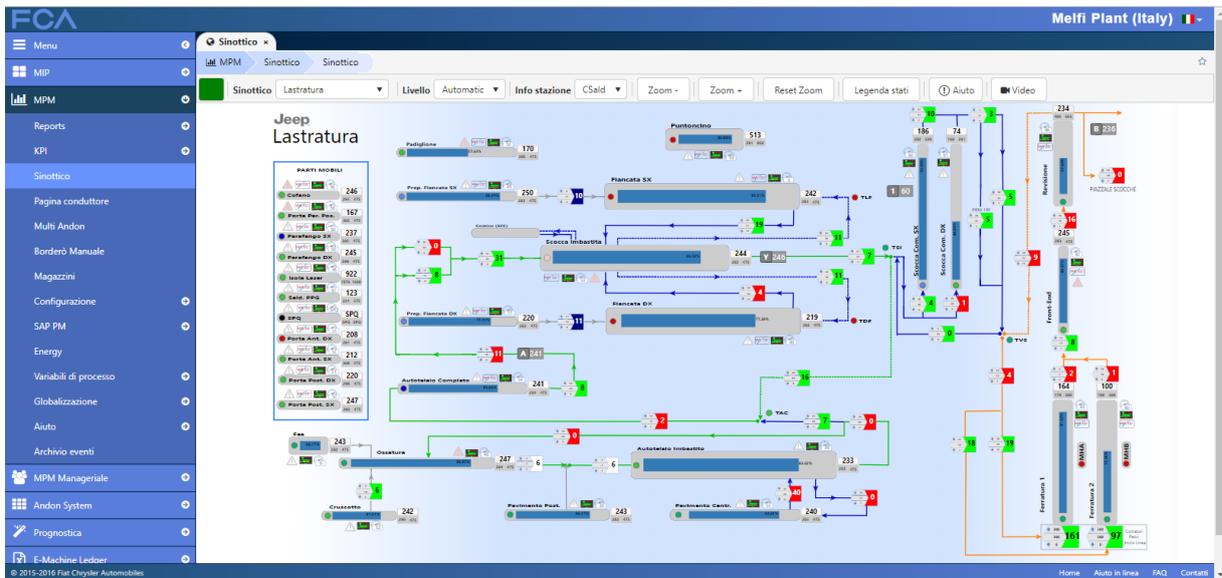
- cliccando sulla voce *Reports* si apre un menù che consente di stilare reports e grafici relativi a diversi aspetti dell'attività produttiva, dai tempi ciclo ai vari allarmi notificati. A titolo di esempio, si riporta di seguito la visualizzazione dei vari stati accaduti:



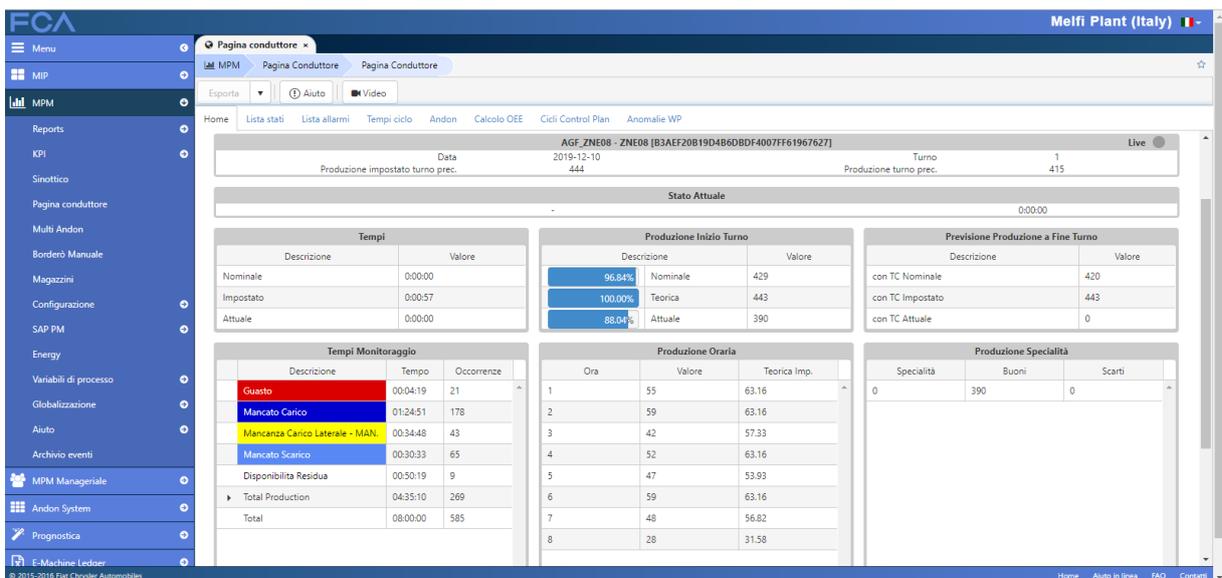
- cliccando su *KPI* si apre un altro menù, il quale consente di scegliere quali indici di prestazione visualizzare. Sempre a titolo di esempio, si riporta di seguito la visualizzazione dell'OEE e delle sue componenti, valutate per una particolare stazione e per un certo periodo di tempo:



- in *Sinottico* è possibile visualizzare il sinottico delle linee di produzione delle varie officine:



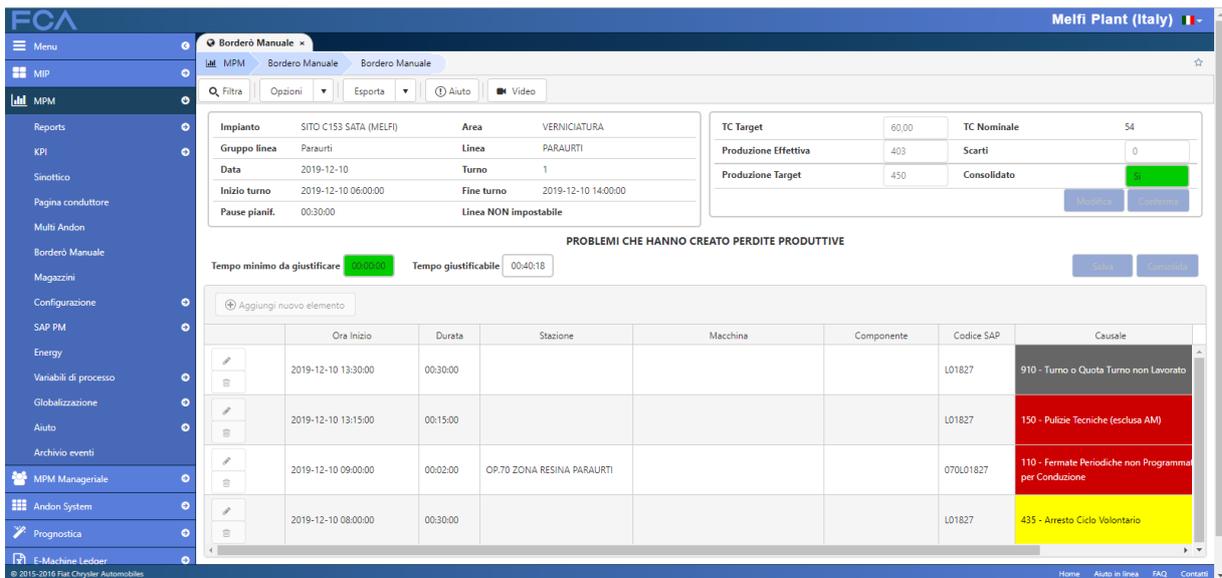
- in *Pagina conduttore* è possibile visualizzare sinteticamente le informazioni riguardanti la produzione e la diagnostica relative ad uno o più turni di lavoro:



- in *Multi Andon* è possibile visualizzare in tempo reale i tabelloni Andon delle varie linee di produzione:



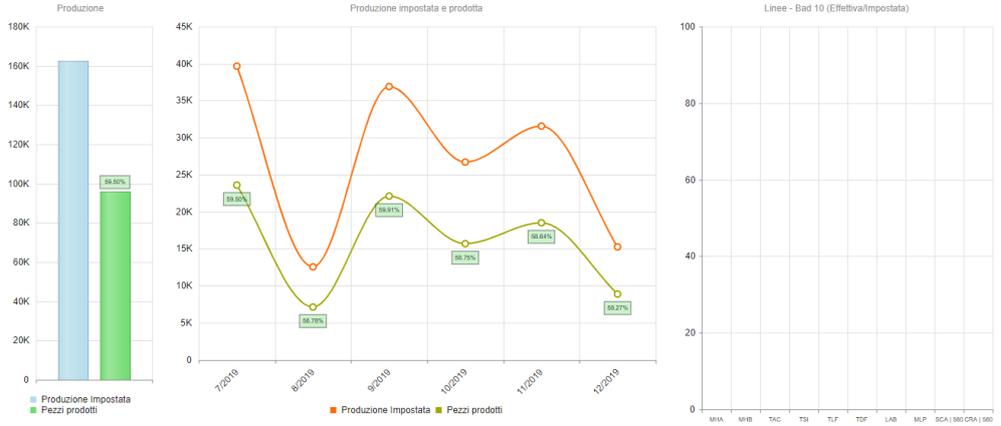
- in *Borderò manuale* è possibile visualizzare le informazioni inserite manualmente dai conduttori delle linee di produzione non informatizzate:



Cliccando invece su *MPM manageriale* si apre un altro menù, in cui è possibile visualizzare dati e informazioni relative allo stato di produzione.

- Menu
- MIP
- MPM
- MPM Manageriale
 - Pezzi Persi - LINEA
 - Pezzi Persi - OFFICINA
 - Dashboard di Produzione
 - Dashboard di Diagnostica
 - Benchmark
 - Configurazione
 - Andon System
 - Prognostica
 - E-Machine Ledger
 - Mes Plastiche

LASTRATURA: 2019-07-01 --- 2019-12-31



5 La manutenzione predittiva

La normativa UNI EN 13306:2018 definisce la manutenzione predittiva come *la manutenzione preventiva eseguita in seguito a una previsione derivata dall'analisi ripetuta o da caratteristiche note e dalla valutazione dei parametri significativi afferenti il degrado dell'entità*[29].

Alla base di tale strategia di manutenzione vi è quindi l'intenzione di riconoscere in anticipo i componenti che iniziano a degradarsi o l'insorgere di malfunzionamenti.

Il concetto di *predictive maintenance* non è stato sempre lo stesso, ma si è evoluto nel corso degli ultimi decenni, se non addirittura nel corso degli ultimi anni. Infatti, la predittività consisteva nella previsione dei guasti e della vita media dei componenti, sulla base degli storici e dei trend di alcuni parametri: pertanto, rientrava negli altri tipi di manutenzione preventiva.

Oggi assume un significato ben differente: infatti basandosi sull'utilizzo di macchine integrate e sensori intelligenti (*smart sensore*), si individuano e si rilevano, per i vari dispositivi, alcuni parametri che caratterizzano il loro funzionamento, detti variabili di processo. Dalla loro storicizzazione, è possibile studiarne i trend, da cui si possono individuare dei segnali in base ai quali si è in grado di definire lo stato di salute del dispositivo e stabilire se esso stia iniziando a degradarsi o se, addirittura, si è prossimi alla rottura.

Si intuisce come tale strategia di manutenzione sia di gran lunga più efficiente rispetto a quelle viste precedentemente: infatti, questa consente una diagnostica di ogni componente in tempo reale, e una maggior accuratezza nel prevedere il malfunzionamento dei vari dispositivi. Questo innanzitutto determina una maggior efficienza nella produzione, poiché si minimizzano i prodotti di scarto e, soprattutto, i fermi improvvisi: infatti in tal caso non si interrompe la produzione improvvisamente o ciclicamente, ma solo quando effettivamente necessita di un intervento.

La manutenzione predittiva può essere svolta in modi differenti; il modus operandi può dipendere da diversi fattori quali:

- tipo di azienda;
- livello di digitalizzazione/tecnologia adottata;
- livello di produzione;
- disponibilità economica;
- grandezza/complessità dell'impianto;
- soluzione sviluppata internamente/esternamente.

Infatti, in un impianto con macchine troppo vetuste occorrerebbe utilizzare molti sensori, e questo potrebbe risultare molto dispendioso e difficilmente gestibile; inoltre la manutenzione predittiva è utile per aziende con produzioni elevate, in cui un fermo per manutenzione comporta una importante perdita finanziaria: per tale ragione, essa può avvenire secondo modalità differenti.

In particolare, si approfondiranno le seguenti configurazioni implementabili per effettuare una manutenzione predittiva:

- IO-Link;
- soluzione outsourced, ossia predisposta da un fornitore esterno;
- soluzione insourced, ossia predisposta dall'azienda stessa.

5.1 IO-Link

IO-Link è un protocollo di comunicazione seriale, basato su standard aperti, che semplifica l'integrazione di sensori e attuatori nell'azienda connessa, consentendone lo scambio bidirezionale di dati[33].

Questo sistema si effettua con cavi standard a tre fili, con una lunghezza massima di 20 metri: questi non necessitano di schermatura, ma possono essere liberamente giuntati, tagliati e connessi. Infatti, i vari dispositivi sono collegati ad un master, il quale trasmette i dati su reti e fieldbus, storicizzandoli e rendendoli immediatamente pronti all'uso oppure per analisi future, tramite PLC o un'interfaccia HMI. Pertanto si intuisce come esso non sia un fieldbus aggiuntivo a quelli già esistenti, ma un protocollo di comunicazione punto-punto tra un sistema IO compatibile e un dispositivo sul campo.

Trattandosi di uno standard aperto, i dispositivi possono essere integrati in qualsiasi fieldbus o sistema di automazione.

Tramite IO-Link è possibile accedere a tutti i parametri di configurazione dei sensori, ai vari dati di processo e alla diagnostica, consentendo anche un monitoraggio dello stato generale della macchina e dell'impianto durante il suo funzionamento. Tutto questo è possibile poiché IO-Link consente una tracciabilità dettagliata di ogni informazione, senza interferenze, a differenza di quanto accade oggi con sensori del tipo ON/OFF o analogici.

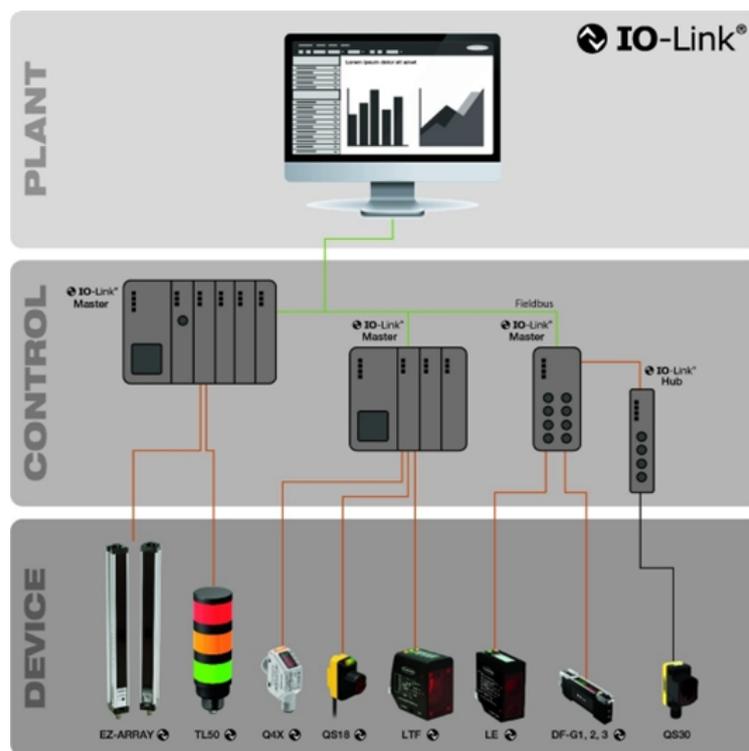


Figura 39: Schematizzazione della gestione di un impianto tramite IO-Link[33]

Un sistema IO-Link possiede delle caratteristiche che offrono numerosi vantaggi:

- **Cablaggio standardizzato.** Un sistema IO-Link non richiede cavi speciali o collegamenti complessi, né sensori analogici, per cui sono abbattuti i costi delle scorte in magazzino.

- **Maggiore disponibilità di dati.** L'accesso ai dati a livello di sensore, contribuisce ad un miglior funzionamento dei componenti del sistema; i principali tipi di dati disponibili tramite IO-Link sono tre:
 - **Dati di processo:** si tratta delle varie informazioni lette dal sensore e trasmesse al master, o di quelle inviate dal master a dispositivi. Questi sono trasmessi ciclicamente in un frame-dati ben definito. Oltre a ciò sono trasmessi anche dati sulla validità dei dati stessi.
 - **Dati di servizio (Device Data):** ossia informazioni sul sensore stesso, come modello, numero di serie ecc. Essi possono essere scritti sul dispositivo oppure letti dallo stesso aciclicamente.
 - **Dati di eventi:** si tratta di notifiche come messaggi di errore o avvisi relativi alla manutenzione, trasmessi dal dispositivo al master al verificarsi di un evento.
- **Configurazione e monitoraggio remoti.** Consentendo agli utenti di leggerne e modificarne i parametri tramite il software di controllo, un sistema IO-Link determina una configurazione e messa in funzione del dispositivo in maniera abbastanza veloce. Questo, ad esempio durante un cambio prodotto, riduce i tempi di fermo, consentendo alle varie macchine di adattarsi per realizzare un maggior numero di prodotti. Inoltre un monitoraggio in tempo reale consente di identificare e risolvere i problemi individuati dal sensore in maniera tempestiva.
- **Facile sostituzione dei dispositivi.** I dati di IO-Link memorizzati consentono la riassegnazione automatica dei parametri se un certo dispositivo viene sostituito.
- **Diagnostica avanzata.** Il sistema IO-Link consente di avere visibilità sia degli errori, che dello stato di ciascun dispositivo, consentendo di rilevarne anche le prestazioni, per valutare l'efficienza dell'impianto. Inoltre, in tal modo si può individuare un sensore malfunzionante, senza arrestare la linea. La conoscenza di tutti questi dati rende più facili le operazioni di diagnostica, ottimizzando gli interventi e risparmiando sui costi.

Per garantire un adeguato livello di sicurezza dell'impianto IO-Link è sviluppata un'architettura attraverso il protocollo PROFI-safe: il *tunnelling* ossia un canale di comunicazione che consente ad un protocollo estraneo di essere trasportato attraverso un'infrastruttura che nativamente non lo supporterebbe. In tal caso viene implementato un collegamento sicuro da un PLC failsafe ad un HUB di I/O al quale sono collegati i vari dispositivi di sicurezza direttamente a bordo macchina, risparmiando così nei cablaggi e semplificando l'architettura.

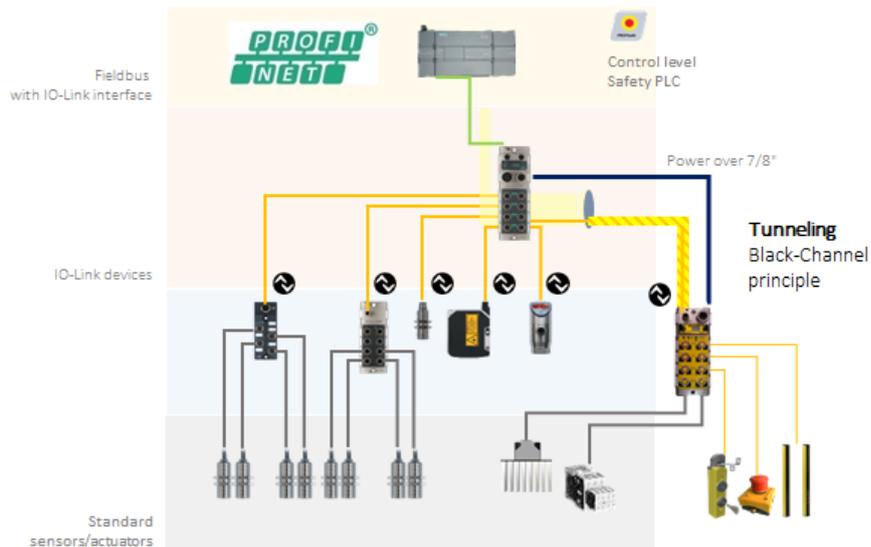


Figura 40: Schematizzazione della gestione di un impianto tramite IO-Link con tunneling[35]

5.1.1 IO-Link in FCA: l'applicazione a Melfi

Un sistema IO-Link è stato sperimentato da FCA nello stabilimento di Melfi nel 2018, nell'isola della porta parete posteriore della Jeep Renegade: in particolare, si è intervenuti sul pannello fluidico principale già esistente PAW01 e nelle stazioni OP071 e OP150. In questi si inserisce un modulo di rete per Profinet/IO-Link 8 porte di tipo BALLUFF, a cui andranno collegati i vari dispositivi.

Pannello fluidico principale PAW01

Nel pannello fluidico principale si è provveduto di sostituire il flussostato esistente con un modello a tecnologia IO-Link del tipo IFM, il pressostato esistente con un modello a tecnologia IO-Link del tipo SMC e sono stati ricollocati i sensori di rilevamento filtro intasato.

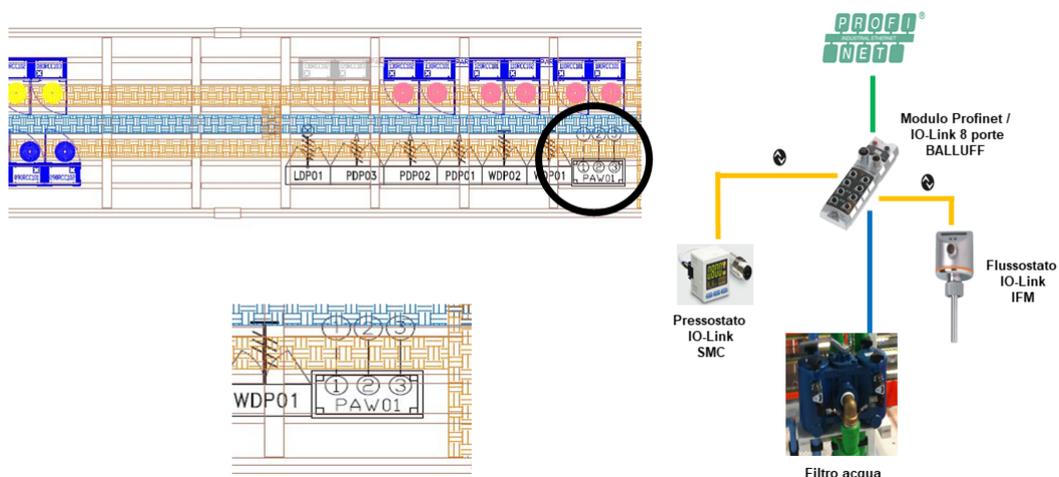


Figura 41: Schematizzazione dell'architettura IO-Link predisposta per il pannello fluidico principale PAW01 della linea della porta parete posteriore dello stabilimento di Melfi[31]

Stazione OP071

Nella stazione OP071 si è intervenuti sull'attrezzo 071T01 inserendo una testina di lettura/scrittura HF del tipo BALLUFF e una fotocellula con tecnologia IO-Link di tipo SICK; inoltre, sono stati ricollocati i sensori esistenti sulle porte standard di un modulo Hub collegato al modulo di rete.

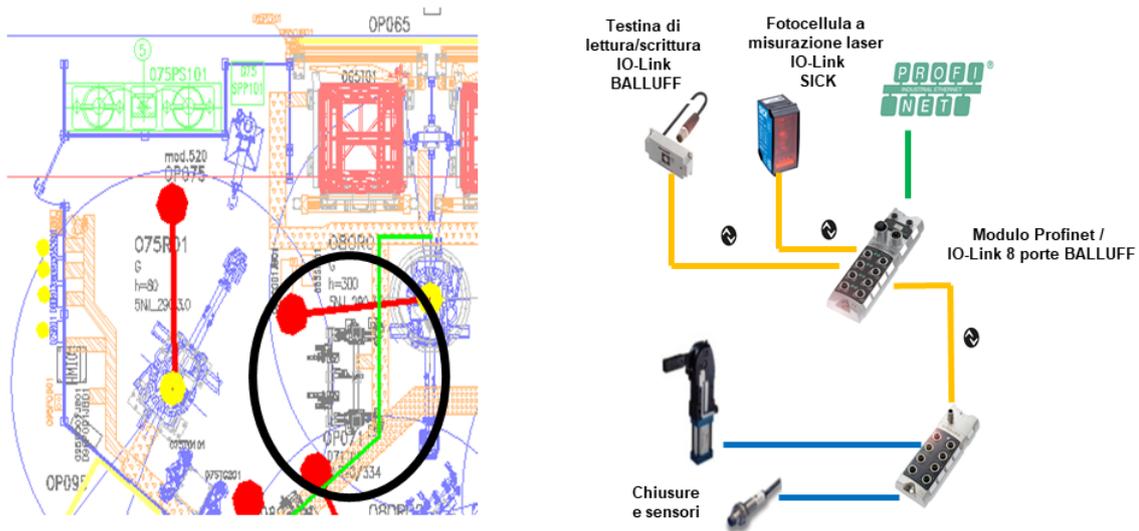


Figura 42: Schematizzazione dell'architettura IO-Link predisposta nella stazione OP071 della linea della porta parete posteriore dello stabilimento di Melfi[31]

Stazione OP150

Nella stazione OP150 si è intervenuti sulla tavola girevole 150TT01, collocando i vari sensori sia sull'impianto a terra, che a bordo della tavola:

- sull'impianto a terra si è inserita una colonnina luminosa a 3 settori con tecnologia IO-Link con buzzer del tipo BALLUFF, e sono stati ricollocati i vari sensori esistenti sulle porte standard di un modulo Hub collegato al modulo di rete;
- a bordo tavola sono stati inseriti due sensori di vibrazione di tipo IFM al modulo di rete Profinet, a cui si ricollegano le fotocellule esistenti, tramite le porte standard di un modulo Hub collegato ad esso.

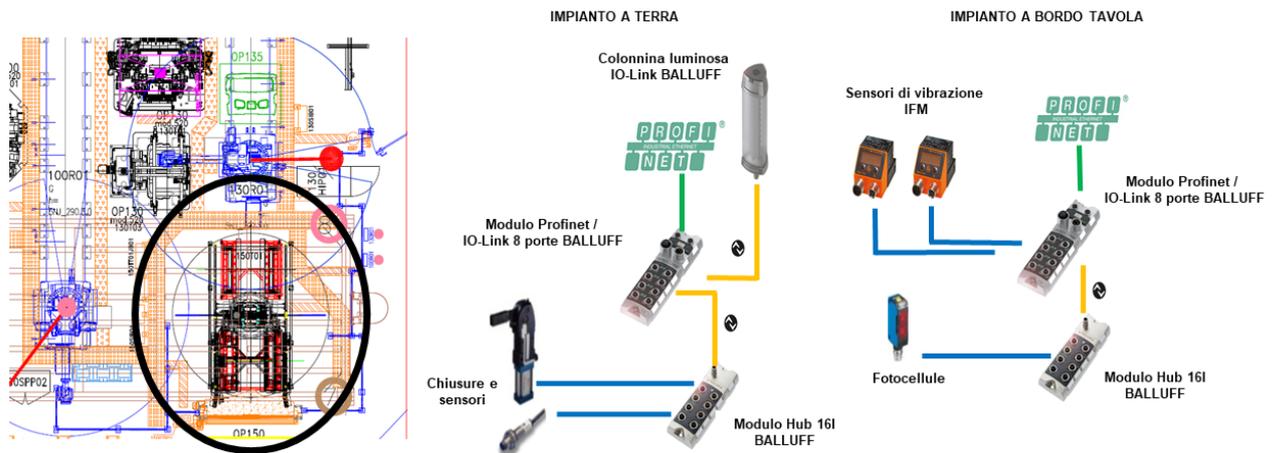


Figura 43: Schematizzazione dell'architettura IO-Link predisposta nella stazione OP150 della linea della porta parete posteriore dello stabilimento di Melfi[31]

5.2 Soluzioni outsourced

Come già detto, un'azienda si può affidare a soluzioni di manutenzione predittiva implementate da aziende esterne. In quest'ottica si è deciso di illustrare i prodotti sviluppati da due aziende fornitrici di FCA: COMAU e Festo.

5.2.1 COMAU

CONSORZIO MACchine Utensili (COMAU) è la principale azienda fornitrice di sistemi di automazione di FCA: essa ha fatto della digitalizzazione il suo cavallo di battaglia, poiché l'obiettivo di avere una factory sempre più smart porta ad una diminuzione dei costi, unitamente ad una diminuzione degli interventi di manutenzione, determinando un aumento della produttività, e un miglioramento della qualità e della produzione in generale.

Quest'obiettivo, da parte di COMAU, è stato perseguito adottando soluzioni ad hoc per ogni azienda: infatti, come visto precedentemente, a seconda delle esigenze e delle caratteristiche dell'azienda, le sarà fornita una soluzione che le consente di affrontare e risolvere le criticità specifiche di tale realtà produttiva.

In un'ottica 4.0, in cui si vogliono allineare gli standard di fabbrica con il concetto di smart factory, COMAU ha sviluppato un suo prodotto specifico, denominato *in.Grid*, il quale costituisce una piattaforma che consente lo scambio e l'acquisizione di dati, in modo da elaborare informazioni nel modo più accurato possibile. Per le sue elevate prestazioni *in.Grid* è stata definita *hyperconvergence platform*, ossia piattaforma di iperconvergenza: infatti, in essa convergono tutte le informazioni provenienti dalle linee di produzione monitorate e consente, con un'unica interfaccia, sia la visualizzazione degli andamenti produttivi, sia la gestione e il monitoraggio dello stato di salute dei vari dispositivi presenti sulle linee. La potenza di questa piattaforma è tale per cui essa consente l'interconnessione anche tra dispositivi non sviluppati da COMAU: si intuisce pertanto la versatilità a cui essa si presta. *in.Grid* presenta a sua volta due macro funzionalità:

- *in.Grid* IoT che si occupa della raccolta e dell'elaborazione dei dati, anche ad alta frequenza, provenienti dai vari dispositivi e componenti;

- **in.Grid Mes** (Manufacturing Execution System) che si occupa della gestione dei vari dati di produzione, a partire dalle materie prime fino al prodotto finito. Tali dati possono riguardare il dispaccio degli ordini, gli avanzamenti in termini di quantità e di tempo ecc. Infatti, esso preleva tali dati dai sistemi di campo, e ne consente il monitoraggio interfacciandosi con sistemi come l'Enterprise Resource Planning (ERP), il principale sistema di gestione dell'azienda, consentendone anche la valutazione dei vari KPI.

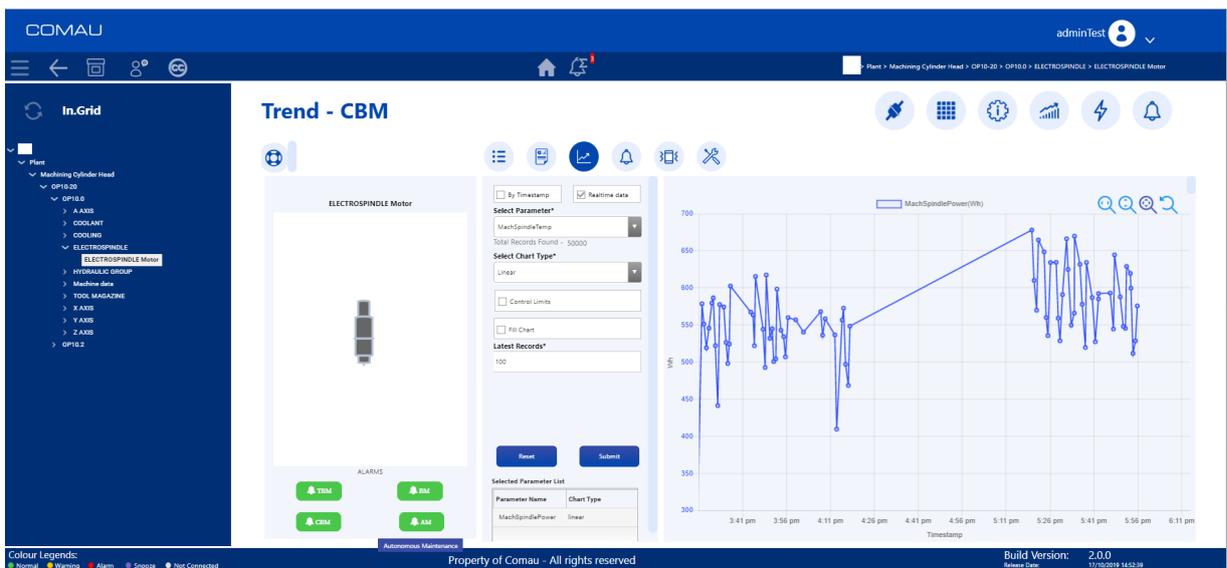
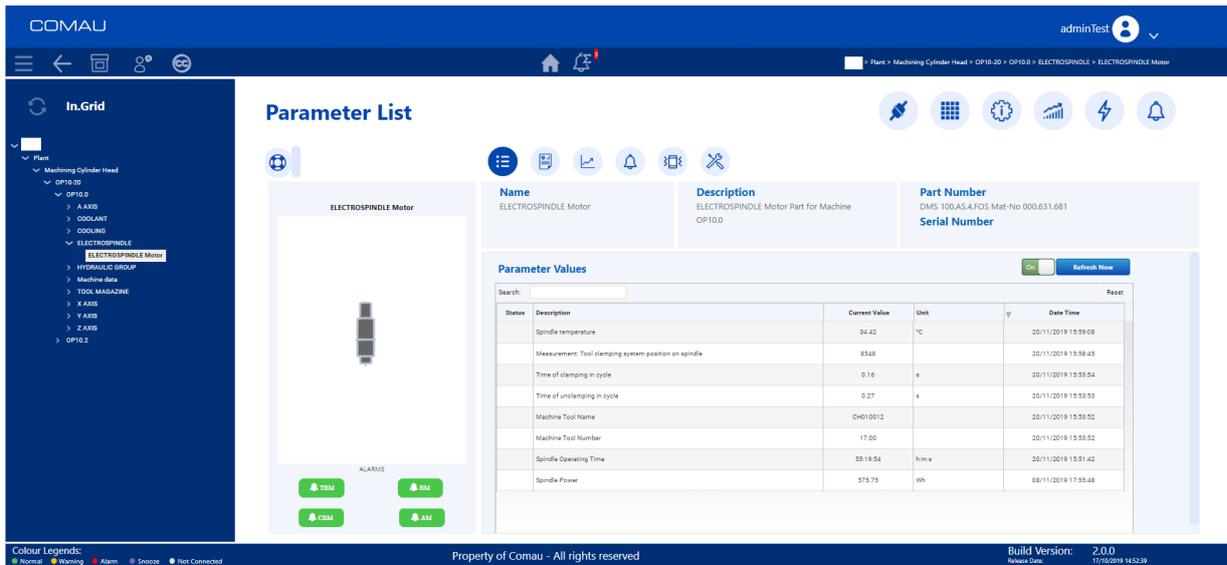
Volendo considerare unicamente l'aspetto relativo alla manutenzione predittiva, ci si concentrerà sulla prima funzionalità.

La raccolta dei dati dai più disparati dispositivi (robot, sensori, macchine a controllo numerico, PLC ecc.) presenti sulle linee di produzione, avviene tramite un computer presente a bordo linea, detto Edge-PC, che preleva i dati (grezzi) e li elabora, rendendoli disponibili al server. La frequenza di acquisizione dei dati è commisurata alla natura del dato stesso: essa sarà più o meno elevata, a seconda della variabilità del parametro considerato. L'elaborazione dei dati in questa fase e in quelle successive, avviene tramite un pacchetto software chiamato SIBYL, in omaggio alla Sibilla Cumana, celebre oracolo della mitologia greca e romana. I collegamenti tra i vari elementi della piattaforma può avvenire sia per via Ethernet/IP che attraverso rete 4G o 5G.

Mentre i dati grezzi a bassa frequenza di acquisizione possono essere inoltrati direttamente alla piattaforma **in.Grid**, senza subire pesanti elaborazioni matematiche, quelli a alta frequenza, in un primo tempo, subiscono una pre-analisi da SIBYL, in modo tale da ridurre la numerosità: infatti se non si procedesse così si sarebbe costretti ad immagazzinare una mole immensa di dati. Si pensi che ogni stazione di assemblaggio fornirebbe 1 GB di dati al giorno, mentre una macchina a controllo numerico ben 7 GB. Si capisce quindi che se i dati grezzi non venissero processati, ogni giorno si sarebbe costretti ad immagazzinarne moltissimi, occupando uno spazio di memoria difficilmente sostenibile.

Considerando, a titolo di esempio, il segnale proveniente da un accelerometro, volendo campionare il segnale per 60 s, con una frequenza di campionamento di 5 ms, si otterrebbero in totale 12 000 letture e, quindi, 24 000 dati poiché per ogni lettura occorre memorizzare sia il valore del segnale in questione, che l'istante di tempo in cui ogni segnale viene rilevato. In termini di memoria, questi si traducono in 96 000 byte, poiché ogni dato di tipo float occupa uno spazio di memoria di 4 byte, a cui corrispondono circa 46 MB di memoria per ogni turno di lavoro, per ogni singolo segnale campionato: se si dovesse fare altrettanto per ogni variabile, per tutto il periodo di funzionamento, si sarebbe costretti a immagazzinare miliardi e miliardi di dati, considerando che per avere dei risultati che siano rappresentativi di un fenomeno di degrado, si dovrebbe campionare il segnale per periodi molto lunghi, anche per diversi anni. Per evitare questo, si processano i dati, riducendone la granularità: considerando l'esempio appena fatto, anziché memorizzare tutti i valori, se ne può estrapolare un valore medio, il quale occupa solamente 4 byte di memoria, contro tutti quelli necessari ad immagazzinare tutti i dati grezzi.

Una volta terminata questa prima fase i dati sono impacchettati e pronti per essere mandati alla piattaforma **in.Grid**. Essa potrà essere installata o ON CLOUD o ON PREMISE, ossia in loco, cioè su un server presente all'interno dell'azienda in questione. A questo punto, è possibile collegarsi all'interfaccia web del server per visualizzare i dati così processati. Di seguito vengono mostrate due videate della suddetta piattaforma; in particolare, si mostrano le variabili di processo che vengono monitorate per un motore elettrico e, di seguito, si visualizza l'andamento della potenza consumata.



Gli sviluppi futuri della piattaforma prevedono l'incremento delle funzionalità di SIBYL, estendendole al campo dell'intelligenza artificiale, la quale consentirà di attingere direttamente ai dati grezzi provenienti dai vari dispositivi, ed elaborarli con metodologie più raffinate al fine di prevedere il comportamento futuro del sistema e, in base a questo, decidere quali azioni effettuare, le quali saranno opportunamente notificate per essere applicate al plant. **in.Grid IoT** può essere inoltre applicato anche in configurazione Open, ossia prelevando i dati grezzi, o anche elaborati da SIBYL, trasmettendoli al cliente che provvederà ad elaborarli nelle modalità e nei tempi a lui più congeniali. Sintetizzando, **in.Grid** presenta diverse funzionalità, consentendo:

- un'acquisizione dati da più sensori, anche di tipo differente;
- il monitoraggio di dati e telemetrie;

- la raccolta dei dati sullo stato di salute e di utilizzo del sistema;
- la stesura di un piano di manutenzione;
- analisi dei dati per effettuare una manutenzione secondo condizione (Condition Based Maintenance)
- la disponibilità di interfacce API, ossia di pacchetti di software in grado di collegare diverse applicazioni;
- di elaborare algoritmi in base alle esigenze e richieste del cliente in questione;
- l'utilizzo di un software di intelligenza artificiale per capire quali decisioni prendere;
- l'accesso a dati in tempo reale;
- la simulazione di diversi comportamenti del sistema tramite Digital Twin, ossia un modello virtuale dello stesso;
- l'utilizzo di Augmented Reality per interagire con manutentori più o meno abili, consentendo lo svolgimento di interventi di manutenzione guidata sul campo anche da remoto.

Si è riscontrato che l'adozione di `in.Grid`, grazie alla capacità di valutare il reale consumo dei componenti delle varie macchine, anziché basarsi sulla stima delle ore di vita della macchina stessa, determinerebbe nell'ambito della Time Based Maintenance:

- una riduzione degli interventi di manutenzione del 40%;
- una riduzione dei pezzi di ricambio sostituiti, e di conseguenza anche dei costi relativi al loro approvvigionamento, del 40%;
- una riduzione del costo per le ore di manutenzione del 30%;
- un'ottimizzazione dal 10% al 30% delle procedure di manutenzione.

5.2.2 Festo

Festo AG & Co. KG, un altro importante fornitore di sistemi automatici di FCA, propone ai suoi clienti un prodotto per la manutenzione predittiva, sviluppato da Resolto Informatik GmbH, azienda informatica facente parte del gruppo Festo specializzata in algoritmi di intelligenza artificiale. L'algoritmo applicato al mondo dell'automazione industriale è SCRAITEC, il quale può essere facilmente scomposto in due parti, ScraiField e ScraiBrain, create per avere diversi raggi di azione.

ScraiField si concentra maggiormente sulla raccolta dei dati dal campo, collezionandoli poi nello ScraiBrain, il quale sviluppa l'intelligenza artificiale in senso stretto, apprendendo continuamente attraverso tali dati raccolti.

In particolare, i dati vengono raccolti dal Gateway, un dispositivo hardware che si pone tra il campo e il mondo digital: i protocolli di comunicazione tra il Gateway e il campo possono essere basati su fieldbus oppure essere di tipo OPC-UA, un particolare protocollo di comunicazione centrato sulla combinazione di dati provenienti da molteplici piattaforme. Dall'altra parte, tra il gateway e il mondo digital si hanno diverse possibilità di comunicazione legate alla volontà di lavorare on the edge, on promise oppure nel cloud; anche in questo caso si

può scegliere di continuare ad utilizzare un protocollo OPC-UA oppure altri come MQTT o l'AMQP.

ScraiField filtra i dati leggibili da quelli non leggibili, i quali saranno prontamente scartati. In tal modo i dati utili vengono classificati, processati, e mandati o on premise o su un apposito cloud, in modo da poterne fare delle analisi statistiche ed individuare i trend graficandoli. In tal modo si è in grado di visualizzare tali dati su dashboards, i quali sono raggiungibili anche da remoto perché su cloud e quindi sempre e in ogni luogo visualizzabili. La fruizione remota di questi dati può essere sviluppata in collaborazione con il cliente, legandola allo sviluppo di una versione virtuale della macchina o della linea automatica che si vuole monitorare; inoltre, nel caso in cui la fruizione remota sia legata direttamente al prodotto, nel caso dei prodotti Festo, sposando la proposta di cloud di Microsoft Azure si ha la possibilità di effettuare condition monitoring su dashboard già pronte.

Una volta che SCRAITEC ha svolto questa prima fase di fog computing ci si può fermare, e si possono analizzare i trend per effettuare una manutenzione secondo condizione; se invece, come nel nostro caso, si vuole fare una manutenzione predittiva, si parte da tali analisi legate ai sensori in campo, per prevedere quando avverrà un guasto. Infatti, a questo scopo interviene l'algoritmo ScraiBrain, il quale consente, quindi, di analizzare i dati in maniera più dettagliata, e crea un "cervello virtuale" in grado di mappare tutti i comportamenti del dispositivo in questione, imparando quali siano usuali e quali invece anomali, notificando dapprima tempestivamente l'evento e in seguito riuscendo a calcolare con largo preavviso quando l'anomalia sarà nuovamente presente.

La manutenzione predittiva viene svolta attraverso due fasi:

- una prima fase di Learning Data, in cui avviene il machine learning della macchina; infatti come noto, durante tale fase il sistema apprende il normale funzionamento della macchina, permettendo di categorizzare le eventuali anomalie in modo da settorizzare il guasto; durante tale fase è strettamente necessaria la collaborazione tra ScraiBrain e il team responsabile della manutenzione, il quale ha il compito di supervisionare questa fase delicata in modo che l'apprendimento del "cervello virtuale" avvenga in modo corretto;
- una successiva fase di Evaluation Data, in cui il sistema analizza i dati che riceve continuamente dalla macchina e confrontandoli con quelli precedentemente imparati e categorizzati, conferma il suo corretto funzionamento oppure ne notifica il guasto con un certo preavviso, automigliorandosi e apprendendo continuamente.

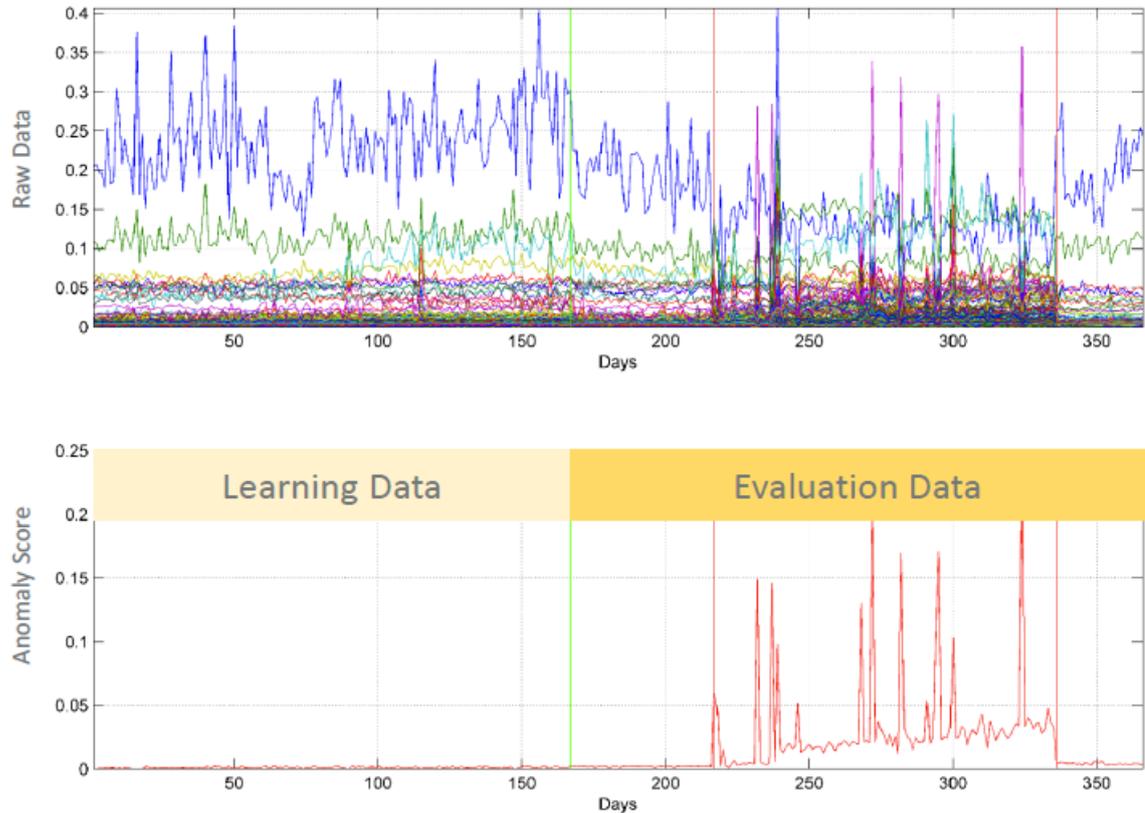


Figura 44: Andamento dei dati grezzi prelevati da vari dispositivi e del tasso di anomalie rilevate da SCRAITEC durante le fasi di Learning Data e Evaluation Data

Per quanto riguarda la notifica delle anomalie si specifica che inizialmente vengono notificati all'utente dei messaggi di warning che lo avvisano quando qualche valore soglia viene oltrepassato: man mano che vengono svolte delle sessioni di machine learning, l'algoritmo riesce a capire meglio quale sia il corretto funzionamento della macchina, anche grazie agli interventi del personale qualificato e responsabile della macchina o della linea automatica che si vuole ottimizzare; in tal modo in fase di Evaluation Data lo ScraiBrain riuscirà a prevedere l'insorgere di malfunzionamenti nel dispositivo prima che accadano, con una precisione sempre maggiore, offrendo la possibilità di effettuare degli interventi di manutenzione ad hoc, solo se necessari e soprattutto non in emergenza, non avendo ancora il guasto effettivo.

Esempi di mercato, già in funzionamento da diversi anni, indicano che, ad esempio, dal monitoraggio di 4000 pinze di saldatura si stima una riduzione dei fermi macchina annui per effettuare gli interventi di manutenzione, con la pianificazione degli stessi in modo da cancellare quasi totalmente i fermi macchina improvvisi, tali da prevedere un risparmio annuo di parecchie migliaia di euro.

5.3 Confronto tra le soluzioni presentate

La scelta di svolgere una manutenzione predittiva tramite IO-Link costituisce certamente una soluzione piuttosto semplicistica per affrontare tale problema; infatti, questa si rivela abbastanza complicata e costosa, poiché necessita di un cablaggio più o meno invasivo. Inoltre, aggiungendo o sostituendo dei dispositivi occorrerebbe effettuare un nuovo cablaggio, con un conseguente aumento dei costi.

Questa soluzione risultava efficiente qualche anno fa, prima dell'adozione di macchine integrate, mentre oggi l'IO-Link è più adatto per piccole aziende o comunque per il controllo di processi semplici, con pochi dispositivi, piuttosto che di un processo complesso come quello di lastratura: infatti, dopo essere stata sperimentata nella linea di produzione della porta parete posteriore, tale soluzione è stata completamente abbandonata.

Per quanto riguarda le soluzioni outsourced, qualche anno fa diverse aziende come COMAU, Microsoft e KUKA hanno proposto ad FCA di sviluppare un sistema di manutenzione predittiva da applicare alle sue linee di produzione: dopo aver valutato attentamente le architetture proposte, questa ha deciso di accantonarle, poiché intenzionata a sviluppare internamente un sistema per la prognostica dei guasti.

Questa scelta è stata dettata dall'esigenza di avere uno standard comune per dispositivi differenti che operano simultaneamente: infatti, una soluzione implementata esternamente comporterebbe, per l'accesso ai software dei vari dispositivi, la richiesta di diverse autorizzazioni per via del carattere riservato dei dati da elaborare.

5.4 Il Sistema di Prognostica di FCA

Il sistema di manutenzione predittiva che attualmente sta sviluppando FCA, identificato anche con il termine *Prognostica* ha lo scopo di inviare un messaggio o una segnalazione (*early warning*) ai manutentori o ai controllori di linea, per avvisarli dell'insorgere di un potenziale problema o malfunzionamento.

Per tale ragione questo è meglio indicato col termine di *Early Warning System*[31], il quale è incluso nel Manufacturing Plant Monitoring (MPM) di FCA, ossia nell'applicazione che monitora e gestisce le varie linee di produzione.

Il sistema di Prognostica è attualmente applicato in via sperimentale su alcune linee dell'officina di lastratura di Melfi (PZ); tale scelta è dovuta a diverse ragioni:

- lo stabilimento di Melfi è uno dei più moderni e avanzati del gruppo FCA (l'installazione delle linee di produzione considerate risale al 2013), per cui le macchine integrate presenti consentono di avere a disposizione tutti i parametri di processo necessari per individuarne lo stato di salute;
- le linee di produzione su cui esso è stato sperimentato, ossia quelle che lavorano in promiscuo per la Jeep Renegade e la Fiat 500X, sono in produzione già da qualche anno, per cui si ha già a disposizione una quantità sufficiente di dati;
- il livello produttivo dello stabilimento è tale per cui l'applicazione di un approccio manutentivo di tipo predittivo porterebbe vantaggi economici non trascurabili.

5.4.1 Componenti del sistema

L'architettura complessiva del Manufacturing Plant Monitoring, in cui sono evidenziati in verde i componenti del Sistema di Early Warning, è mostrata in Figura 45.

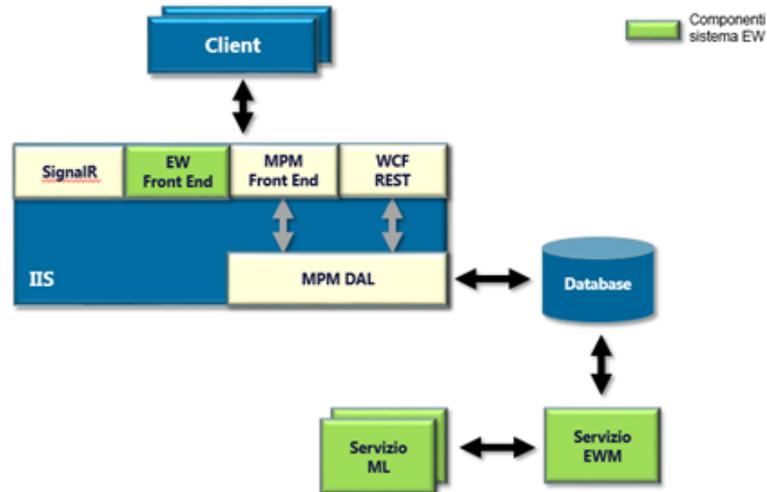


Figura 45: Schema complessivo dell'architettura software del Manufacturing Plant Monitoring[31]

Si evince quindi che il Sistema Early Warning è composto dai seguenti componenti:

- Servizio di Machine Learning;
- Servizio di Early Warning Manager
- Database
- Configuratore Front-End

Nello schema che segue sono mostrate sinteticamente le relazioni che intercorrono tra le varie componenti del Sistema di Early Warning.

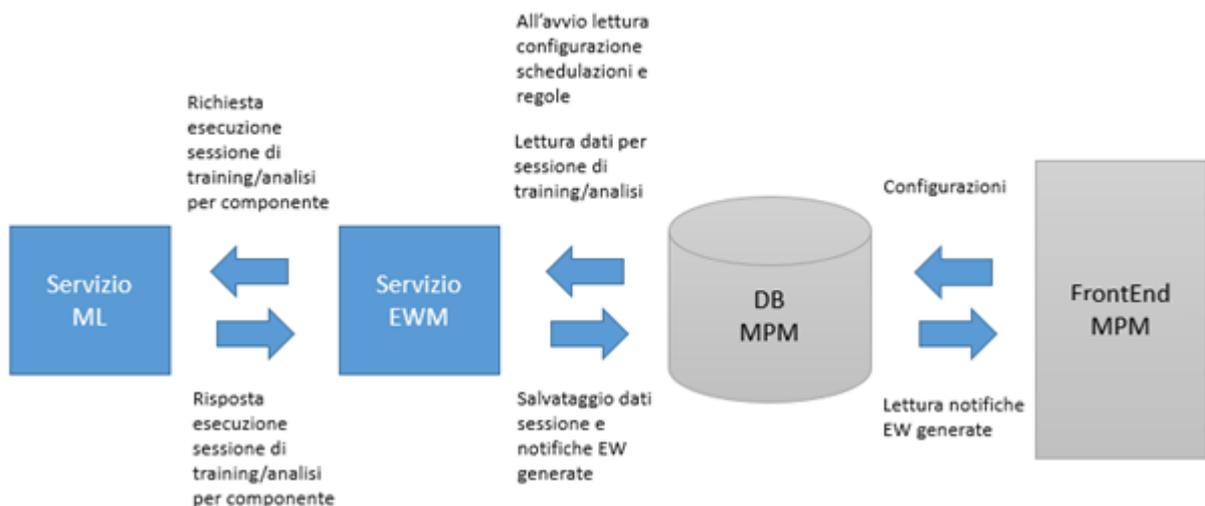


Figura 46: Architettura software del Sistema di Early Warning e sue principali funzionalità[31]

Servizio di Machine Learning

Il servizio di Machine Learning è composto da un modulo scritto in Python: esso, una volta avviato, viene richiamato e gestito dal servizio di Early Warning Manager, tramite richieste HTTP. Esso si occupa dei cicli di analisi dei dati, i quali possono essere:

- **cicli di training**, in cui il sistema raccoglie i dati durante il corretto funzionamento della macchina, apprendendo quale dovrebbe essere il suo comportamento normale;
- **cicli di run**, in cui il sistema analizza periodicamente i dati raccolti dai vari macchinari, confrontandoli con quelli che ne caratterizzano il comportamento normale, ottenuti nei precedenti cicli di training.

Ogni richiamo viene eseguito, assieme alla richiesta HTTP, in base ai dati provenienti dai macchinari, i quali presentano una struttura ben definita, a seconda dell'algoritmo e del metodo che si vuole applicare.

Gli algoritmi utilizzati nel modulo di Early Warning sono algoritmi di clustering, i quali possono essere di diverso tipo, ma hanno in comune l'obiettivo di raggruppare insieme oggetti aventi in comune una certa proprietà. Di questi, si tratterà meglio nella sezione seguente.

Servizio Early Warning Manager

Il servizio Early Warning Manager è un servizio sviluppato in Java, il quale ha tra i principali compiti quello di invocare e controllare l'esecuzione delle sessioni di analisi eseguite dal servizio di Machine Learning; come precedentemente affermato, tali richieste di analisi vengono fatte direttamente al servizio di Machine Learning, tramite una chiamata HTTP, durante la quale sono passati anche i dati da analizzare; al termine dell'elaborazione il servizio Machine Learning restituisce i risultati dell'elaborazione, i quali sono memorizzati dal servizio Early Warning Manager nel Database.

Il servizio Early Warning Manager ha anche il compito, il principale per quanto concerne la predittività della manutenzione, di valutare le regole associate all'algoritmo utilizzato per l'analisi e, a fronte di un riscontro positivo, di generare le opportune segnalazioni, utilizzando il messaggio associato alla regola.

Il flusso di esecuzione del servizio EWM è indicativamente il seguente:

1. Fase di avvio
 - (a) Lettura configurazione di sistema dal database
 - (b) Lettura configurazione schedulazioni e dati dal database
2. Fase di runtime
 - (a) Ad ogni scadenza di schedulazione
 - i. Lettura dati dal database dei dati da usare per analisi (macchina singola o multipla a seconda della configurazione)
 - ii. Formattazione dati così come richiesto dal servizio ML
 - iii. Richiamo del servizio ML con passaggio dei dati
 - iv. Attesa della risposta
 - v. Ricezione dati esito dell'analisi
 - vi. Valutazione delle regole configurazione per il macchinario(i) in questione

- vii. Notifica messaggi (Early Warning) associati a regole la cui valutazione ha dato esito positivo
 - viii. Salvataggio dati esito analisi
- (b) Richiesta esecuzione training per singolo equipment o per lista di equipment
- i. Lettura dati dal database dei dati da usare per analisi
 - ii. Formattazione dati così come richiesto dal servizio ML
 - iii. Richiamo del servizio ML con passaggio dei dati
 - iv. Attesa della risposta
 - v. Ricezione dati esito dell'analisi
 - vi. Salvataggio dati esito analisi

Database

Il database è il repository dei dati dell'applicazione Manufacturing Plant Monitoring. Esso contiene le configurazioni del sistema e delle schedulazioni e dati, necessarie al servizio di Early Warning Manager in fase di avvio. Inoltre, il servizio di Early Warning Manager aggiunge a questo database alcune tabelle per il salvataggio della configurazione e dei dati risultato delle analisi di training e di run.

Configuratore Front-End

La componente Front-End del sistema Early Warning si inserisce nell'interfaccia utente del MPM; essa viene aggiunta come un'applicazione nuova che si integra in maniera totale con quanto già esistente sia dal punto di vista tecnologico sia dal punto di vista dello stile. Questa consente di definire:

- la periodicità di esecuzione delle sessioni di analisi per ogni macchina o gruppi di macchine;
- il set di dati da usare nelle sessioni di analisi per ogni macchina o gruppi di macchine;
- le regole di generazione degli Early Warning per ogni algoritmo;
- i messaggi di warning per ogni regola.

5.4.2 Algoritmi implementati

Il Machine Learning dei vari dispositivi si basa sull'applicazione di due algoritmi implementati, denominati Classificatore e TimeSeries.

Algoritmo Classificatore

L'algoritmo Classificatore si basa su tecniche di apprendimento non supervisionato, ossia su tecniche, come visto precedentemente, che mirano a elaborare i dati tramite caratteristiche comuni, senza conoscere tutte le possibili classificazioni. Tale procedura viene adottata col fine di dedurre strutture intrinseche ai dati e ricorrenti, non facilmente deducibili con una normale osservazione; infatti, si cerca di identificare eventuali strutture ripetute nei dati osservati, durante il normale funzionamento di un macchinario (*training*) e, successivamente, si prova ad identificare nuovamente tali strutture ripetute nei dati che vengono osservati in

tempo reale (*run*).

La fase di training viene eseguita on-demand su dati storici: in tale fase, si fornisce in input al sistema di Machine Learning un dataset che verrà utilizzato dall'algoritmo classificatore per dedurre, sulla base dei parametri monitorati, il comportamento del macchinario. Occorre conoscere i dati che si forniscono in input, poiché l'algoritmo implementato, assume che il dataset descriva il normale comportamento del macchinario in questione. Ogni campione del dataset viene valutato dall'algoritmo sulla base del grado di somiglianza rispetto agli altri campioni.

Il processo di training si divide in tre fasi:

- **Pre-processing data**, in cui i dati vengono dapprima normalizzati e poi vengono analizzati tramite Principal Component Analysis, in modo da ridurre la dimensionalità;
- **Model Implementation**, in cui i dati sono raggruppati secondo un modello a 5 componenti, che vanno a generare 5 cluster basati su funzioni di densità di probabilità delle osservazioni da classificare; successivamente, tali cluster generati vengono aggregati tramite Hierarchical Clustering;
- **Classifier Training**, in cui il modello generato viene utilizzato per addestrare un classificatore Random Forest, ossia un albero delle decisioni che sarà impiegato nella successiva fase di run.

L'output generato consiste in una serie di centroidi che identificano altrettanti cluster all'interno dei quali sono stati raggruppati i campioni ricevuti in input. Pertanto, durante questa fase, il modello viene addestrato.

Per ogni tripla identificativa (ID, Program, Product) vengono quindi generati da 2 a 5 centroidi, che individuano altrettanti cluster, nella forma seguente:

ID	Program	Feature1	...	FeatureN	STD.Feature1	...	STD.FeatureN	n.elements
...	median_range	lcl_range	ucl_range	BeginTime	EndTime	Clust_Label	Interpr_Label	

in cui

- *Feature1, ..., FeatureN* sono i valori medi di tutti i parametri;
- *STD.Feature1, ..., STD.FeatureN* sono le deviazioni standard dei parametri;
- *N_elements* è il numero di elementi assegnati al cluster identificato dal presente centroide;
- *Median_range* è la mediana del cluster;
- *lcl_range* è il 25° percentile della distanza media del cluster;
- *ucl_range* è il 75° percentile della distanza media del cluster;
- *BeginTime, EndTime* individuano il range di tempo analizzato, calcolato in base al TimeStamp;
- *Clust_Label* è l'etichetta che identifica il cluster;
- *Interpr_Label* è l'etichetta che identifica l'esito assegnato all'operazione [0/1].

Durante la fase di run, vengono analizzati dei dati quasi in tempo reale. Si forniscono in input i dati da etichettare e i cluster generati in output nella fase di training. L'output di questa fase, consiste in un raggruppamento dei dati forniti, secondo i cluster generati in fase di training: pertanto, si ottiene un Clustering Label, il quale identifica il cluster al quale viene aggregato il campione, un Interpreter Label, il quale corrisponde all'etichetta binaria associata dal classificatore e un campo Probability, il quale identifica la stima di accuratezza nella classificazione.

Il modello del classificatore, quindi, apprende dal dataset, come input della fase di training, le strutture intrinseche comuni alla maggior parte delle osservazioni, a cui saranno associate, in fase di run, le misure prelevate in tempo reale.

Algoritmo TimeSeries

L'algoritmo TimeSeries, consente di analizzare un dato sotto forma di variabile casuale in funzione del tempo, ed è composto da due metodi distinti di elaborazione dei dati:

- **Calcolo Control Limits**, il quale consiste nel calcolo dei limiti di controllo e di sorveglianza; viene eseguito on-demand, su un dataset storico contenente dati riguardanti N cicli passati.
- **Analisi**, la quale consiste nel calcolo di tutti i coefficienti riguardanti il trend, il numero di campioni al di fuori dei limiti di controllo e di sorveglianza e la distanza tra la media dei valori osservati. Viene eseguita con frequenza definita, analizzando dati quasi in tempo reale. I coefficienti relativi a queste tre tipologie di analisi, vengono aggregati per il calcolo del KPI.

L'analisi del Control Chart si basa sul metodo di controllo statistico di processo, il quale consente di analizzare la variazione di una variabile, in relazione a specifici limiti determinati attraverso lo studio della variazione naturale del processo in oggetto.

Assumendo che la frequenza di distribuzione dei valori misurati segua una distribuzione normale avente media pari a μ e deviazione standard pari a σ , si definiscono:

- i limiti di controllo superiore e inferiore (UCL e LCL), pari a $\mu \pm 3\sigma$, che delimitano l'intervallo in cui sarà presente il 99.7% delle osservazioni;
- i limiti di sorveglianza superiore e inferiore (UWL e LWL), pari a $\mu \pm 2\sigma$, che delimitano l'intervallo in cui sarà presente il 95.5% della popolazione campionata.

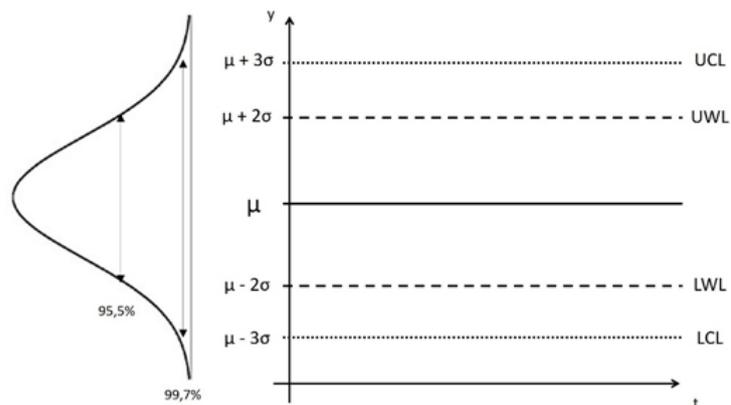


Figura 47: Limiti di controllo e di sorveglianza, superiori e inferiori, di una distribuzione normale[31]

Pertanto, la probabilità che un valore risulti al di fuori dei limiti di sorveglianza è pari al 4.5%, mentre quella per cui un valore si trovi oltre i limiti di controllo è pari allo 0.3%: per tale ragione, qualora venissero osservati valori al di fuori di questi intervalli, si tratterebbe di una situazione anomala, potenzialmente fuori controllo.

Durante la fase di training il modulo accetta in input una serie di osservazioni di un certo parametro, in funzione del tempo; la struttura dati in input è:

Value	TimeStamp	ID	Program	Product
-------	-----------	----	---------	---------

in cui

- *Value* è il valore della misura monitorata;
- *TimeStamp* rappresenta la data e l'orario associati alla misurazione;
- *ID* è il codice identificativo del macchinario;
- *Program* è il codice identificativo del programma a cui la misura si riferisce;
- *Product* è il codice identificativo del prodotto a cui la misura si riferisce.

Per ogni tripla identificativa (ID, Program, Product), il servizio di Machine Learning genera in output un report contenente i Control Limits calcolati. La struttura dei dati in output di questa fase è:

ID	Program	Product	LastUpdate	StartTime	EndTime	LCL	LWL	CL	UWL	UCL
----	---------	---------	------------	-----------	---------	-----	-----	----	-----	-----

in cui

- *ID*, *Program*, *Product* sono i codici identificativi del macchinario, del programma (cioè dell'operazione svolta) e prodotto;
- *LastUpdate* indica la data e l'ora in cui sono stati calcolati i limiti del control chart;
- *StartTime* e *EndTime* è il range di tempo analizzato, calcolato in base al TimeStamp;
- *LCL* è il Lower Control Limit;

- *LWL* è il Lower Warning Limit;
- *CL* è la media dei valori;
- *UWL* è l'Upper Warning Limit;
- *UCL* è l'Upper Control Limit.

Durante la fase di run, il modulo accetta in input, l'output della precedente fase di Training e i dati da analizzare, aventi la stessa struttura di quelli che esso riceve in input per la fase di training; il modulo calcolerà dei coefficienti, come detto prima, utili per le analisi di trend e di control chart; la struttura dati in output che si ottiene da questa fase è:

	ID	Program	StartTime	EndTime	Alpha	Beta	Beta_inf	Gamma	...
...	KPI	Slope	Over_UWL	Over_UCL	Under_LWL	Under_LCL	Mean	DevStd	

in cui

- *ID* e *Program* sono i codici identificativi di macchinario e il programma;
- *StartTime* e *EndTime* delimitano il range di tempo analizzato, calcolato in base al *TimeStamp*;
- *Alpha* è l'angolo in radianti della regressione lineare, in caso di un trend significativo, altrimenti 0;
- *Beta* è la percentuale di campioni oltre i limiti superiori di controllo; i campioni oltre UWL e UCL vengono pesati in maniera differente

$$\beta = \frac{w_c * N_c + w_w * N_w}{w_c * N_{TOT}}$$

- *Beta_inf* è la percentuale di campioni oltre i limiti inferiori di controllo, calcolati in maniera analoga a *Beta*;
- *Gamma* è la distanza tra la media osservata e quella teorica dei valori;
- *KPI* è il valore aggregato, calcolato pesando i valori di Alpha, Beta e Gamma

$$KPI = \frac{\alpha * w_\alpha + \beta * w_\beta + \gamma * w_\gamma}{w_\alpha + w_\beta + w_\gamma}$$

- *Slope* è lo slope, cioè il coefficiente angolare, della regressione lineare;
- *Over_UWL*, *Over_UCL*, *Under_LWL*, *Under_LCL* sono i numeri di campioni oltre i rispettivi limiti;
- *Mean* è la media dei valori;
- *DevStd* è la deviazione standard.

5.4.3 Principali dispositivi monitorati

Il sistema di prognostica gestisce i dati provenienti da diversi dispositivi, in questo contesto classificati come *asset*. In particolare, ci si interesserà del comportamento di:

- pinze di saldatura a punti e ad arco;
- sistemi di arcosaldata dei perni;
- sistemi di spalmatura.

Come già specificato precedentemente tale sistema di Prognostica è attualmente sperimentato nello stabilimento di Melfi(PZ); in particolare allo stato attuale sono monitorati i dispositivi riportati in Tabella 2.

LINEA DI PRODUZIONE	STAZIONE	ROBOT	TIPOLOGIA ASSET
AUE	30	05	SALDATURA A PUNTI
AUE	70	01	ARCOSALDATURA PERNI
AUE	70	02	ARCOSALDATURA PERNI
AUE	110	03	SALDATURA A PUNTI
SCC	30	18	SPALMATURA
SCC	40	14	SPALMATURA
SCC	70	01	SALDATURA A PUNTI

Tabella 2: Dispositivi monitorati in via sperimentale nello stabilimento di Melfi

Robot industriali

Prima di trattare nello specifico dei vari asset, è meglio illustrare le caratteristiche principali dei robot su cui essi sono installati. Si consideri a titolo di esempio il robot COMAU modello SMART5 NJ4 175-2.2-I di Figura 48.



Figura 48: Robot COMAU SMART5 NJ4 175-2.2-I

Si tratta di un robot di tipo parallelogramma a 6 gradi di libertà e base ancorata al suolo; attorno alla base ruota il corpo del robot con l'asse rotante verticale (asse 1); gli assi 2 e 3 sono orizzontali e consentono la rotazione di braccio e avambraccio, mentre l'asse 4 consente all'avambraccio di ruotare attorno a sé stesso. Infine, gli assi 5 e 6 consentono la rotazione del polso.

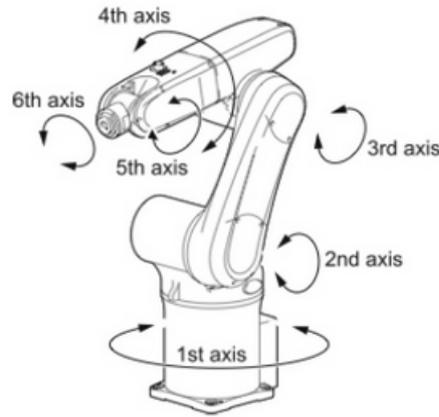


Figura 49: Gradi di libertà di un robot a 6 assi[36]

Questa tipologia di robot, presenta un accoppiamento del polso con l'utensile, tramite una flangia priva di tamburo esterno, e un foro assiale che consente il passaggio di cavi e tubi da collegare all'utensile: questa soluzione permette di mantenere tutte le varie connessioni all'interno della struttura meccanica del robot, eliminando cavi o tubi esterni. In Tabella 3 si riportano le specifiche tecniche del suddetto robot, mentre è possibile trovare in Appendice lo schema con le quote di ingombro.

Payload	175 kg
Massima distanza orizzontale	2204 mm
Ripetibilità	± 0.1 mm
Estensione(Velocità) Asse 1	$\pm 180^\circ(110^\circ/s)$
Estensione(Velocità) Asse 2	$-75^\circ+95^\circ(110^\circ/s)$
Estensione(Velocità) Asse 3	$-10^\circ+230^\circ(110^\circ/s)$
Estensione(Velocità) Asse 4	$\pm 200^\circ(180^\circ/s)$
Estensione(Velocità) Asse 5	$\pm 200^\circ(140^\circ/s)$
Estensione(Velocità) Asse 6	$\pm 200^\circ(190^\circ/s)$
Peso Robot	1080 kg

Tabella 3: Specifiche tecniche del Robot COMAU SMART5 NJ4 175-2.2-I

Pinza per saldatura a punti

La saldatura a punti è uno dei processi di saldatura elettrica a resistenza, applicato ai giunti di sovrapposizione. La si esegue tramite l'applicazione di una forza o una pressione mediante una pinza, azionata tramite attuatore elettrico o attuatore pneumatico, con due elettrodi tra cui viene fatta circolare una corrente, proporzionale alla resistenza delle due lamiere, di

alcune migliaia di ampere, variabile a seconda dello spessore delle lamiera, per un tempo ben definito, sufficiente ad avere l'effetto termico voluto.

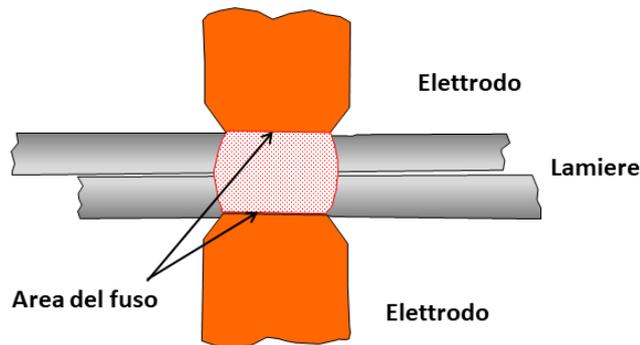


Figura 50: Saldatura a punti di due lamiera[31]

Il calore che, per effetto Joule, si sprigiona dal passaggio di corrente, porta a fusione le due lamiera: essa rimane localizzata nel punto di pressione tra due elettrodi e l'area del fuso è pressoché uguale all'area della punta degli elettrodi stessi. I due elettrodi, per assicurare una conformità del punto di saldatura, sono posizionati ortogonalmente alle due lamiera: questi, applicando una forza pressante, determinano una miscelazione locale dei metalli. Dopo aver interrotto il passaggio di corrente, il materiale si raffredda sotto l'influenza degli elettrodi, che permangono ad esercitare una forza di pressione: in tal modo si crea il punto di saldatura, composto dal materiale solidificato interno e da un campo surriscaldato (zona termica alterata) che vede una modifica della struttura cristallina del materiale, a causa del calore e della forza di pressione, pur non giungendo a fusione.

Durante il processo di saldatura gli elettrodi, a causa del passaggio di correnti così elevate, sono soggetti a surriscaldamento, per cui si rende necessaria la presenza di un circuito di raffreddamento. Per il raffreddamento si fa uso di acqua, la quale viene prelevata fredda da una tubazione di mandata generale e viene restituita calda su una tubazione di ritorno generale: tale sistema viene monitorato dal pannello fluidico, collegato ad un flussostato il quale misura la quantità di fluido che circola.

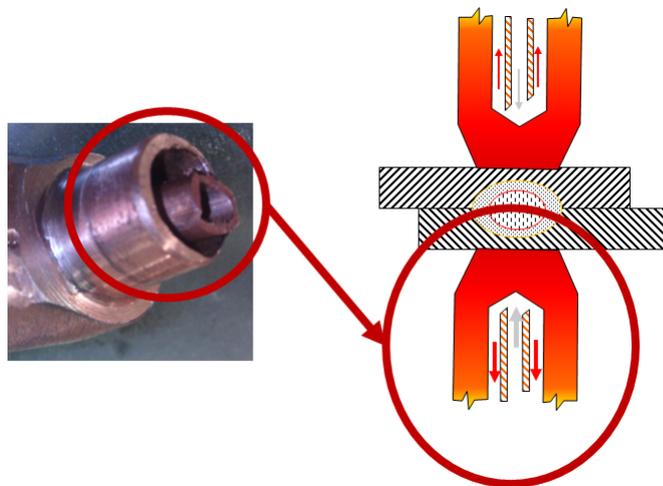


Figura 51: Schematizzazione di come avvenga il raffreddamento degli elettrodi[31]

Poiché, come si è detto, la grandezza del punto è pari all'area alla punta degli elettrodi, occorre che la punta abbia grandezza sempre costante. Per tale ragione ciclicamente viene eseguita l'operazione di ravnivatura: questa viene effettuata da un ravnivatore, un dispositivo costituito da una fresa che interviene sull'elettrodo, alla stessa maniera di un temperamatite, andando a riportare la punta alla grandezza desiderata.

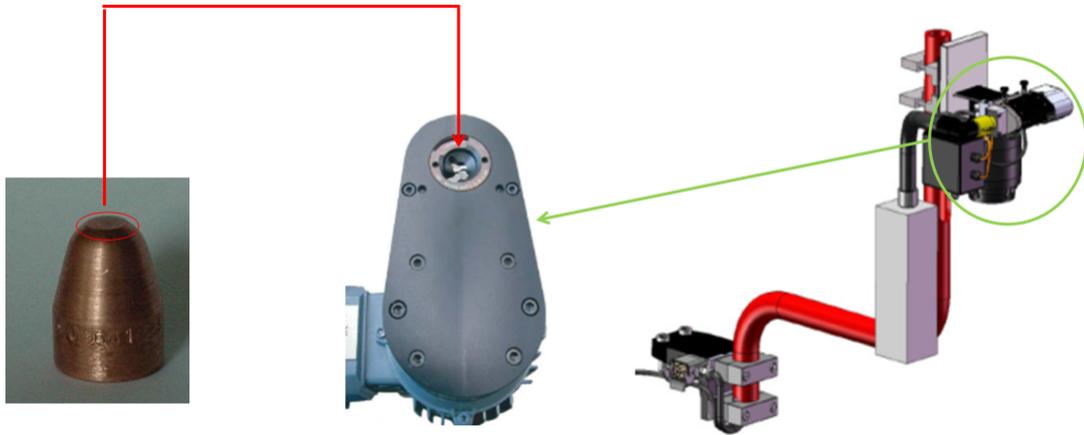


Figura 52: Schematizzazione di come avvenga la ravnivatura degli elettrodi[31]

Pinza per saldatura ad arco

La saldatura MAG (Metal Active Gas) rientra tra le saldature ad arco, poiché sfrutta il calore sprigionato da un arco elettrico per scaldare i metalli e consentirne la giunzione. L'arco viene fatto scoccare tra il metallo da giuntare e un elettrodo; in questo caso la funzione di elettrodo è svolta dal materiale d'apporto, ossia un terzo metallo che viene portato a fusione: questo si trova sotto forma di filo che alimenta in continuazione la torcia di saldatura e per questa ragione, tale tipologia di saldatura rientra tra le cosiddette saldature a filo continuo.

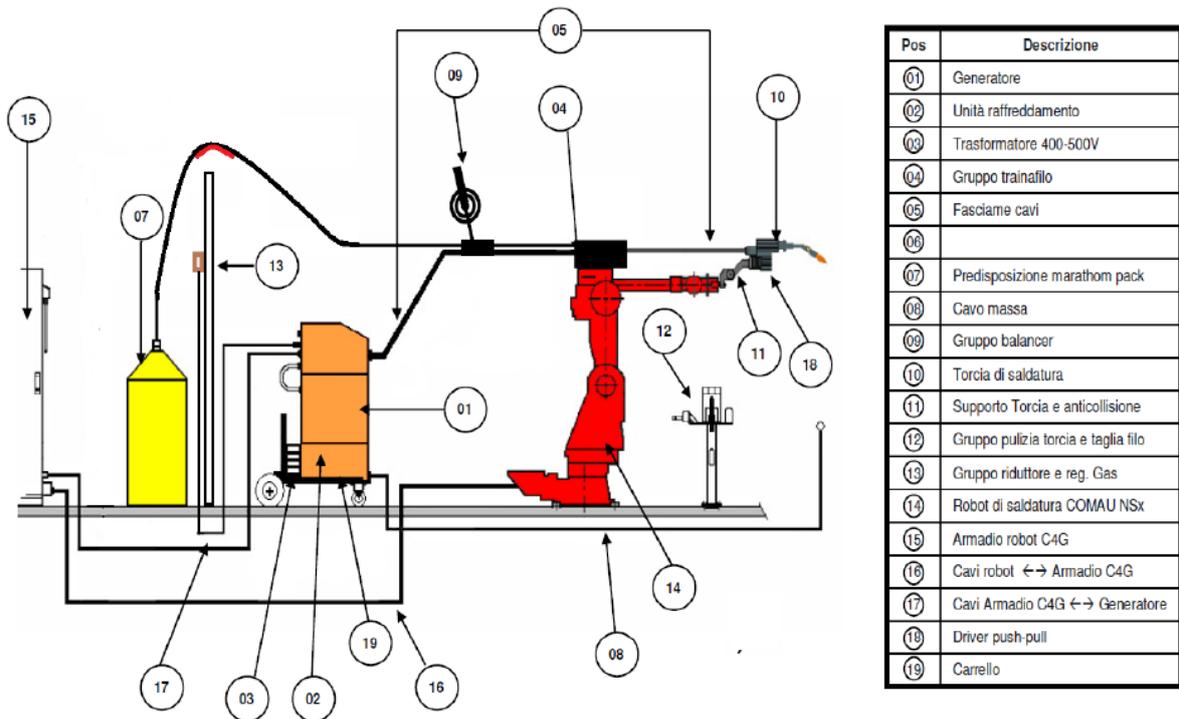


Figura 53: Complessivo di un sistema di saldatura ad arco[31]

Per impedire che il bagno di fusione entri in contatto con l'atmosfera, si fa in modo che la saldatura avvenga in un ambiente protetto: quella di tipo MAG non avviene in un ambiente completamente inerte, come l'Argon, ma in una miscela di argon e anidride carbonica; un'atmosfera con un gas protettivo ossidante infatti è più adatta per saldature di acciai al carbonio, poiché consente una maggior penetrazione e una maggior stabilità della posizione dell'arco elettrico rispetto ad un'atmosfera completamente inerte.

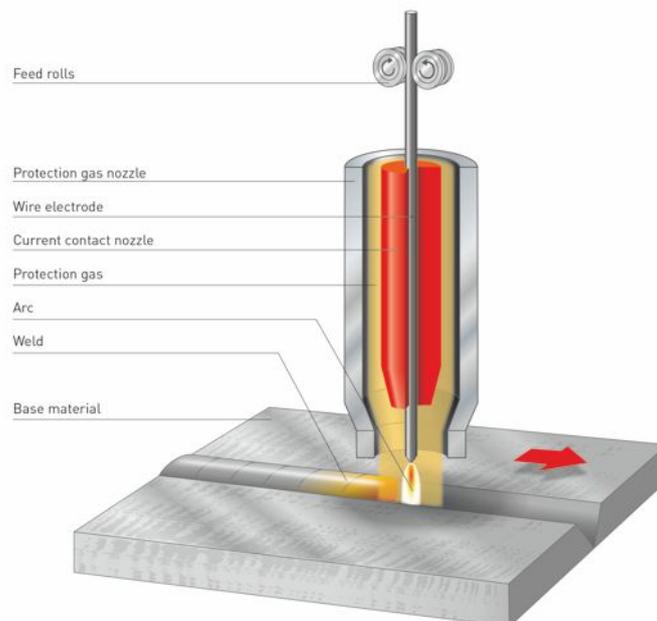


Figura 54: Schema di una torcia di saldatura ad arco[37]

La torcia di saldatura è costituita da un ugello in cui viene erogato il gas protettivo proveniente dal serbatoio, e all'interno del quale scorre il filo del materiale d'apporto che funge da elettrodo; per poter innescare l'arco elettrico, un generatore crea una differenza di potenziale tra l'elettrodo, ossia il polo positivo, e il pezzo da giuntare, che collegato a un cavo massa, lo rende il polo negativo.

Sistema di arcosaldata dei perni

Un'altra operazione che viene monitorata predittivamente è quella dell'arcosaldata dei perni. Tale processo, sviluppato dalla Tucker GmbH, viene eseguito tramite un sistema, simile a quello di saldatura ad arco, precedentemente visto. Questi sono utilizzati per fissare al sottoscocca i tubi dei cablaggi che verranno installati durante il montaggio. Il sistema è costituito da

- un generatore che fornisce la corrente necessaria alla saldatura del perno;
- un alimentatore, in cui sono depositati i perni, i quali sono mandati alla testa di saldatura, mediante un getto d'aria compressa;
- il contatto di massa che chiude il circuito elettrico tra l'elemento e la testa per la saldatura del perno;
- il terminale di programmazione, il quale costituisce l'interfaccia necessaria per programmare e gestire l'intero sistema;
- la testa di saldatura, la quale esegue la saldatura del perno.

I perni che possono essere installati, possono essere di diversa tipologia; i principali perni adottati sono a filettatura metrica, conica e speciale.



Figura 55: Principali tipi di perni arcosaldati[38]

La testa di saldatura presenta un mandrino, a contatto con il perno da saldare, e un piedino d'appoggio, il quale, opportunamente regolato, protegge il mandrino da un'eventuale saldatura senza perno. Durante la saldatura, quest'ultimo va a contatto con il pezzo su cui si andrà ad installare il rivetto, mentre il mandrino spinge su esso il perno, ortogonalmente: una volta attivata la corrente tra lamiera e perno, quest'ultimo viene dapprima allontanato, in modo da innescare l'arco elettrico il quale porta a fusione il materiale; dopo un certo tempo il perno viene spinto verso il basso, verso la lamiera: riducendo la tensione fino a 0 V, il bagno di saldatura comincia a raffreddarsi, e la testa di saldatura viene rimossa dal perno saldato.

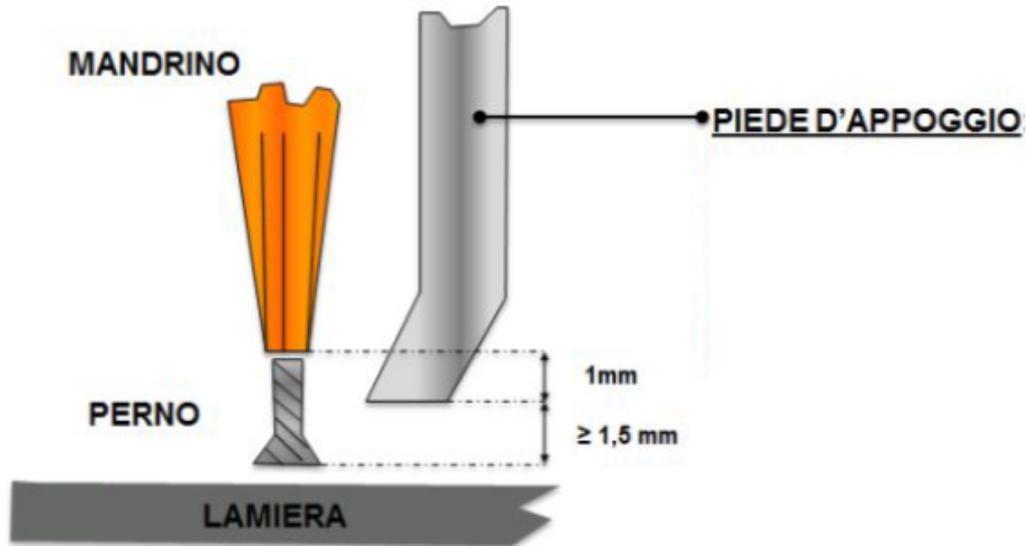


Figura 56: Schematizzazione del sistema di arcsaldatura dei perni[31]

Sistema di spalmatura

Il sistema di spalmatura consente l'erogazione di un incollante sui vari componenti da giuntare.



Figura 57: Sistema di spalmatura[39]

Nei fusti è presente l'incollante il quale, attraverso il gruppo pompa, viene distribuito in tutto il sistema, fino al dosatore, collegato a sua volta alla pistola di erogazione; l'intero sistema viene monitorato da un sistema di controllo SYS6000, il quale si occupa anche della gestione delle variabili di processo.

Il gruppo pompa è costituito dai seguenti elementi:

- la valvola di commutazione interna (A) che attiva l'inversione di direzione del movimento dello stantuffo;

- la valvola di commutazione (B) che comanda il cilindro di azionamento della pompa; infatti, a seconda della direzione di movimento dello stantuffo, essa alimenta l'allacciamento superiore o quello inferiore del cilindro di azionamento;
- il cilindro di azionamento (C) che comanda la pompa inferiore, eseguendo movimenti ciclici verso l'alto e verso il basso durante l'esercizio della pompa;
- le aste (D) che costituiscono una giunzione rigida tra cilindro di azionamento e pompa inferiore;
- il giunto (E) che costituisce un collegamento tra l'asta dello stantuffo del cilindro di azionamento con l'asta della pompa inferiore;
- il serbatoio plastificante (F) che alimenta la soluzione di plastificante alla pompa inferiore, il quale impedisce che i residui di incollante nell'area superiore della pompa inferiore si possano indurire;
- la pompa inferiore (I) che estrae il materiale dal fusto; infatti, quando lo stantuffo si muove verso l'alto o verso il basso, il materiale viene estratto dal fusto; questa risulta bilanciata poiché la pressione del materiale non varia durante la corsa verso l'alto o verso il basso del cilindro di azionamento.

Invece, per quanto riguarda il dosatore, vi sono i seguenti componenti:

- il servomotore (A) che aziona il pistone del materiale svuotando il dosatore;
- l'azionamento filettato a rulli (B), guidato attraverso un cuscinetto, che trasforma il movimento rotatorio in un movimento ascendente o discendente della madre vite asta filettata. Tre alberi della guida proteggono dalle torsioni la madre vite dall'asta filettata e l'asta del pistone; dei sensori di prossimità (D) comunicano al comando la posizione dell'asta filettata, consentendo di rilevare i problemi al motore;
- il cilindro per il materiale (C) che viene riempito e svuotato ciclicamente tramite il movimento alternato del pistone; il materiale qui entra lateralmente, premendo il pistone verso l'alto e quello che entra per primo si trova in basso nell'alloggiamento e viene applicato per primo sul pezzo;
- il multibox (G) che collega il dosatore con l'alimentazione della corrente elettrica e col comando, comprendendo i collegamenti per il motore e diversi ingressi e uscite;
- il serbatoio dell'emolliente (H) che alimenta il dosatore con l'emolliente, ossia un lubrificante che impedisce che i resti di materiali si induriscano sopra il pistone del materiale;
- la valvola di riempimento (E) che comanda l'alimentazione di materiale nel cilindro;
- il riscaldatore (J) che mantiene il materiale nella consistenza di applicazione desiderata;
- il sensore di pressione (F) che rileva la pressione del materiale nel cilindro, trasformando tale grandezza fisica in un segnale di uscita che può essere elaborato dal comando SCA.

Infine, il materiale adesivo o isolante viene applicato sul componente dalla pistola di erogazione integrata, la quale viene azionata pneumaticamente e monitorata in real time da un sistema di controllo costituito da telecamere.

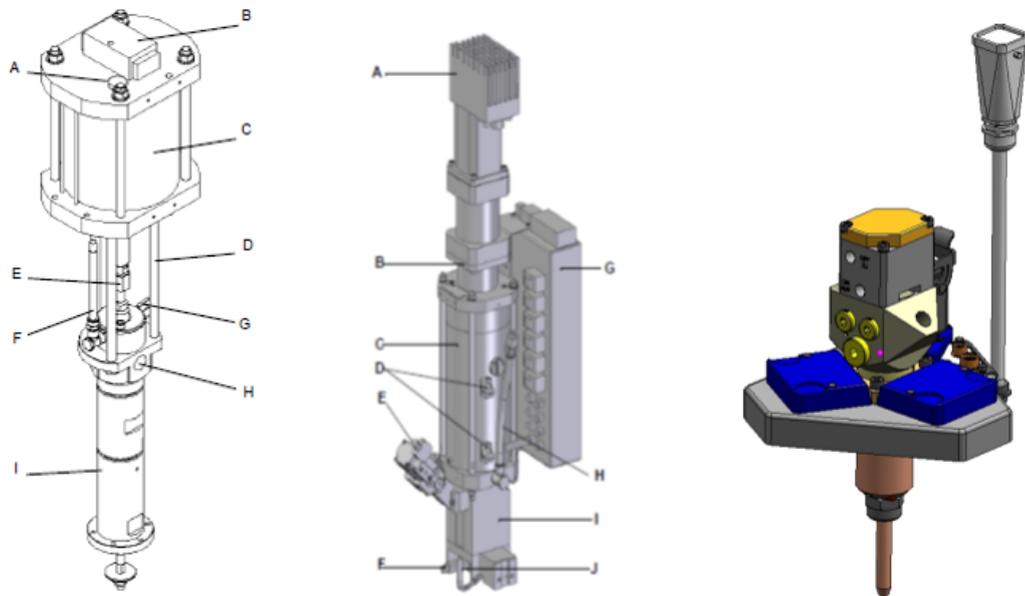


Figura 58: Schema del gruppo pompa (a sx), del dosatore (al centro) e della pistola di erogazione (a dx) di un sistema di spalmatura[31]

5.4.4 Parametri di processo

Il prelievo delle variabili di processo dai vari dispositivi e la loro storicizzazione veniva effettuato da FCA già prima dell'intenzione di implementare una strategia manutentiva di questo tipo: infatti, questo viene svolto già da diversi anni nell'ottica del New Plant Landscape (NPL), un nuovo modo di organizzare e gestire il processo, rivolto al prodotto; lo scopo di tale archiviazione dei dati era dovuto alla necessità di immagazzinarli e renderli disponibili per un certo lasso di tempo, per essere in grado di individuare più facilmente le cause di eventuali guasti su vetture in circolazione. Tale esigenza nasceva dalla necessità di rispettare i requisiti di sicurezza richiesti dal mercato NAFTA (che comprende il Nord America), a cui la appena nata FCA si affacciava dopo la fusione tra Fiat S.p.A. e Chrysler Group.

Solo negli ultimi anni, con l'avvento dell'industria 4.0 e dell'IoT, si è deciso di sfruttare tale sistema di archiviazione dei dati per svolgere una manutenzione predittiva nel processo di lastratura. Dalle rispettive macchine integrate inizialmente solo alcune variabili erano fornite; successivamente, con l'applicazione di tali dati in ambito IoT e, in particolare, per la manutenzione predittiva, si è deciso di prelevarne altre: pertanto, se queste potevano essere fornite dalla macchina stessa, si è chiesto ai produttori di predisporre le opportune uscite, in caso contrario si è scelto di adottare un'opportuna sensoristica. Nelle pagine a seguire si elencano tutte le variabili di processo considerate per i processi appena descritti.

Saldatura a punti				
PARAMETRI DI PROCESSO	NPL	IoT	Esist.	Non esist.
Corrente di saldatura richiesta al primo impulso	X		X	
Corrente di saldatura richiesta al secondo impulso	X		X	
Differenza di corrente rispetto al consumo degli elettrodi	X			X
Tolleranza della corrente	X			X
Tempo di saldatura del primo impulso	X			X
Tempo di saldatura del secondo impulso	X			X
Corrente di saldatura del primo impulso	X			X
Corrente di saldatura del secondo impulso	X			X
Pressione agli elettrodi	X		X	
Temperatura dell'acqua di raffreddamento	X			X
Flusso dell'acqua di raffreddamento	X		X	
Pressione di ravvivatura	X		X	
Tempo di ravvivatura	X			X
Frequenza di ravvivatura	X			X
Consumo degli elettrodi	X		X	
Tempo dall'ultima sessione di ravvivatura	X		X	
WQS attivo SI/NO	X		X	
Classificatore attivo SI/NO	X			X
Esito della classificazione	X			X
Impulso WQS: tasso di incremento della corrente	X			X
Impulso WQS: tasso di decremento della corrente	X			X
Impulso WQS: impostazione massima della corrente	X			X
Impulso WQS: grado di reazione allo spruzzo	X			X
Impulso WQS: durata di reazione allo spruzzo	X			X
Parametri della resistenza: intervallo di tempo di inibizione WQS	X			X
Parametri della resistenza: tempo massimo di attesa di fusione	X			X
Parametri della resistenza: soglia relativa di resistenza per abilitazione di algoritmo	X			X
Parametri della resistenza: caduta relativa di resistenza di rilevazione dello spruzzo	X			X
Parametri della resistenza: soglia relativa di resistenza per conclusione di algoritmo	X			X
Parametri della resistenza: estensione di durata della saldatura WQS	X			X
Presenza allarme corrente 0: E032	X			X
Pres. all. corr. in più rispetto al programmato: E006	X			X
Pres. all. corr. in meno rispetto al programmato: E031	X			X
Saldatura incollata: E023	X			X
Saldatura con spruzzo: E024	X			X
Presenza allarme saldatura a corto circuito: E022	X			X
MTBF residua dell'apparecchiatura		X		X

Saldatura a CO_2				
PARAMETRI DI PROCESSO	NPL	IoT	Esist.	Non esist.
Tempo di apertura gas prima dell'innesco	X		X	
Regolazione percentuale della lunghezza dell'arco	X		X	
Regolazione della velocità del robot	X		X	
Regolazione percentuale pulsato/induttanza	X		X	
Regolazione del tempo di bruciatura del filo	X		X	
Regolazione della velocità del filo	X		X	
Regolazione del voltaggio	X		X	
Regolazione della corrente	X		X	
Regolazione dell'ampiezza totale di pendolamento	X		X	
Lunghezza d'onda di pendolamento	X		X	
Angolo del piano di pendolamento	X		X	
Velocità trasversale di pendolamento	X		X	
Tempo di raffreddamento	X		X	
Tempo di riempimento	X		X	
Velocità di scorrimento filo	X		X	
Preallarme fine del filo	X		X	
Flusso del gas	X		X	
Pressione del gas	X		X	
MTBF residua dell'apparecchiatura		X		X

Arcosaldatura dei perni				
PARAMETRI DI PROCESSO	NPL	IoT	Esist.	Non esist.
Forza di chiusura pinza di rivettatura	X			X
Velocità di rivettatura	X			X
Tempo di chiusura pinza di rivettatura	X	X		X
Tempo di apertura pinza di rivettatura	X	X		X
Corrente assorbita		X		X
MTBF residua dell'apparecchiatura		X		X

Spalmatura				
PARAMETRI DI PROCESSO	NPL	IoT	Esist.	Non esist.
Prepressione	X		X	
Flusso del materiale	X		X	
Regolazione della velocità del robot	X		X	
Regolazione percentuale pulsato/induttanza	X		X	
Volume	X		X	
Tolleranze sul volume	X		X	
Tolleranza sulla pressione minima	X		X	
Tolleranza sulla pressione massima	X		X	
Velocità del flusso	X			X
Temperatura del materiale	X			X
Presenza anomalia sul volume erogato	X		X	
Presenza anomalia di fine fusto	X		X	
Presenza anomalia della temperatura	X		X	
Presenza allarme sistema di visione	X		X	
Preallarme fine fusti	X			X
MTBF residua dell'apparecchiatura		X		X

5.4.5 L'applicazione Prognostica

Dal borderò, analogamente a quanto visto prima, è possibile accedere all'applicazione della Prognostica. Infatti, cliccando su Prognostica si apre un menù:

- andando su *Configurazione* è possibile visualizzare quali dispositivi e variabili sono configurati ed è possibile aggiungerne nuovi da monitorare:
 - in *Schedulazione* si può vedere quali tipi di dispositivi siano presenti:

macchine/sistemi	Frequenza (sec)	Algoritmo	Ultimo Periodo (min.)	Ultime Occorrenze	
Assi	420	TimeSeries	30		Edit Rimuovi
Discensore_Assorbimenti_CL	420	Classifier	30		Edit Rimuovi
Discensore_Vibrazioni_CL	240	Classifier	15		Edit Rimuovi
Glue_full_CL	300	Classifier	15		Edit Rimuovi
Glue_TS	300	TimeSeries	15		Edit Rimuovi
Inverter	240	TimeSeries	30		Edit Rimuovi
Inverter_full_CL	240	Classifier	10		Edit Rimuovi
Presidente	420	TimeSeries	30		Edit Rimuovi
Tucker_TS	240	TimeSeries	15		Edit Rimuovi

- in *Set variabili da analizzare* è possibile visualizzare tutti i parametri che si intendono monitorare, per ciascuna tipologia di dispositivo:

The screenshot shows the 'set di variabili da analizzare' configuration page. The table below represents the data visible in the interface:

MeasureConfigurationName	AssetType	MeasureSet	ProductName	ProgramName	
Accel. Radiale	Vibrazionali	Asse X			[Edit] [Rimuovi]
Accelerazione	Vibrazionali	Asse X, Asse Y, Asse Z			[Edit] [Rimuovi]
Corrente_Asse	Motore	CORRENTE			[Edit] [Rimuovi]
Glue_Applcated Volume	Glue	applied volume			[Edit] [Rimuovi]
Glue_Cycle Time	Glue	cycle time			[Edit] [Rimuovi]
Glue_Meter 1 Avarage Pressure	Glue	meter 1 average pressure			[Edit] [Rimuovi]
Glue_Meter 1 Avarage Torque	Glue	meter 1 average torque			[Edit] [Rimuovi]
Glue_Meter 1	Glue	meter 1 compression pressure			[Edit] [Rimuovi]

– in *Associazione Variabili-Equipment* si possono visualizzare tutti i dispositivi configurati e le variabili monitorate per ciascuno di esso:

The screenshot shows the 'Associazione Variabili-Equipment' configuration page. The table below represents the data visible in the interface:

macchine/sistemi	MeasureConfigurationName	Linea	Stazione	Macchinario	
Welding_Spot_TS	Spot_Current	AUE	ST020	AUE\ST020\020R04	[Edit] [Rimuovi]
Welding_Spot_TS	Spot_Force	AUE	ST020	AUE\ST020\020R04	[Edit] [Rimuovi]
Welding_Spot_TS	Spot_Resistance	AUE	ST020	AUE\ST020\020R04	[Edit] [Rimuovi]
Welding_Spot_TS	Spot_Time	AUE	ST020	AUE\ST020\020R04	[Edit] [Rimuovi]
Welding_Spot_TS	Spot_Current	AUE	ST020	AUE\ST020\020R05	[Edit] [Rimuovi]
Welding_Spot_TS	Spot_Force	AUE	ST020	AUE\ST020\020R05	[Edit] [Rimuovi]
Welding_Spot_TS	Spot_Resistance	AUE	ST020	AUE\ST020\020R05	[Edit] [Rimuovi]
Welding_Spot_TS	Spot_Time	AUE	ST020	AUE\ST020\020R05	[Edit] [Rimuovi]

– andando su *definiz. Regole e Messaggi* si possono inserire le varie regole per le quali il Sistema di Early Warning deve notificare dei messaggi al conduttore e visualizzare quelle già configurate:

- su *Training modello* è possibile effettuare le sessioni di training per i vari dispositivi:

- cliccando su *Lista Warning generati* è possibile visualizzare i messaggi notificati in un certo intervallo di tempo, all'utente a proposito di una macchina o di un gruppo di macchine:

FCA Melfi Plant (Italy)

Lista Warning

MPM EarlyWarning Lista Allarmi

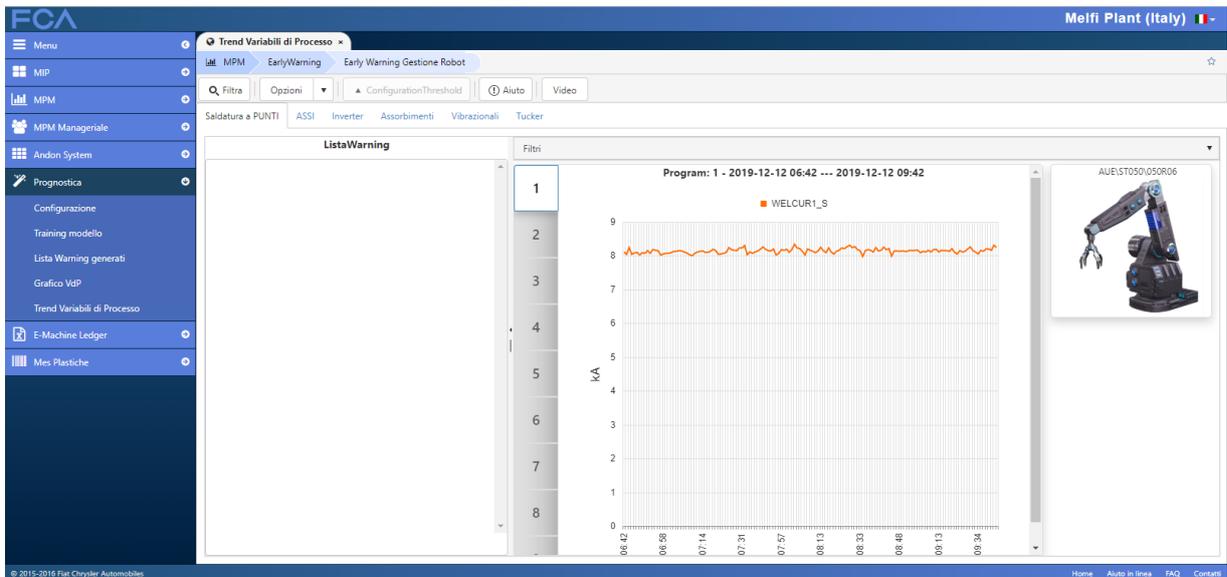
Q Filtri Opzioni Esporta Aiuto Video

Element	Program	Message	TimeStamp
AUE/ST050/050R06	1	modifica_max_w1	14/12/2019 11:48:13
AUE/ST050/050R06	1	modifica_max_w1	14/12/2019 11:47:19
AUE/ST050/050R06	1	modifica_max_w1	14/12/2019 11:46:27
AUE/ST050/050R06	9	Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 8.3333333333333333 \$BeginTime	13/12/2019 22:30:23
AUE/ST050/050R06	1	Current Spot oltre il limite superiore (spot bruciato?): 33.3333333333333333	13/12/2019 22:30:23
AUE/ST050/050R06	3	Current Spot oltre il limite superiore (spot bruciato?): 16.66666666667	13/12/2019 22:30:23
AUE/ST050/050R06	1	Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 8.3333333333333333 \$BeginTime	13/12/2019 22:30:22
AUE/ST050/050R06	6	Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 75.0 \$BeginTime	13/12/2019 22:30:22
AUE/ST050/050R06	7	Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 33.3333333333333333 \$BeginTime	13/12/2019 22:30:22
AUE/ST050/050R06	1	Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 13.3333333333333333 \$BeginTime	13/12/2019 22:27:20
AUE/ST050/050R06	5	Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 100.0 \$BeginTime	13/12/2019 22:27:20
AUE/ST050/050R06	6	Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 85.7142857143 \$BeginTime	13/12/2019 22:27:20
AUE/ST050/050R06		Current Spot oltre il limite inferiore (spot freddo?): numero: 33.3333333333333333	

Showing 2188 items

© 2015-2018 Fiat Chrysler Automobiles Home Aiuto in linea FAQ Contatti

- infine, su *Trend Variabili di Processo* è possibile visualizzare per un certo intervallo di tempo, per uno specifico dispositivo l'andamento di uno o più parametri di processo, dal cui trend è possibile ottenere delle informazioni sullo stato di salute del dispositivo stesso, come si tenterà di fare nel capitolo seguente:



6 Case study

Il sistema di Prognostica implementato da FCA è attualmente in fase di sviluppo, per cui non si è in grado, allo stato attuale, di stimarne l'efficacia e l'affidabilità. Per tale ragione, al fine di comprendere l'importanza e l'utilità che tale approccio manutentivo ha all'interno di un processo complesso come quello di lastratura, il sottoscritto ha deciso di implementare un codice Matlab in grado di stabilire, ricevendo in input gli andamenti nel tempo dei vari parametri di processo, se il dispositivo monitorato si stia avvicinando ad una condizione di guasto.

6.1 Stato dell'arte

Si decide di analizzare il comportamento delle pinze di saldatura a punti della Tabella 2 che, come precedentemente affermato, sono monitorate in via sperimentale nello stabilimento di Melfi.

NUMERO PINZA	LINEA DI PRODUZIONE	STAZIONE	ROBOT
1	AUE	30	05
2	AUE	110	03
3	SCC	70	01

Tabella 4: Pinze di saldatura dello stabilimento di Melfi considerate per il case study

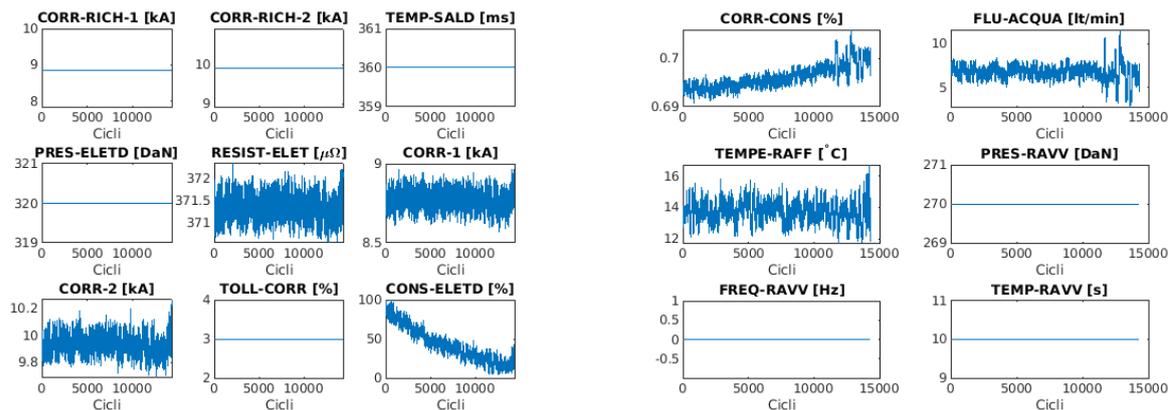
Il sistema di Prognostica, per le pinze di saldatura, rende disponibili le variabili elencate nella sezione 5.4.4, ma per le nostre analisi escludiamo a priori quelle legate all'impulso WQS (un sistema di auto-ottimizzazione della saldatura), alla resistenza e all'allarmistica; per tale ragione saranno considerati unicamente i parametri di processo elencati di seguito (si indicano tra parentesi i codici con cui saranno identificati nei grafici):

- **corrente richiesta al primo impulso [kA]**: si tratta della corrente impostata per innescare il primo impulso tra gli elettrodi (CORR-RICH-1);
- **corrente richiesta al secondo impulso [kA]**: si tratta della corrente impostata per innescare il secondo impulso tra gli elettrodi (CORR-RICH-2);
- **tempo di saldatura [ms]**: si tratta del tempo impostato che intercorre tra il primo e l'ultimo impulso (TEMP-SALD);
- **pressione agli elettrodi [DaN]**: si tratta della forza di pressione che i due elettrodi esercitano sulle lamiere da saldare (PRES-ELETD);
- **resistenza elettrica [$\mu\Omega$]**: si tratta della resistenza elettrica misurata tra i due elettrodi (RESIST-ELET);
- **corrente di primo impulso [kA]**: si tratta della corrente misurata al primo impulso (CORR-1);
- **corrente di secondo impulso [kA]**: si tratta della corrente misurata al secondo impulso (CORR-2);

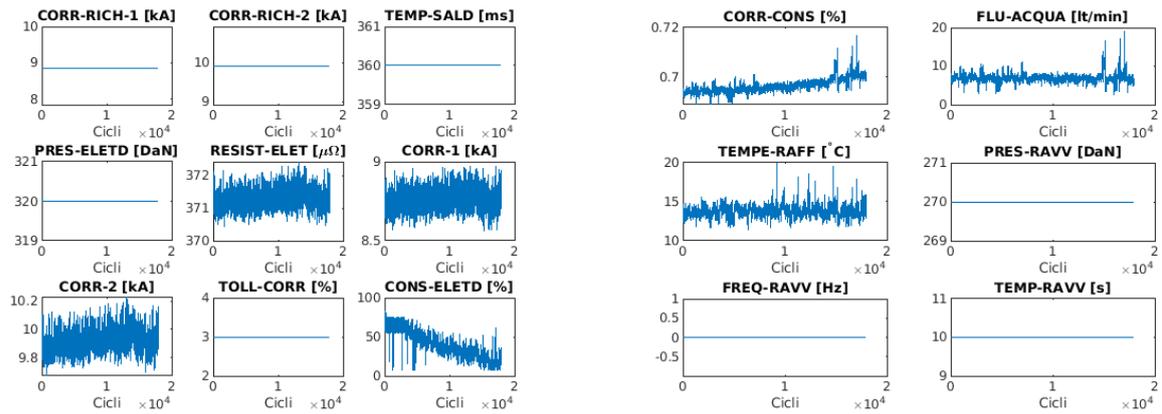
- **tolleranza corrente [%]**: la soglia di tolleranza massima che è impostata per la corrente (TOLL-CORR);
- **consumo degli elettrodi [%]**: questo viene espresso, in termini percentuali, dal rapporto tra la lunghezza istantanea e quella iniziale dell'elettrodo (in tal caso, si considera uno solo dei due, visto che i dati sono uguali) (CONS-ELETD);
- **differenza di corrente rispetto al consumo degli elettrodi [%]**: è definita come il rapporto istantaneo tra la percentuale di corrente rispetto a quella nominale e il consumo precedentemente definito (CORR-CONS);
- **flusso dell'acqua di raffreddamento [lt/min]**: si tratta della portata che passa nella pinza per il raffreddamento degli elettrodi (FLU-ACQUA);
- **temperatura dell'acqua di raffreddamento [°C]**: si tratta della temperatura dell'acqua del flusso di raffreddamento degli elettrodi (TEMPE-ACQUA);
- **pressione di ravvivatura [N]**: si tratta della pressione esercitata dalla fresa del ravvivatore per ravvivare l'elettrodo (PRESS-RAVV);
- **frequenza di ravvivatura [Hz]**: frequenza con cui viene effettuata la ravvivatura (FREQ-RAVV);
- **tempo di ravvivatura [s]**: si tratta del tempo impiegato per effettuare la ravvivatura di un elettrodo (TEMP-RAVV).

Si considerano i parametri delle pinze rilevati dal 3 febbraio 2020 al 28 febbraio 2020, per un totale di 20376 cicli. Durante questo intervallo alle tre pinze vengono cambiati gli elettrodi rispettivamente dopo 14328, 17965 e 9843 cicli: per tale ragione, non si terrà conto dei dati rilevati dopo questi eventi da ciascuna pinza.

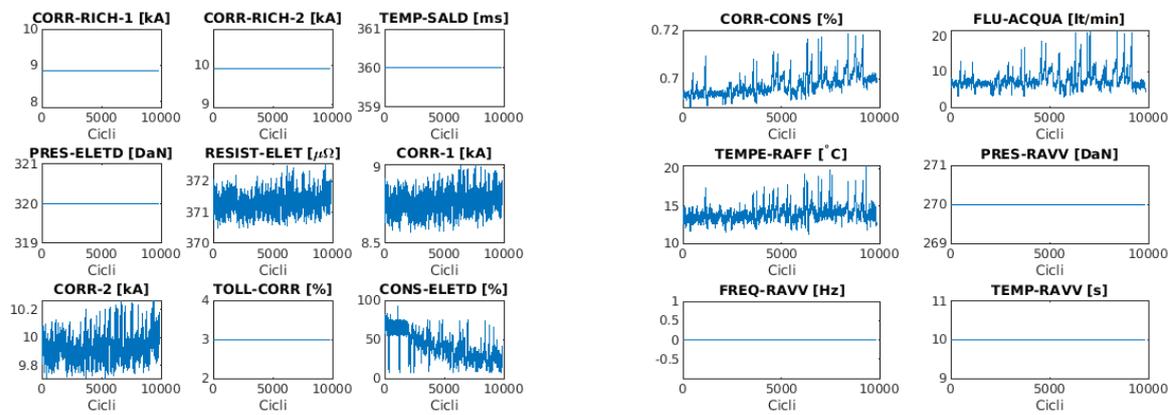
PINZA 1



PINZA 2

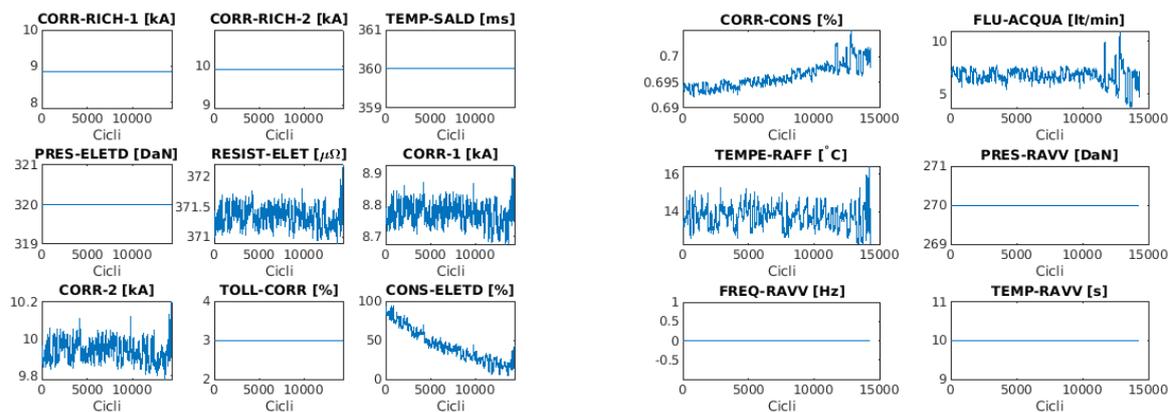


PINZA 3

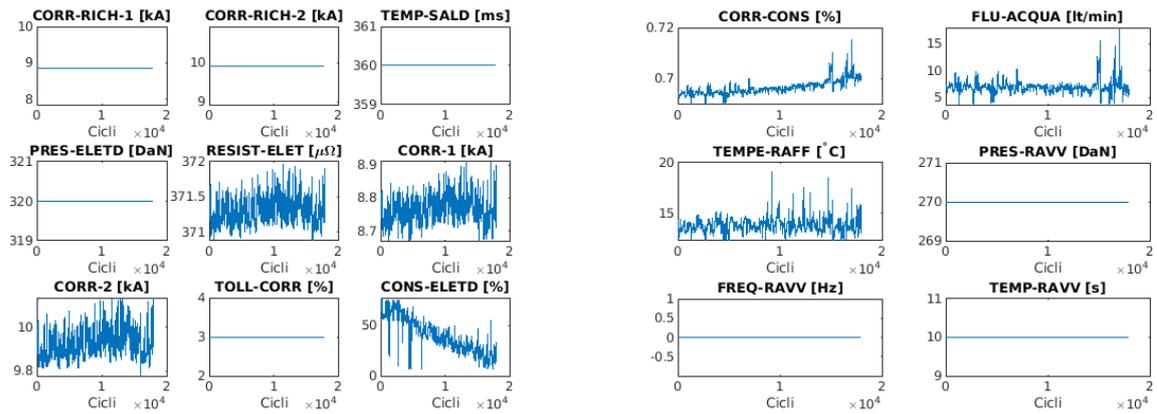


Si nota come tali dati siano affetti da rumore: per poterlo eliminare si effettua un'operazione di filtraggio; tra i vari filtri che è possibile applicare si sceglie di adottare quello della media mobile semplice: tale tipo di filtro crea una nuova curva, partendo da quella già esistente, a cui va a sostituire, per ogni dato, la media aritmetica tra il dato in questione e gli $n - 1$ dati precedenti (nel nostro caso si è considerato $n = 5$). Da questa operazione di filtraggio si ottengono i dati rappresentati di seguito.

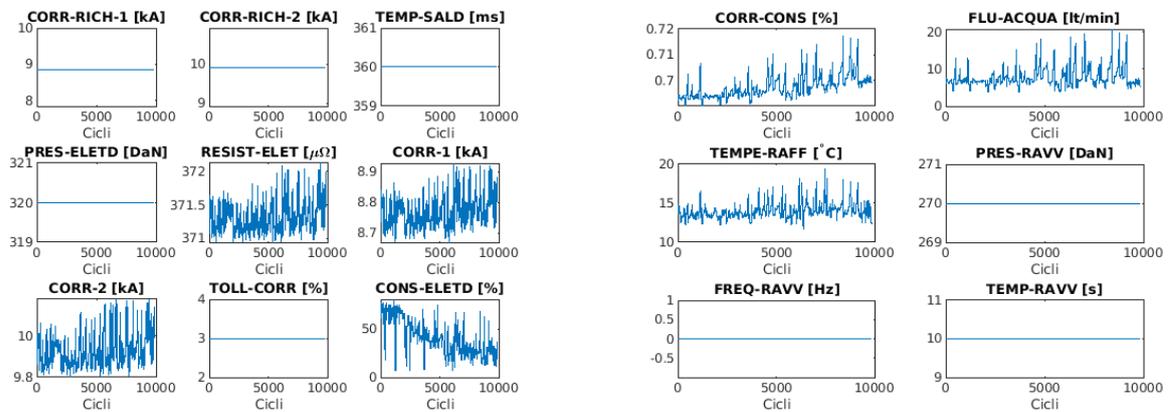
PINZA 1



PINZA 2



PINZA 3



Possiamo osservare che alcuni parametri sono costanti: per tale ragione le escludiamo a priori, poiché non sono utili al fine di un'analisi predittiva dei guasti. Quindi, per le analisi a seguire si terrà conto solamente dei seguenti parametri:

- resistenza elettrica [$\mu\Omega$];
- corrente di primo impulso [kA];
- corrente di secondo impulso [kA];
- consumo degli elettrodi [%];
- differenza di corrente rispetto al consumo degli elettrodi [%];
- flusso dell'acqua di raffreddamento [lt/min];
- temperatura dell'acqua di raffreddamento [$^{\circ}\text{C}$].

Come visto precedentemente, esistono diverse tipologie di algoritmi di machine learning: supervisionato, non supervisionato e per rinforzo (cfr. cap. 3.2); in particolare, per la nostra analisi si adotteranno i primi due approcci i quali analizzano i dati, rispettivamente conoscendo o non conoscendo i possibili output, nel nostro caso la presenza o meno di failure.

6.2 Apprendimento non supervisionato

Per poter implementare un algoritmo di apprendimento non supervisionato, occorre analizzare dei dati privi di failure: per questa ragione si considereranno solamente quelli relativi ai primi 9800 cicli (poiché il primo guasto lo si ha dopo 9843 cicli per la pinza 3).

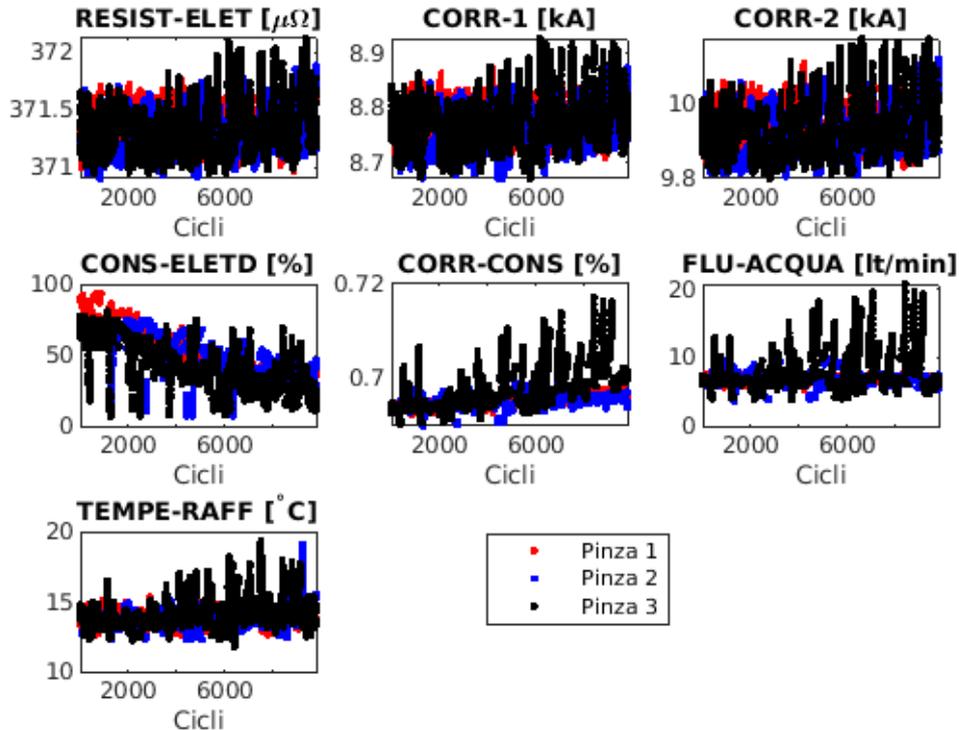


Figura 59: Andamento, per i primi 9800 cicli, dei parametri di processo delle tre pinze di saldatura

Avendo 7 parametri di processo, si cerca di capire se essi siano legati in qualche modo, per poterne sintetizzare le informazioni contenute: per fare ciò, si effettua una riduzione della dimensionalità dei dati decidendo di applicare una PCA, ossia un'analisi alle componenti principali, una trasformazione lineare delle variabili che proietta le stesse in un nuovo sistema cartesiano in cui la nuova variabile con la maggiore varianza viene proiettata sul primo asse, la seconda per dimensione della varianza sul secondo asse e così via, sugli altri assi, al decrescere della varianza[40][41]. Questa viene svolta calcolando gli autovalori e gli autovettori della matrice di covarianza tra i dati (la covarianza è un parametro che misura la varianza tra due variabili): gli autovettori con autovalore più basso recano il minor numero di informazioni e sono quelli che non saranno considerati, viceversa quelli con autovalore più alto, contenendo il maggior numero di informazioni, saranno proprio quelli di nostro interesse.

Tale tipo di analisi, quindi, consente di ridurre la dimensionalità dell'insieme di dati, sostituendo le m variabili originarie con n nuove variabili (con $n \leq m$) tra loro non correlate, quindi ortogonali, e linearmente legate alle variabili di partenza: in questo modo, riducendo la complessità del problema, lo si risolve attraverso le sue componenti principali. Prima di procedere all'analisi alle componenti principali, è necessario standardizzare i dati; infatti, poiché la PCA, come altre tecniche di machine learning, è basata sulla distanza tra punti,

non comprende il concetto di unità di scala, molto importante per evitare di avere analisi falsate, avendo a che fare con grandezze fisiche differenti. Pertanto, i vari dati X sono standardizzati nel seguente modo:

$$X_{st} = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (31)$$

con μ e σ rispettivamente la media e la deviazione standard dei dati; in tal modo, si riconduce il problema all'analisi di dati aventi media nulla e varianza unitaria.

Applicando la PCA si ottiene il grafico in Figura 60, in cui si vede come le varie componenti contribuiscano alla varianza; in particolare, il grafico in blu riporta la percentuale di varianza cumulativa e si osserva come le prime due componenti principali siano responsabili di circa il 90% della varianza dei dati.

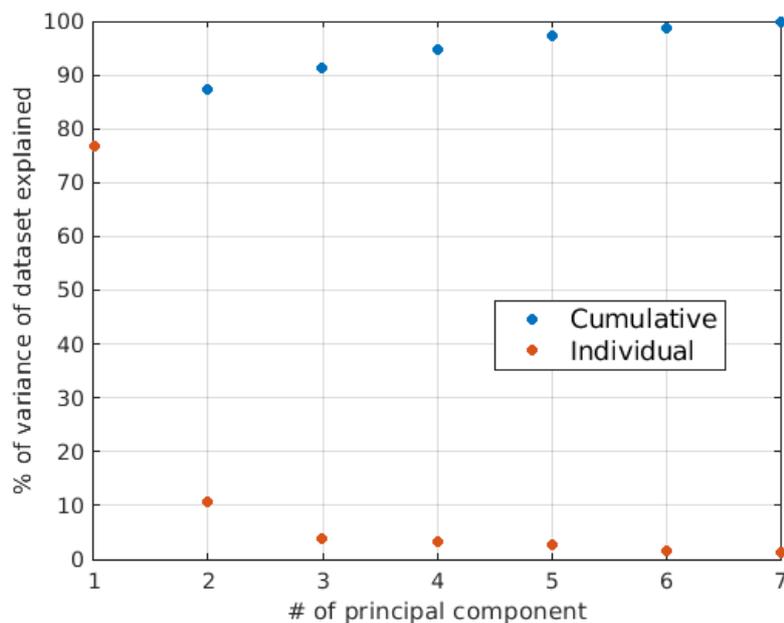


Figura 60: Percentuale di varianza dei dati espletata da ogni componente principale, individuale (rosso) e cumulativa (blu)

Pertanto, esplicando le prime due componenti principali la maggior porzione di varianza, si considereranno solo queste per la nostra analisi predittiva.

In Figura 61 si rappresentano su un piano cartesiano, con un grafico a dispersione, le prime due componenti principali assunte dalle tre pinze per i primi 9800 cicli.

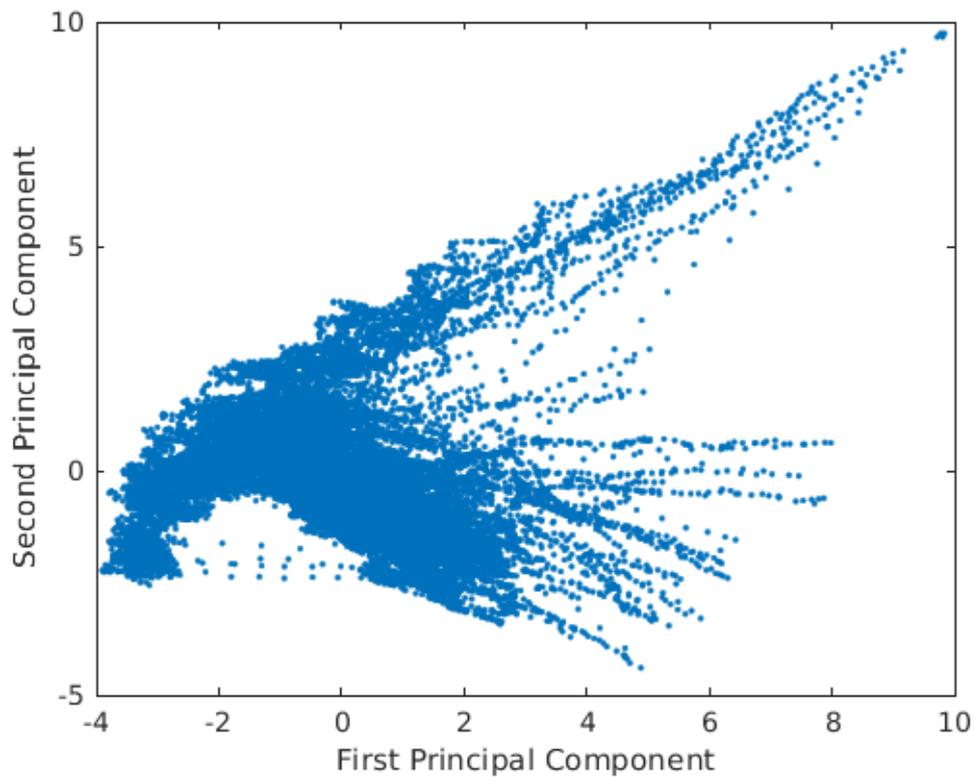


Figura 61: Grafico a dispersione delle prime due componenti principali

Andando a visualizzare la distribuzione della terza e della quarta componente principale, si osserva come queste contengano un segnale distribuito in modo normale, per cui non aggiungono alcuna informazione al problema; analogamente vale per le successive componenti.

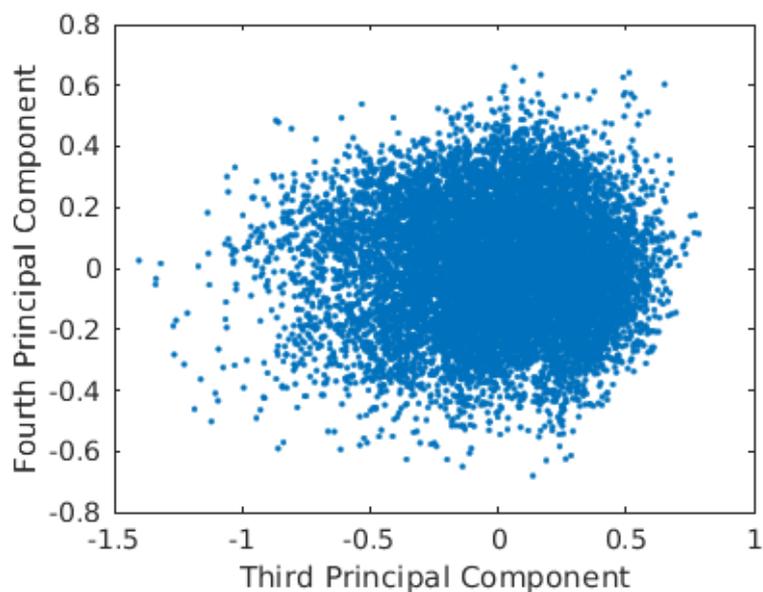


Figura 62: Grafico a dispersione della terza e della quarta componente principale

Inoltre, è possibile rappresentare, per tutte e tre le pinze, come evolvano le condizioni di utilizzo in termini delle prime due componenti principali.

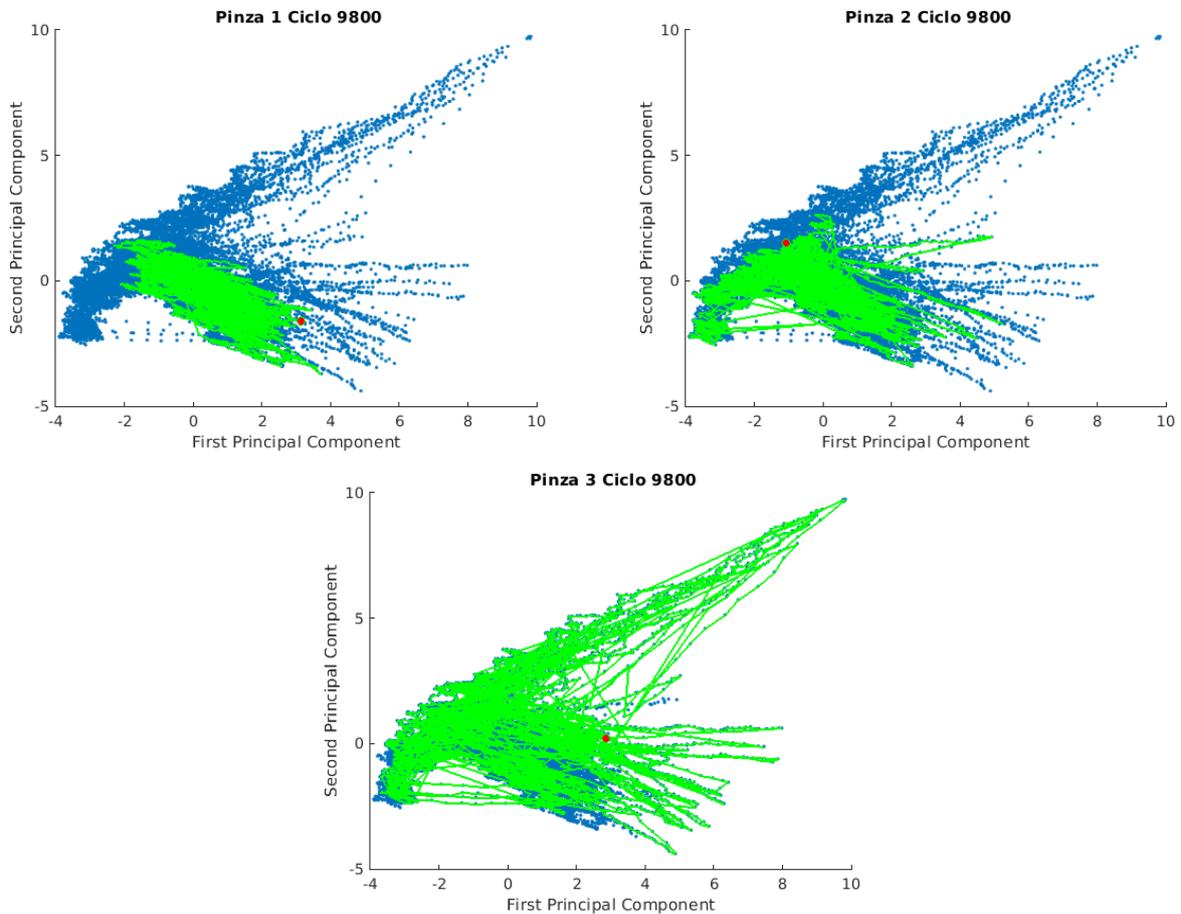


Figura 63: Evoluzione delle condizioni di funzionamento delle tre pinze, rispetto alle prime due componenti principali

È evidente come le prime due pinze evolvano le loro condizioni di funzionamento all'interno di un'area limitata della nuvola di punti ottenuta, mentre la terza ha un comportamento anomalo rispetto alle prime due, poiché va ad interessare un'area maggiore: tali risultati non ci stupiscono, poiché è normale che la terza pinza abbia un comportamento che si scosti da quello suo normale, dato che dopo pochi altri cicli andrà a subire una failure.

Pertanto, è possibile definire un'area centrale a cui corrispondono le condizioni di lavoro normali del dispositivo, *Normal*, un'area di *Alarm*, esterna, in cui esso è lontano dalle condizioni di normalità, per cui si necessita un'attività di manutenzione, e, tra le due, un'area di *Warning* in cui il sistema avvisa l'utente che il dispositivo monitorato sta iniziando a dare segnali anomali.

Osservando la distribuzione di punti, si definiscono gli intervalli delle prime due componenti principali che delimitano l'area di normalità e quella di Warning (l'area di Alarm è quella esterna alle prime due), i quali sono riportati in Tabella 5.

In Figura 64 si riporta la rappresentazione cartesiana delle prime due componenti principali, a cui si sovrappongono le aree appena delimitate.

AREA	INTERVALLO PRIMA COMP.	INTERVALLO SECONDA COMP.
Normal	[-4;4]	[-2;2]
Warning	[-5;7]	[-3.5;4]

Tabella 5: Intervalli delle prime due componenti principali per le aree di normalità e di warning

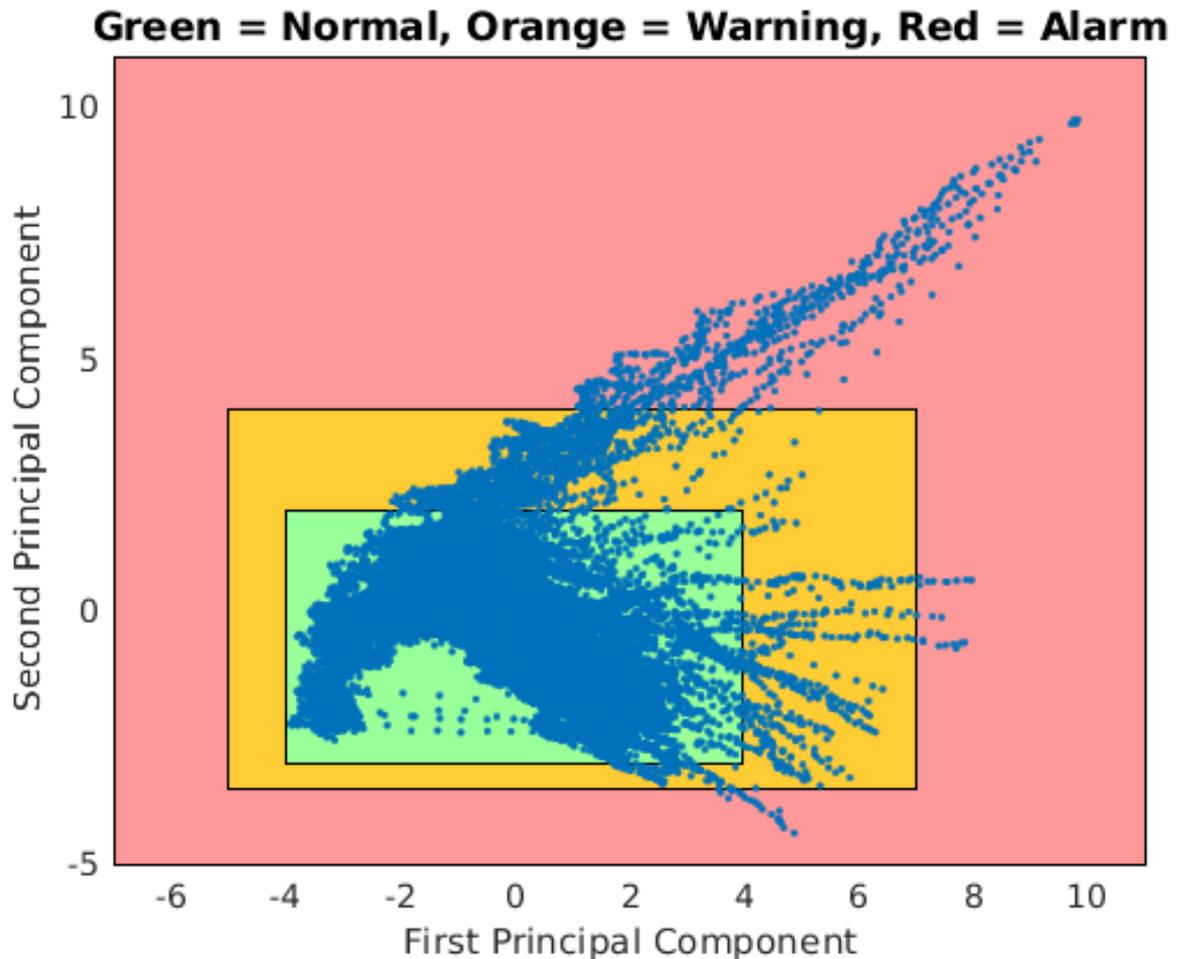


Figura 64: Aree di normalità, di warning e di allarme per le prime due componenti principali

Considerando delle aree così delimitate, risulta che il 90% delle misure rientra nella zona *Normal*, mentre il 97,8% rientra sia nella zona *Normal* che in quella *Warning*. In tal modo quindi, se il sistema rileva che un dispositivo si discosta dalla condizione di funzionamento normale, l'utente viene avvisato, affinché esso possa tempestivamente intervenire effettuando una manutenzione.

Per le analisi appena svolte sono stati considerati solo i primi 9800 cicli di lavoro, poiché si sono volute considerare delle condizioni prive di failure: andando a caricare le serie storiche complete, si osserva come tutte e tre le pinze, prima di subire il guasto assumano delle condizioni di funzionamento all'interno dell'area di warning, prima, e dell'area di allarme, dopo.

6.3 Apprendimento supervisionato

Un approccio di tipo supervisionato, come già più volte affermato, presume la conoscenza degli output, a partire da alcuni valori in input: per poter procedere in questa direzione, quindi, si analizzeranno le intere serie storiche, fino al momento in cui le tre pinze subiscono una failure.

Gli output che si richiedono al sistema sono degli avvisi che notificano all'utente lo stato di salute del dispositivo: questo viene espresso tramite degli *intervalli di urgenza*, ossia degli intervalli di tempo in cui rientra il dispositivo prima del guasto predetto, a cui sono associati diversi livelli di urgenza di manutenzione; gli intervalli individuati, sono riportati in Tabella 6.

URGENT	[0;3000[ROSSO
CRITICAL	[3000;6000[ARANCIONE
SHORT	[6000;10000[GIALLO
MEDIUM	[10000;13000[VERDE
LONG	[13000;+∞[BLU

Tabella 6: Intervalli di urgenza

Pertanto, si riportano le grandezze viste prima, non più esprimendole rispetto al numero di cicli effettuati dall'inizio della serie, ma rispetto al numero di cicli precedenti la failure (Time To Failure). Si osservi come i dati appartenenti ai vari intervalli d'urgenza siano identificati con i colori riportati nella tabella precedente.

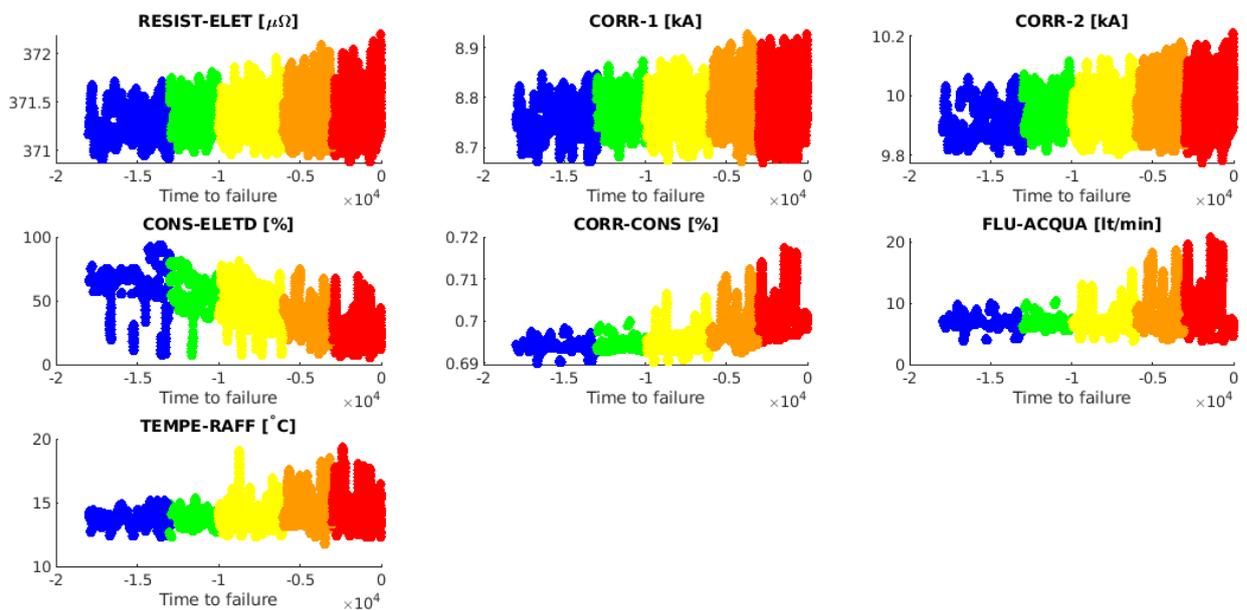


Figura 65: Andamento dei parametri di processo delle tre pinze, espressi in termini di Time to failure, in cui sono evidenziati gli intervalli d'urgenza

Per le stesse ragioni di cui si è discusso prima, le grandezze costanti non saranno considerate per le analisi a seguire.

6.3.1 Algoritmi implementati

Si sceglie di analizzare questi dati non più con degli algoritmi di analisi delle componenti principali, ma con degli algoritmi di machine learning vero e proprio: per fare questo si è scelto di usare il Classification Learner, un'app disponibile in Matlab, la quale consente di creare dei modelli utili per classificare i dati, a partire da alcuni algoritmi di default.

Gli algoritmi con cui si è scelto di analizzare i dati sono tre: il Decision Tree, la Linear Discriminant Analysis e il K-nearest neighbor.

Decision Tree

I decision trees, o alberi di decisione, costituiscono il modo più semplice di classificare degli elementi in un numero finito di classi; tali classi sono costruite suddividendo ripetutamente i dati in sottoinsiemi omogenei rispetto alla variabile di risposta. Tale suddivisione produce una gerarchia ad albero che, partendo dalla radice, attraverso i vari sottoinsiemi intermedi chiamati *nodi*, conduce a quelli finali, chiamati *foglie*[41][42]. Ad ogni nodo interno è associata una particolare domanda su una caratteristica che il dato può assumere e da esso partono tanti archi quanti sono i valori possibili, fino a raggiungere le foglie che indicano la categoria associata alla decisione.

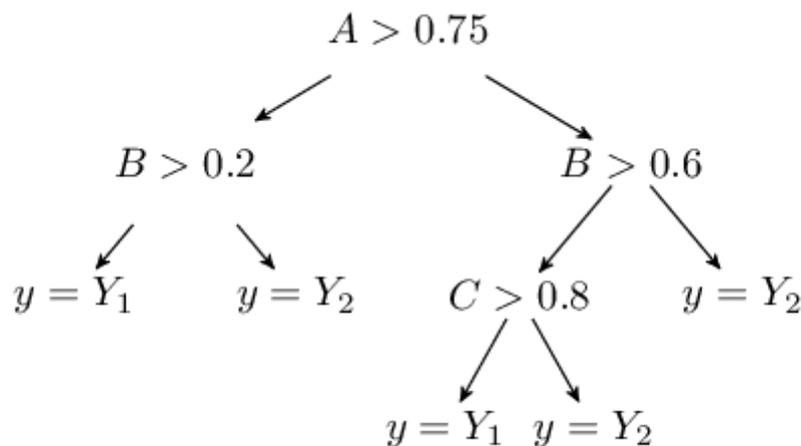


Figura 66: Esempio di albero di decisione[41]

Nel suddetto caso, poiché si posizionano le osservazioni in m categorie o classi, si parla di alberi di classificazione. Questi hanno i vantaggi di poter essere memorizzati in modo compatto, di classificare efficientemente nuove osservazioni e di essere applicabili alla risoluzione di diversi tipi di problemi; un possibile svantaggio è dovuto al fatto che non è facile trovare un albero di dimensione ottimale; infatti, nella toolbox di Matlab è possibile scegliere tra Coarse Tree, Medium Tree e Fine Tree: per le analisi interessate si implementerà quest'ultimo algoritmo, poiché consente la presenza di un numero di foglie fino a 100 (nel nostro caso il numero di foglie è pari a 5, ossia il numero di intervalli d'urgenza, precedentemente definiti).

Linear Discriminant Analysis

L'analisi discriminante lineare è un metodo che consente di trovare una combinazione lineare di caratteristiche dei dati che contraddistinguono due o più classi: tale algoritmo si basa sull'ipotesi che le variabili indipendenti siano normali per ogni classe e che, sempre per ogni classe, abbiano la stessa matrice delle covarianze.

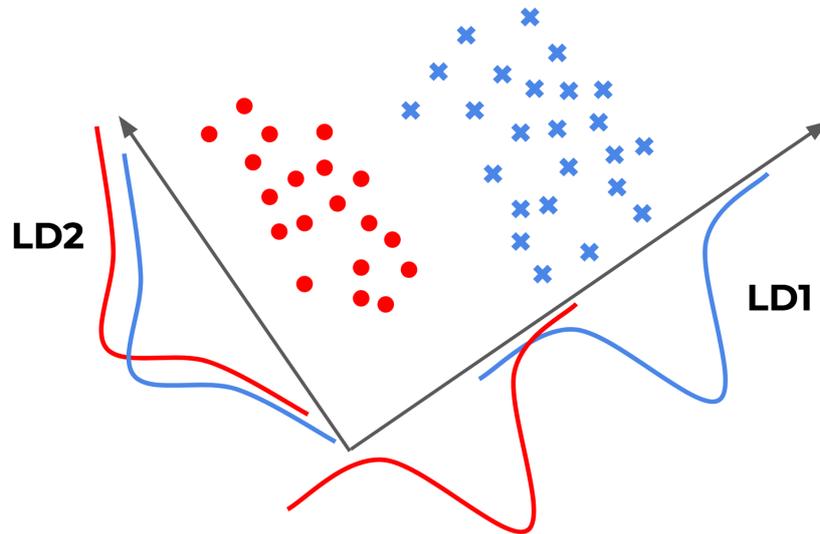


Figura 67: Esempio di due diverse proiezioni dei dati per una classificazione tramite analisi discriminante lineare[44]

Come la PCA, anche l'analisi discriminante lineare ha lo scopo di ridurre il set di dati ad alta dimensione su uno spazio avente dimensione inferiore[43], massimizzando l'informazione rappresentata dalla varianza. La Linear Discriminant Analysis oltre a ridurre le dimensioni, però, cerca anche di massimizzare l'informazione discriminativa tra le classi, consentendo una maggior facilità nel riconoscere quelle a cui appartengono i vari dati[41]. Tale metodo ha il vantaggio di essere semplice a livello computazionale, e di essere facilmente generalizzabile.

K-nearest neighbors

Il K-nearest neighbors è un algoritmo di apprendimento supervisionato basato sulla vicinanza reciproca dei dati per poterli classificare. Quindi il suo funzionamento si basa sulla somiglianza delle caratteristiche: più il campione in esame è vicino a un data point, più l'algoritmo li considererà simili.

La distanza che viene calcolata dipende dal tipo di problema, ma in generale si tratta di una distanza euclidea: tanto minore sarà questa, tanto maggiore sarà la somiglianza tra dato e gruppo in cui classificarlo[45]. Oltre alla distanza, l'algoritmo prevede di fissare un parametro K, da cui il nome, che identifica il numero di data point più vicini da considerare: pertanto l'algoritmo valuta le K minime distanze e la classe più frequente nei K esempi vicini determina la classificazione del nuovo dato. La scelta del parametro K è fondamentale, poiché se esso è troppo piccolo, il dato viene assegnato in base ai pochi elementi più vicini, risultando sensibile al rumore, mentre se è troppo grande la complessità computazionale dell'algoritmo aumenta[46].

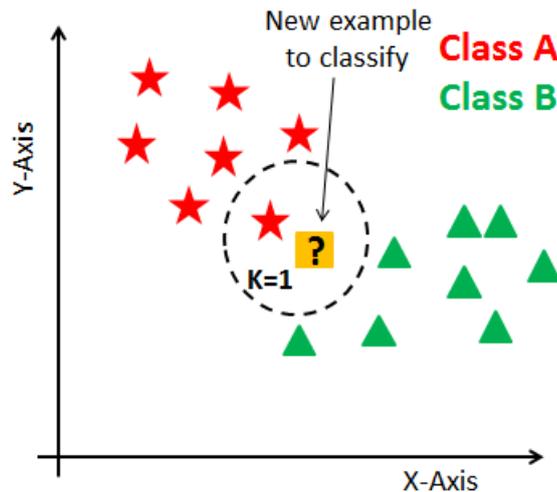


Figura 68: Esempio di classificazione tramite algoritmo K-nearest neighbors[47]

Analogamente a quanto visto per i decisional tree, anche per il K-nearest neighbors il Classification Learner consente di implementare algoritmi aventi differenti livelli di raffinatezza: Fine KNN, Medium KNN e Coarse KNN, i quali lavorano con un valore del parametro K rispettivamente pari a 1, 10 e 100; inoltre, ve ne sono altri che lavorano non calcolando la distanza euclidea, ma altri tipi di distanze. Per il suddetto caso, si farà uso dell'algoritmo più raffinato, basato sulla distanza euclidea: il Fine KNN.

6.3.2 Classification Learner

Tale classificatore, ricevendo i dati in input, richiede innanzitutto all'utente di scegliere quali dovrebbero essere i parametri *predictors*, cioè predittori, e quale dovrebbe essere quello *response*, ossia la risposta che si vuole prevedere; come si può osservare in Figura 69, si scelgono come predittori le grandezze viste prima e come parametro di risposta quello contenente gli intervalli d'urgenza ad ogni ciclo (TTF). Inoltre, si sceglie se validare o meno il modello che si andrà a creare: si decide di effettuare una holdout validation, la quale divide l'insieme di dati in una parte (nel nostro caso il 75%) per il training del modello, mentre la restante è impiegata per la sua validazione.

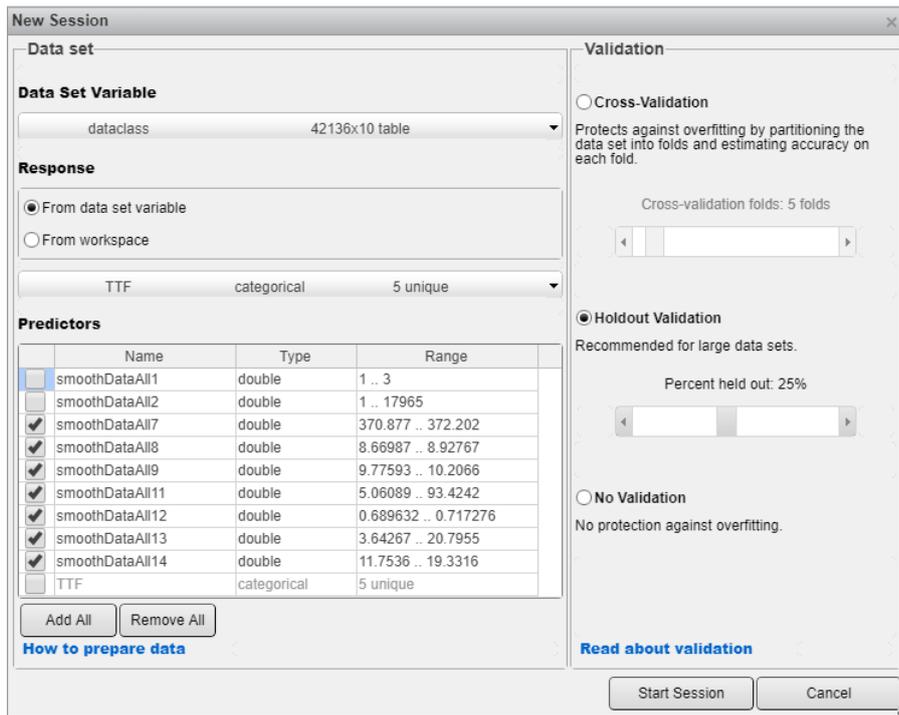


Figura 69: Interfaccia utente all'avvio del Classification Learner

Una volta importati i dati, all'utente si presenta l'interfaccia grafica in Figura 70, detta Scatter Plot, ossia un grafico a dispersione in cui è possibile rappresentare come punti su un piano cartesiano due parametri monitorati, uno in funzione dell'altro: nel nostro caso, per semplicità, saranno riportate le nuvole di punti, corrispondenti alla corrente misurata di secondo impulso, in funzione di quella di primo impulso.

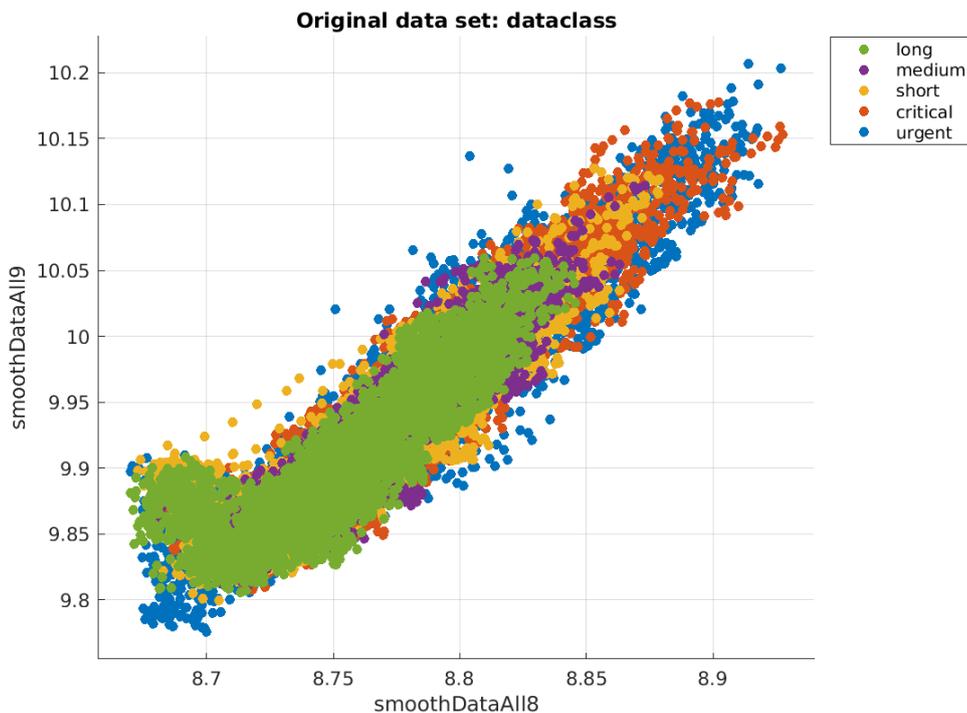


Figura 70: Scatter plot della corrente misurata di secondo impulso rispetto alla corrente misurata di primo impulso

Un utile strumento che ci consente di esprimere qualche giudizio a proposito dell'analisi svolta è la matrice di confusione. Tale rappresentazione grafica è utile per capire quante previsioni effettuate per ogni categoria siano corrette o meno: infatti, le colonne rappresentano le previsioni svolte per ogni categoria, mentre le righe i loro stati effettivi[48]. Pertanto, l'elemento sulla riga i e sulla colonna j è il numero di casi in cui il classificatore ha classificato la classe *vera* i come classe j . Attraverso questa matrice è possibile comprendere se vi è *confusione* nella classificazione, in modo da determinare quanto tale modello sia accurato o meno.

Una volta classificati i dati, questi possono risultare positivi o negativi, veri o falsi; pertanto, un dato è:

- True Positive (o Vero Positivo) se esso viene classificato correttamente come appartenente ad una categoria;
- False Positive (o Falso Positivo) se esso viene classificato come appartenente ad una categoria, ma in realtà non vi appartiene;
- True Negative (o Vero Negativo) se esso viene classificato correttamente come non appartenente ad una categoria;
- False Negative (o Falso Negativo) se esso viene classificato come non appartenente ad una categoria, ma in realtà vi appartiene.

A tal proposito si definiscono alcuni parametri che saranno utili nella valutazione delle prestazioni degli algoritmi:

- l'accuratezza è definita come il rapporto tra il numero di dati correttamente classificati e quello complessivo; per tale ragione è indice della capacità del modello di riuscire a classificare correttamente i dati: nel caso migliore vale 1, mentre nel peggiore 0;

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TN + FP + TP + FN} \quad (32)$$

- il True Positive Rate indica, per ogni categoria, la capacità del modello di individuare le istanze positive: infatti, è definito come il rapporto tra i veri positivi e la somma di veri positivi e falsi negativi, ossia di tutte le istanze effettive per quella categoria;

$$\text{True Positive Rate (TPR)} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (33)$$

- il False Positive Rate è definito, per ogni categoria, come il rapporto tra falsi positivi e il numero totale di negativi, per cui è indice della probabilità del metodo di fornire dei falsi allarmi;

$$\text{False Positive Rate (FPR)} = \frac{FP}{TN + FP} \quad (34)$$

- il Positive Predicted Value è definito, per ogni categoria, come il rapporto tra i veri positivi e il numero totale di positivi, veri e falsi, per quella categoria: pertanto, indica la percentuale di previsioni che si sono rivelate vere per ogni categoria e quindi la capacità del modello di prevedere il maggior numero di istanze positive;

$$\text{Positive Predicted Value (PPV)} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (35)$$

- il False Discovery Rate, ossia il tasso di false scoperte è definito, per ogni categoria, come il rapporto tra i falsi positivi e il numero totale di positivi, veri e falsi, per quella categoria: pertanto è indice della capacità del sistema di commettere dei falsi positivi, per ogni categoria.

$$\text{False Discovery Rate (FDR)} = \frac{FP}{TP + FP} \quad (36)$$

Per poter comprendere le prestazioni del modello per ogni categoria è utile vedere l'ultimo strumento che il Classification Learner mette a disposizione: la Curva Receiver Operating Characteristic (ROC). Questa è una tecnica statistica, costruita considerando tutti i possibili valori di True Positive Rate e False Positive Rate che, per ogni categoria, il modello può assumere.

I punti che giacciono sulla bisettrice del quadrante corrispondono alla condizione di test inutile, in cui esso non riesce a distinguere i componenti della classe in questione: per tale ragione essa è anche chiamata *diagonale di indifferenza*. E' logico intuire, quindi, che il punto più in alto a sinistra della curva ROC corrisponde alla miglior condizione, poiché si ha una massimizzazione delle classificazioni corrette e una minimizzazione degli errori: questo viene individuato dal punto della curva in cui essa risulta tangente ad una retta inclinata di 45°. Infatti, la condizione di test perfetto corrisponde ad una curva che sale perfettamente verticale sull'asse delle ordinate, quindi piega ad angolo retto in orizzontale, parallela all'asse delle ascisse.

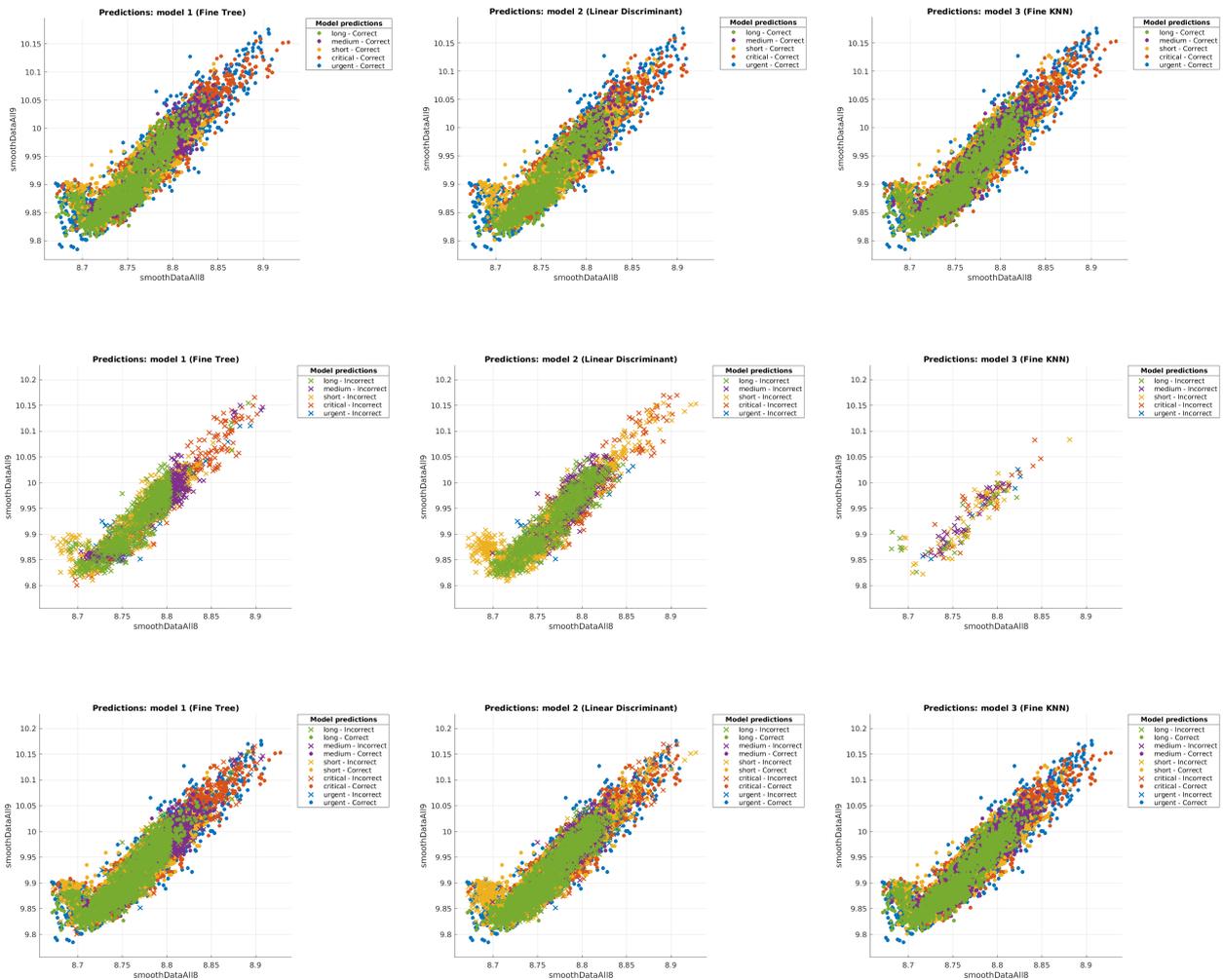
Un altro indice utile è l'area sottesa dalla curva ROC (Area Under Curve), la quale nel caso di test inutile vale 0.5, mentre in quello di test perfetto 1; i vari casi intermedi indicano quanto il classificatore sia accurato[49]

- $AUC = 0.5$ il test non è informativo;
- $0.5 < AUC \leq 0.7$ il test è poco accurato;
- $0.7 < AUC \leq 0.9$ il test è moderatamente accurato;
- $0.9 < AUC < 1$ il test è altamente accurato;
- $AUC = 1$ il test è perfetto.

6.3.3 Risultati

Implementando gli algoritmi visti, si ottengono diversi risultati. Di seguito si riportano i vari Scatter Plot, tre per ogni metodo applicato:

- il primo, contenente la nuvola di punti correttamente validati dal modello implementato;
- il secondo, contenente la nuvola di punti erroneamente validati dal modello implementato;
- il terzo, ottenuto dalla sovrapposizione dei primi due.



Si mostrano di seguito le matrici di confusione ottenute; in particolare, si riportano:

- la matrice di confusione con i valori assoluti;
- la matrice di confusione con i valori espressi in percentuali, per riga, con i relativi True Positive Rates e False Negative Rates;
- la matrice di confusione con i valori espressi in percentuali, per colonna, con i relativi Positive Predictive Values e False Discovery Rates.

Model 1 (Fine Tree)

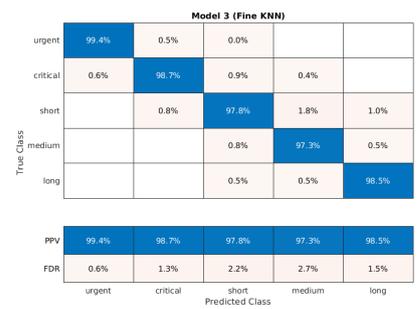
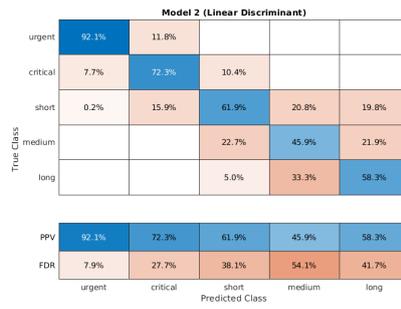
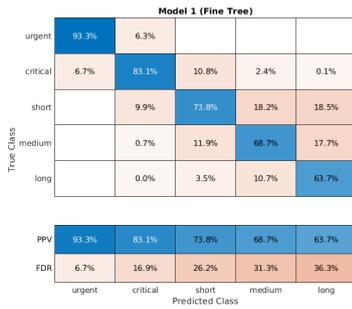
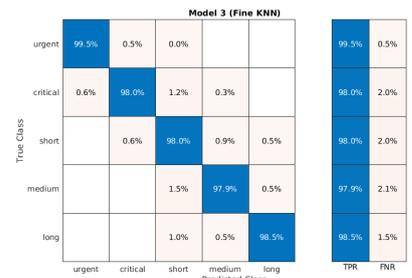
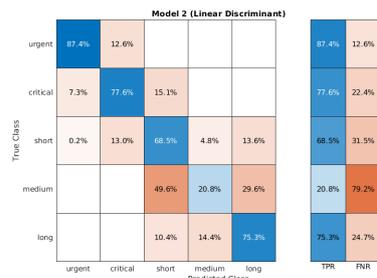
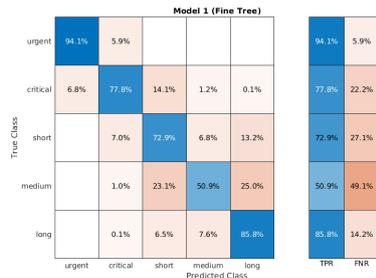
	urgent	critical	short	medium	long
urgent	2117	132			
critical	153	1751	317	27	3
short		208	2159	202	392
medium		15	347	763	375
long		1	103	119	1350
	urgent	critical	short	medium	long

Model 2 (Linear Discriminant)

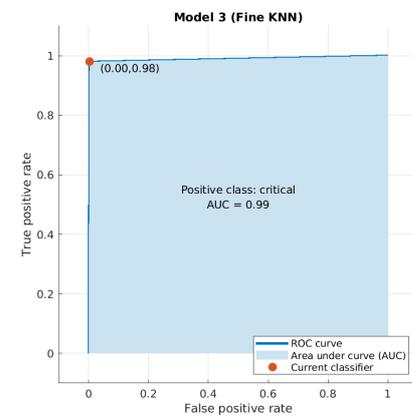
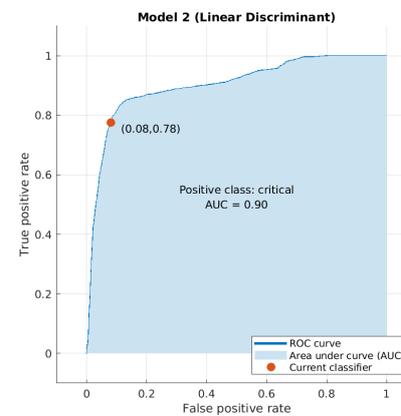
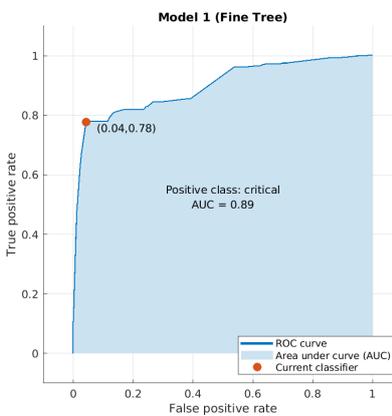
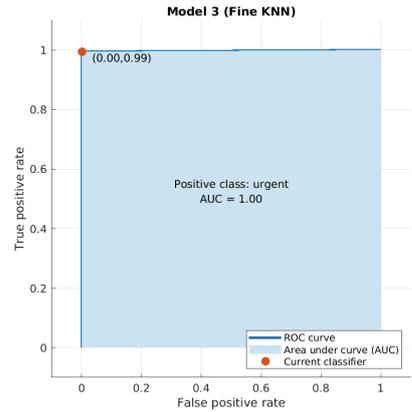
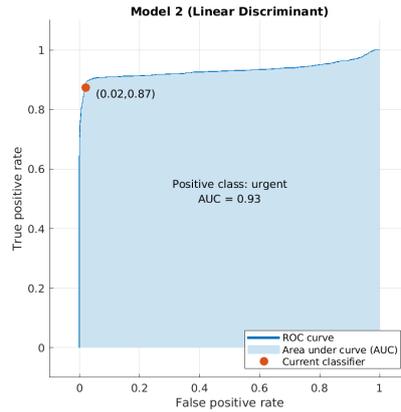
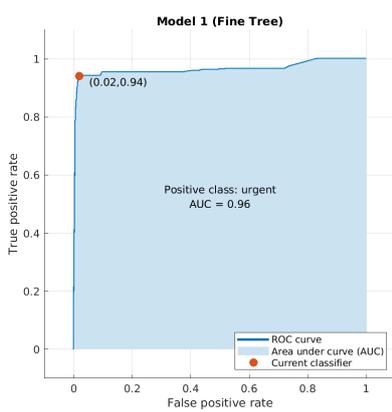
	urgent	critical	short	medium	long
urgent	1965	284			
critical	164	1746	341		
short	5	384	2029	141	402
medium			744	312	444
long			163	226	1184
	urgent	critical	short	medium	long

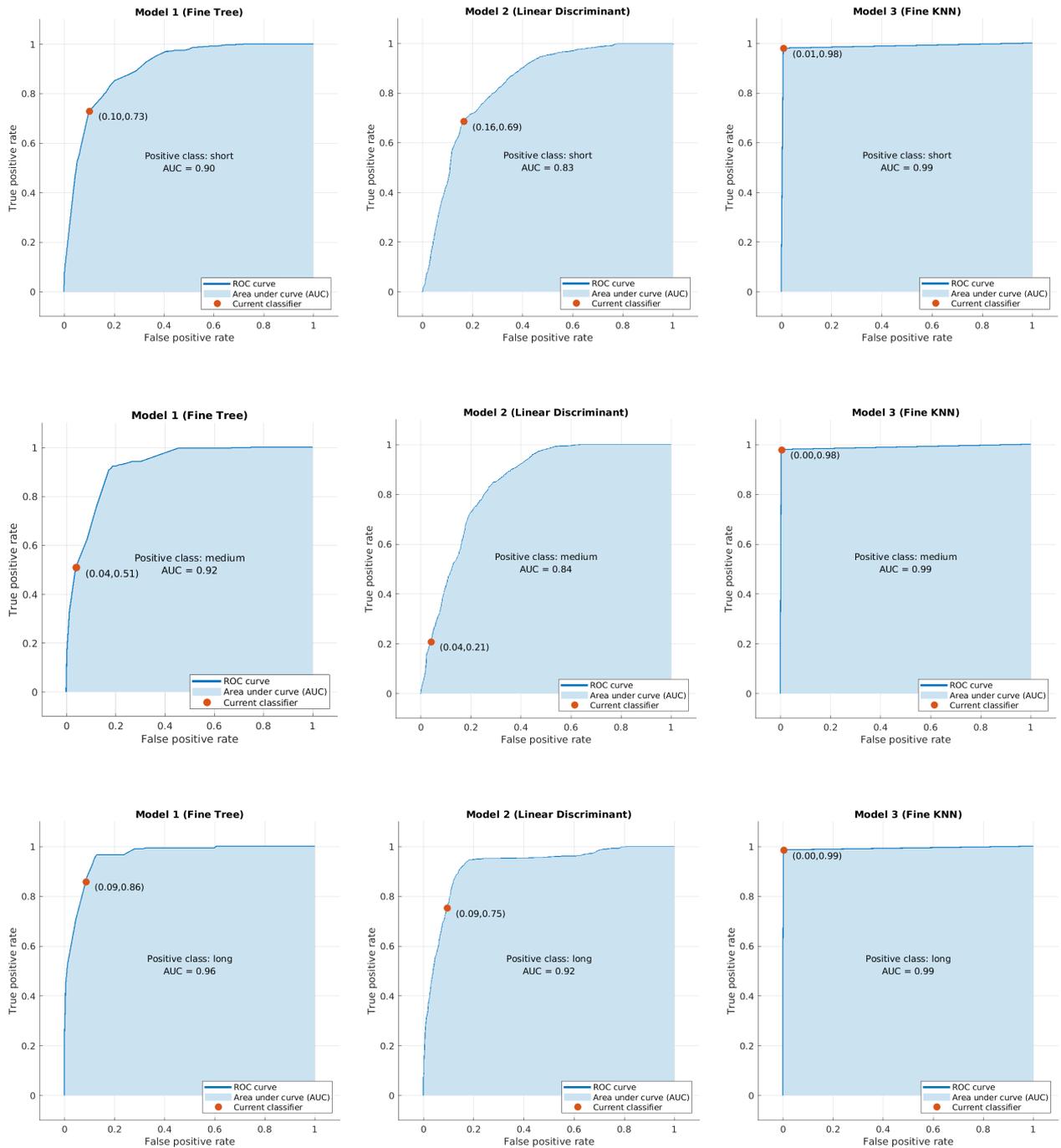
Model 3 (Fine KNN)

	urgent	critical	short	medium	long
urgent	2237	11	1		
critical	13	2205	27	6	
short		18	2991	27	15
medium			23	1469	8
long			15	8	1550
	urgent	critical	short	medium	long



Si riportano di seguito le curve ROC che si ottengono con i 3 modelli, per ogni categoria.





Una prima stima delle prestazioni dei tre modelli ci viene fornita dall'accuratezza, la quale viene restituita automaticamente dal Classification Learner, una volta implementato l'algoritmo.

FINE DECISION TREE	77.3%
LINEAR DISCRIMINANT	68.7%
FINE K-NEAREST NEIGHBORS	98.4%

Tabella 7: Accuratezza dei tre algoritmi implementati

Che il Fine KNN fosse l'algoritmo più accurato, lo si evinceva già subito dall'analisi degli

Scatter Plot: in particolare, da quelli relativi ai dati erroneamente validati, si osserva come la nuvola dei punti ottenuta dal Fine KNN sia molto meno fitta rispetto a quelle ottenute con gli altri due algoritmi. Dall'analisi delle matrici di confusione e delle curve ROC abbiamo conferma di questo: infatti l'Area Under the Curve per il terzo algoritmo è praticamente unitaria, per tutte le categorie; inoltre, si osservi come la classificazione appena fatta dal modello, ricada nel punto di ottimo, in alto a sinistra, per tutte le classi.

Il Fine Tree risulta diversamente prestante a seconda della categoria considerata: è altamente accurato per le classi *urgent*, *long* ($AUC = 0.96$) e *medium* ($AUC = 0.92$), mentre risulta moderatamente accurato per le altre due. Inoltre, nonostante le categorie *urgent* e *long* presentino lo stesso valore di Area Under the Curve, per la presente analisi si trovano in due condizioni differenti, poiché nel primo caso si è raggiunta la condizione di ottimo, mentre nel secondo no, sebbene si sia arrivati abbastanza vicini. Per la categoria *medium* l'analisi appena svolta risulta lontana dalla condizione di ottimo, visto che si raggiunge un TPR pari a 0.51, mentre le categorie *critical* e *short*, nonostante risultino leggermente meno accurate delle altre, arrivano quasi alla condizione di ottimo. Dalle matrici di confusione, infatti, si evince come sia proprio la categoria *medium* ad essere la più critica da individuare, con una percentuale del 49.1% di falsi negativi dei dati appartenenti a questa categoria, mentre quella *long*, presenta un tasso di false scoperte maggiore, pari a 36.3%.

L'analisi discriminante lineare si rivela essere la peggiore di tutte: come per il Fine Tree, le categorie migliori sono quella *urgent* e quella *long*, sebbene con un valore inferiore di AUC rispetto al caso precedente, rispettivamente pari a 0.93 e 0.92; le peggiori risultano la *short* e la *medium*, con dei valori di AUC rispettivamente pari a 0.83 e 0.84. Inoltre, la presente analisi risulta vicina alle condizioni ottimali per le prime 3 categorie, mentre per le ultime due se ne discosta, anche molto, come accade nel caso *medium*, in cui si raggiunge un valore di TPR pari a 0.21, il peggiore che si sia registrato in tutte le analisi. Infatti, la matrice di confusione mostra che, per la presente categoria, si hanno 312 veri positivi e 1188 falsi negativi: pertanto, il modello riesce a classificare correttamente solo il 20.8% dei dati appartenenti a tale categoria, raggiungendo un risultato decisamente pessimo.

Avendo constatato che il modello creato con l'algoritmo Fine KNN è effettivamente quello che meglio consente di classificare i dati, tramite il Classification Learner lo si esporta, in modo tale da poterlo usare in futuro per svolgere una manutenzione predittiva su dispositivi simili.

Il codice Matlab esportato lo si allega in Appendice, unitamente a quello utilizzato per svolgere le analisi precedenti.

7 Conclusioni

Le due modalità di machine learning implementate, supervisionato e non, sono entrambe valide per il monitoraggio di dispositivi di produzione industriale, per poter svolgere una manutenzione predittiva.

Come visto, un metodo di tipo non supervisionato riesce ad individuare se il sistema si stia comportando in modo anomalo, rispetto al suo normale funzionamento; una tecnica di apprendimento supervisionato, invece, risulta essere certamente più precisa, poiché consente di determinare a quale intervallo d'urgenza appartenga il campione misurato in tempo reale: in questo modo, quindi, si riesce a predire, con un certo intervallo di anticipo, l'insorgere di eventuali failure.

I metodi implementati costituiscono solo alcune delle tante soluzioni con cui è possibile fare delle analisi di machine learning: tali algoritmi, inoltre, potrebbero essere benissimo integrati con le configurazioni di manutenzione predittiva viste precedentemente, come l'IO-Link, quelle outsourced e quella sviluppata internamente da FCA.

Un sistema di manutenzione predittiva, all'interno di un processo produttivo complesso come quello di lastratura, si rivela essere, rispetto alle altre strategie di manutenzione, quella che consente il maggior risparmio in termini di risorse e di tempo. Infatti, un intervento di manutenzione rappresenta un costo per l'azienda, sia direttamente per quanto riguarda l'intervento in sé, sia indirettamente, perché il dispositivo mantenuto durante l'intervento non lavora. Tramite un approccio predittivo è possibile, quindi, organizzare il piano manutentivo in modo da intervenire sul campo solamente poco prima che il guasto predetto insorga: in tal modo, si consente di evitare interventi non urgenti, dando anche la possibilità di concentrare in un'unica fermata più interventi necessari, evitando di effettuare troppi fermi macchina tra loro ravvicinati.

Questo comporta dei miglioramenti anche in termini di logistica: innanzitutto perché, intervenendo su un dispositivo poco prima che esso abbia una failure, si ha la possibilità di utilizzare l'elemento che si dovrà mantenere, per il maggior tempo possibile, evitando di sostituire dei pezzi ancora in buono stato; inoltre, ciò consente di gestire in maniera ottimale anche i ricambi presenti in magazzino, evitando ulteriori fermi macchina dovuti alla loro eventuale indisponibilità.

7.1 Applicazione in ambito aerospace

Quantunque nel presente elaborato siano stati valutati i vantaggi della manutenzione predittiva in ambito automotive, con particolare riferimento a quanto fatto a proposito in FCA nel processo di lastratura, tale approccio manutentivo può benissimo essere adottato in altri processi, anche al di fuori dell'ambito in cui ci si è mossi finora.

In ambiente aeronautico, si segnala che le aziende hanno deciso di adottare un approccio predittivo alla manutenzione, ma in un differente ambito applicativo. La differente quantità di unità prodotte (milioni di veicoli contro centinaia di velivoli) porta a focalizzare l'attenzione, in ambito automotive, ad una riduzione delle azioni manutentive nelle fasi di produzione, mentre in ambito aerospace la priorità è assegnata al fattore operativo: in quest'ultimo caso, la manutenzione predittiva è quindi adottata per incrementare la capacità operativa del velivolo.

I dati registrati durante la vita operativa del velivolo possono essere relativi ai sistemi avionici, agli elementi strutturali e ai motori.

I dati provenienti dai sistemi avionici sono essenzialmente binari, poiché rilevano unicamente

se il sistema sia funzionante o meno; su tali tipo di sistemi, ad oggi non sono disponibili tecnologie e modelli validi/attendibili e quindi non viene effettuata una manutenzione predittiva. Per garantirne l'affidabilità, vengono predisposte delle qualifiche specifiche agli equipaggiamenti (vibrazioni e shock termici) e/o strategie di progetto quali ridondanze.

Per quanto riguarda l'ambito strutturale, la manutenzione predittiva si traduce in una stima della vita a fatica della struttura. Per tale ragione, in fase di sviluppo del velivolo, tramite l'utilizzo di estensimetri ed accelerometri, si determina lo stato di tensione locale: andando a correlare i vari dati, si ricava lo stato di affaticamento del sistema ovvero la vita residua delle parti. Sono in corso degli studi e delle applicazioni operative, per velivoli di dimensioni elevate: infatti, tramite rilevazioni locali, con l'utilizzo di fibre ottiche e piezoelettrici, si vogliono creare e validare modelli di correlazione tra la variazione dei parametri in input e le caratteristiche di vita stimata residua della struttura o di individuazione di ispezioni dedicate. Rimangono sempre applicabili i criteri Fail-Safe e Damage Tolerance.

Le informazioni relative ai motori sono rilevate dai sensori ivi installati e memorizzate dal Full Authority Digital Engine Control (FADEC), per poi essere elaborate dal costruttore del motore, in quanto responsabile del progetto dello stesso. Tali dati provenienti dalle varie sezioni del motore riguardano le varie fasi del ciclo motore:

- accensione e spegnimento;
- numero di giri degli alberi degli stadi ad alta e bassa pressione;
- pressione degli stadi di alta e bassa pressione;
- temperatura degli stadi di alta e bassa pressione;
- pressione in presa d'aria fronte faccia motore

I dati grezzi vengono elaborati con una analisi di consolidamento dei dati effettuando verifiche di validità dei dati (i valori fuori scala vengono scartati) e loro persistenza (repentine variazioni di segnale non vengono considerate). Tutti i dati vengono registrati durante il volo ma vengono processati solo a terra poiché richiedono elevate capacità di calcolo e, conseguentemente, tempi elevati.

L'analisi consiste in valutazioni dei trend dei vari parametri: ne viene stimata dapprima singolarmente la tendenza e, successivamente, ne vengono analizzate le possibili correlazioni tra le diverse variabili. Fatto ciò, si correlano i risultati ottenuti tra le singole missioni dei singoli velivoli, della flotta in generale e infine tra flotte.

Tali analisi consentono, pertanto, di elaborare un piano di manutenzione del velivolo che sia il più efficace possibile, o di modificarlo in modo da ottimizzare l'aspetto operativo del velivolo.

Ringraziamenti

Oggi, il ringraziamento più grande va a loro: a mio padre e a mia madre, i quali mi hanno permesso, tanti anni fa, di poter iniziare questo percorso che oggi, dopo più di sei anni, vede finalmente la sua conclusione: per questo, se oggi posso indossare il lauro sul mio capo, i miei più sentiti ringraziamenti vanno a loro.

In questi anni a Torino, sono tanti gli avvenimenti che mi hanno segnato; sono tanti, troppi, ma tutti hanno un denominatore comune: il Collegio Einaudi. Tra quelle mura ho avuto l'opportunità di conoscere quelle che sarebbero divenute di lì a poco, tra le persone più importanti della mia vita: in primis Jordy, poi Stefano, Marco, Diego e Luca che, fin dall'esperienza del Piano Zero, mi hanno fatto comprendere cosa fosse realmente l'Amicizia con la A maiuscola. Hanno saputo sempre incoraggiarmi ad andare avanti, anche quando le cose andavano terribilmente male, hanno saputo aiutarmi nei momenti più bui, sono stati capaci di farmi ridere quando ne avevo bisogno, cioè ogni giorno: tutto questo non lo dimenticherò mai.

Ma loro costituiscono solo la punta di un iceberg chiamato Felicità: e se oggi sono quello che sono diventato lo devo, oltre ai già citati, anche a Salvatore, Salvatore, Ilenia, Carmela Rita, Alessandro, Michele, Laura, Vincenzo e in ultimo, ma assolutamente non per importanza, anche a te Gianluca. Grazie a tutti della vostra amicizia!

Devo anche ringraziare i miei coinquilini Simona, Pietro e Pietro per il supporto datomi negli ultimi mesi, comprendendo quanta pazienza hanno dovuto portare per tollerare i miei brontolii, ma non senza riuscire a mettermi ogni giorno a mio agio, oggi più che mai.

Non posso esimermi dal ringraziare i prof. Francesco Greco e Antonio Gioacchino Callari, miei docenti rispettivamente di matematica e di fisica al Liceo Scientifico A. Sciascia di Canicattì che, tanti anni fa, sono stati capaci di fornirmi le conoscenze basilari e il metodo di studio, senza i quali non sarei mai riuscito ad affrontare un percorso universitario come quello in ingegneria: pertanto, se oggi posso dire di essere dottore magistrale in Ingegneria Aerospaziale, il merito è in parte anche loro.

Desidero inoltre ringraziare il dott. Renzo Novara e l'ing. Alessio Rossi per avermi consentito di svolgere il mio lavoro di tesi in una realtà aziendale come Fiat Chrysler Automobiles Italy S.p.A., dandomi la possibilità di entrare in contatto con un ambiente, per me nuovo, come quello automotive.

Un ringraziamento del tutto particolare va, però, all'ing. Salvatore Romano, mio supervisore aziendale, che ha avuto la pazienza di seguire per questi mesi il mio lavoro; a lui vanno tutta la mia stima, il mio affetto e la mia riconoscenza, per essere riuscito a rendere meno profondo l'abisso che separava me, studente uscente dal Politecnico di Torino, da un mondo, fino a qualche mese fa sconosciuto, come quello del lavoro: porterò sempre dentro di me, ovunque io vada, i consigli che così caldamente e saggiamente ha saputo darmi.

Ringrazio, inoltre, il dott. Domenico Govoni di COMAU e la dott.ssa Benedetta Torres di Festo, per il supporto esterno fornitomi, per la stesura delle sezioni inerenti a quanto sviluppato dalle loro aziende.

Un ultimo ringraziamento va al mio relatore prof. Giacomo Frulla che, con la pazienza che lo contraddistingue, ha saputo seguirmi, sia di presenza che in remoto, per far sì che il presente lavoro di tesi fosse valido in ogni suo aspetto.

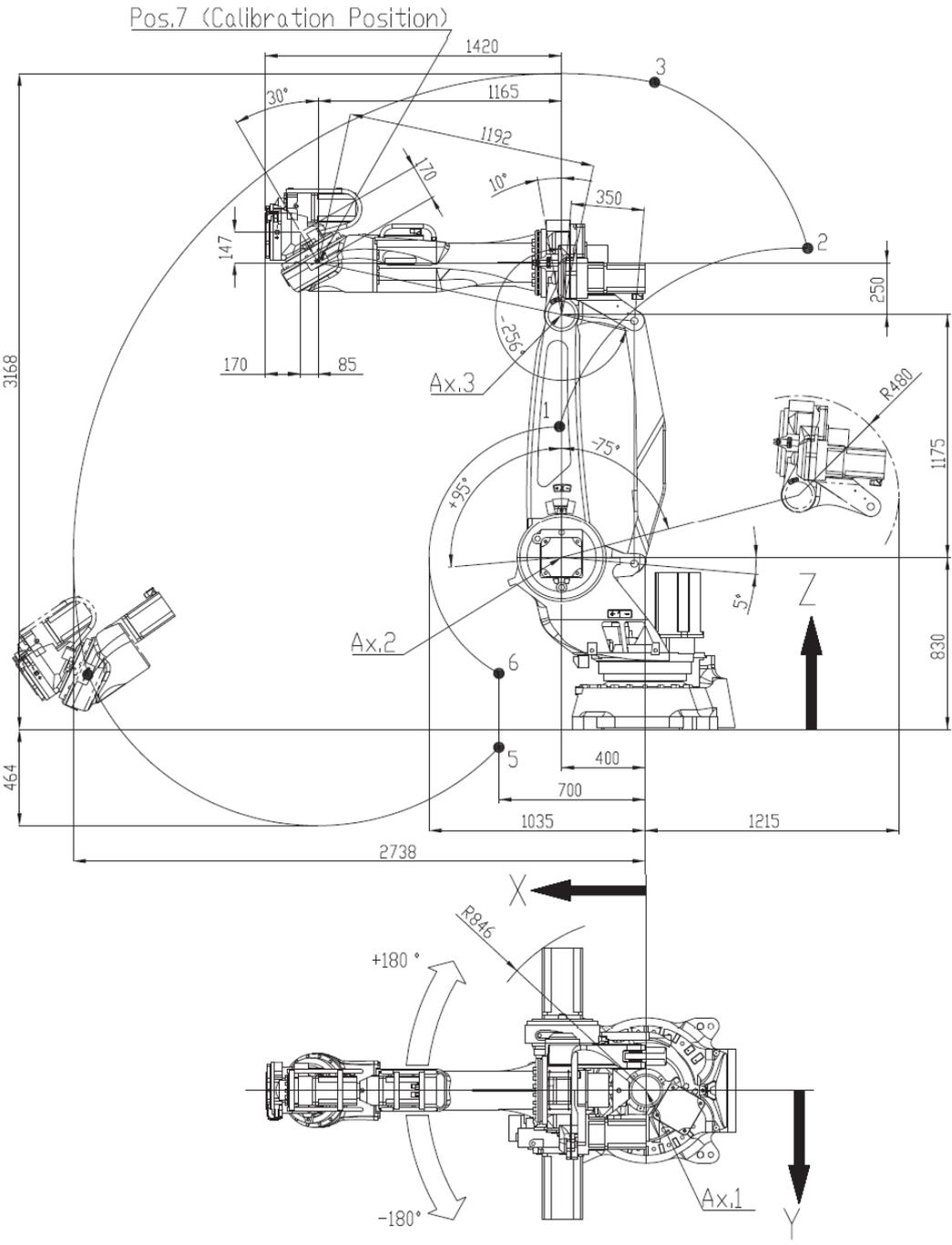
Appendice

Priorità degli stati di monitoraggio

English	Italian	local language	priority
FAULTED	GUASTO		1
EMERGENCY (blink)	EMERGENZA (blink)		2
TIP CHANGE	CAMBIO ELETTRODI		3
TOOL CHANGE	ATTREZZAMENTO		4
CHECK AND CONSISTENCY	CONGRUENZA E CONTROLLO		5
STARVED	MANCATO CARICO		6
NO MATERIAL	MANCANZA MATERIALE		7
OVERCYCLE	MANCATO CARICO LAT. MAN.		8
STARVED INTERM.	MANCATO CARICO INTERMEDIO		30
BLOCKED INTERM.	MANCATO SCARICO INTERMEDIO		31
BLOCKED	MANCATO SCARICO		9
END OF TRAVEL	MANCANZA CONSENSI ESTERNI		10
QUALITY ALERT	ANOMALIA DI QUALITA'		11
QUALITY CHECK	CONTROLLO DI QUALITA' PIANIFICATO		12
PM EVENT	MANUTENZIONE PIANIFICATA		13
AM EVENT	MANUTENZIONE NON PROGRAMMATA		14
NO CYCLE STARTED	NO CICLO AVVIATO		15
OUT OF AUTO	MANUALE		16
PRODUCTION STOP	ARRESTO LATO LINEA		17
TECHNICAL GAPS	VUOTO TECNICO		18
PRODUCTION	PRODUZIONE		19
RESIDUAL	RESIDUA		-
UNKNOWN	SCONOSCIUTO		20

English	Italian	local language	Priority
MAINTENANCE ASSISTANCE	ATTESA MANUTENZIONE		51
LOW MATERIAL	MATERIALE SOTTO SOGLIA		52
TEAM LEADER ALERT	TEAM LEADER ALERT		53
BYPASS	BYPASS		54
DEGRADED	DEGRADATO		55
TIME OUT	TIME OUT		56
SYSTEM DOWN	SYSTEM DOWN		57
ALARM	MESSAGGIO GUIDA		58

Schema del Robot COMAU SMART5 NJ4 175-2.2-I



Codici Matlab

Codice Matlab per algoritmo non supervisionato

```
clc
clear all
close all

files=['dati_pinze.csv'];
ds=datastore(files,'TreatAsMissing','NA','Delimiter',';',',','ReadSize','file');
dataAll=readall(ds);

for n = 1:3
    tempData = dataAll(dataAll(:,1) == n,:);
    tempData(:,3:end) = movmean(tempData(:,3:end),5);
    smoothDataAll_1 = [smoothDataAll_1;tempData(1:lim,:)];
end

variab={'CORR-RICH-1 [kA]', 'CORR-RICH-2 [kA]', 'TEMP-SALD [ms]', ...
        'PRES-ELETD [DaN]', 'RESIST-ELET [\mu\Omega]', 'CORR-1 [kA]', ...
        'CORR-2 [kA]', 'TOLL-CORR [%]', 'CONS-ELETD [%]', 'CORR-CONS [%]', ...
        'FLU-ACQUA [lt/min]', 'TEMPE-RAFF [^\circC]', 'PRES-RAVV [DaN]', ...
        'FREQ-RAVV [Hz]', 'TEMP-RAVV [s]'};

cicl_tot_1=14328;
cicl_tot_2=17965;
cicl_tot_3=9843;

figure(1)
for ii=1:9
    subplot(3,3,ii)
    plot(smoothDataAll{1:cicl_tot_1,2},smoothDataAll{1:cicl_tot_1,2+ii},'-')
    xlabel('Cicli')
    title(variab(ii))
end

figure(2)
for ii=1:6
    subplot(3,2,ii)
    plot(smoothDataAll{1:cicl_tot_1,2},smoothDataAll{1:cicl_tot_1,11+ii},'-')
    xlabel('Cicli')
    title(variab(ii+9))
end

figure(3)
for ii=1:9
    subplot(3,3,ii)
    plot(smoothDataAll{cicl_tot_1+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2,2}, ...
        smoothDataAll{cicl_tot_1+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2,2+ii},'-')
    xlabel('Cicli')
    title(variab(ii))
end
```

```

figure(4)
for ii=1:6
    subplot(3,2,ii)
    plot(smoothDataAll{cicl_tot_1+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2,2},...
        smoothDataAll{cicl_tot_1+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2,11+ii},'-')
    xlabel('Cicli')
    title(variab(ii+9))
end

figure(5)
for ii=1:9
    subplot(3,3,ii)
    plot(smoothDataAll{cicl_tot_1+cicl_tot_2+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2+cicl_tot_3,2},...
        smoothDataAll{cicl_tot_1+cicl_tot_2+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2+cicl_tot_3,2+ii},'-')
    xlabel('Cicli')
    title(variab(ii))
end

figure(6)
for ii=1:6
    subplot(3,2,ii)
    plot(smoothDataAll{cicl_tot_1+cicl_tot_2+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2+cicl_tot_3,2},...
        smoothDataAll{cicl_tot_1+cicl_tot_2+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2+cicl_tot_3,11+ii},'-')
    xlabel('Cicli')
    title(variab(ii+9))
end

smoothDataAll=smoothDataAll(:,[1 2 7 8 9 11 12 13 14]);
variab=variab(:,[ 5 6 7 9 10 11 12]);
smoothDataAll=[smoothDataAll{1:9800,:};...
    smoothDataAll{cicl_tot_1+1:cicl_tot_1+9800,:};...
    smoothDataAll{cicl_tot_1+cicl_tot_2+1:cicl_tot_1+cicl_tot_2+9800,:}];
smoothDataAll=array2table(smoothDataAll);

figure(7)
for ii=1:7
    subplot(3,3,ii)
    plot(smoothDataAll{1:9800,2},smoothDataAll{1:9800,2+ii},...
        '.r','DisplayName','Pinza 1')
    hold on
    plot(smoothDataAll{9801:19600,2},smoothDataAll{9801:19600,2+ii},...
        '.b','DisplayName','Pinza 2')
    plot(smoothDataAll{19601:end,2},smoothDataAll{19601:end,2+ii},...
        '.k','DisplayName','Pinza 3')
    xlabel('Cicli')
    title(variab(ii))
    hold off
    xlim([1,9800])
end
Lgnd = legend('show');

```

```

Lgnd.Position(1) = 0.5;
Lgnd.Position(2) = 0.2;

Xtrain=smoothDataAll{:,3:end};
XtrainMean=mean(Xtrain);
XtrainStd=std(Xtrain);
XtrainStandard=(Xtrain-repmat(XtrainMean,length(Xtrain),1))./.
                repmat(XtrainStd,length(Xtrain),1);
[coeff,score,latent]=pca(XtrainStandard);

figure(8)
plot([cumsum(latent(1:7))/sum(latent) latent(1:7)/sum(latent)]*100,...
     ' ','MarkerSize',18)
grid('on');
xlabel('# of principal component');
ylabel('% of variance of dataset explained');
legend({'Cumulative','Individual'},'FontSize',12,'Location',"best")

figure(9)
plot(score(:,1),score(:,2),'.')
xlabel('First Principal Component');
ylabel('Second Principal Component');

figure(10)
plot(score(:,3),score(:,4),'.')
xlabel('Third Principal Component');
ylabel('Fourth Principal Component');

num_pinza = [1, 2, 3];
r = find(smoothDataAll{:,1} == num_pinza);

figure('Name', 'Animation of path through PCA', 'NumberTitle', 'off');
hold on
LineAllH = plot(score(:,1),score(:,2),'');
LineEngH = plot(score(r(1),1), score(r(1),2),'g-','LineWidth',2);
LineCurH = plot(score(r(1),1), score(r(1),2),'go','MarkerFaceColor','r');
tiH = title(['Pinza' num2str(num_pinza) ' Sample 1']);
xlabel('First Principal Component')
ylabel('Second Principal Component')
for n = 1:length(r)
    set(LineEngH,'XData',score(r(1:n),1),'YData',score(r(1:n),2));
    set(LineCurH,'XData',score(r(n),1),'YData',score(r(n),2));
    tiH.String = [' Pinza ' num2str(num_pinza) ' Ciclo ' num2str(n)];
    pause(0.1);
end
hold off

idxAlarm = score(:,1) > 7 | score(:,1) < -5 | score(:,2) > 4 | score(:,2) < -3.5;
idxWarn = score(:,1) > 4 | score(:,1) < -4 | score(:,2) > 2 |...
          score(:,2) < -3 & ~idxAlarm;
AlarmRegionVertices = [[-7, -5]; [-7, 11]; [11, 11]; [11, -5]; [-7,-5]];

```

```
WarningRegionVertices = [[-5, -3.5]; [-5, 4]; [7, 4]; [7, -3.5]; [-5, -3.5]];
NormalRegionVertices = [[-4, -3]; [-4, 2]; [4, 2]; [4, -3]; [-4, -3]];
```

```
figure(12)
hold on
patch(AlarmRegionVertices(:,1), AlarmRegionVertices(:,2), [1, 0.6, 0.6]);
patch(WarningRegionVertices(:,1), WarningRegionVertices(:,2), [1, 0.8, 0.2]);
patch(NormalRegionVertices(:,1), NormalRegionVertices(:,2), [0.6,1, 0.6]);
plot(score(:,1),score(:,2),'.'); xlim([-7, 11])
ylim([-5, 11]);
title('Green = Normal, Orange = Warning, Red = Alarm', 'FontSize', 12,...
      'FontWeight', 'bold');
xlabel('First Principal Component')
ylabel('Second Principal Component')
hold off
```

```
fprintf('\nPercent of points captured by ''normal'' conditions: %.1f%% \n',...
        sum(~idxWarn)/length(score)*100)
fprintf('Percent of points captured by ''normal'' + ''warn'' conditions: %.1f%%\n',...
        sum(~idxAlarm)/length(score)*100)
```

Codice Matlab del modello implementato con algoritmo Fine KNN

```
function [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(trainingData)
% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(trainingData)
% returns a trained classifier and its accuracy. This code recreates the
% classification model trained in Classification Learner app. Use the
% generated code to automate training the same model with new data, or to
% learn how to programmatically train models.
%
% Input:
%   trainingData: a table containing the same predictor and response
%   columns as imported into the app.
%
% Output:
%   trainedClassifier: a struct containing the trained classifier. The
%   struct contains various fields with information about the trained
%   classifier.
%
%   trainedClassifier.predictFcn: a function to make predictions on new
%   data.
%
%   validationAccuracy: a double containing the accuracy in percent. In
%   the app, the History list displays this overall accuracy score for
%   each model.
%
% Use the code to train the model with new data. To retrain your
% classifier, call the function from the command line with your original
% data or new data as the input argument trainingData.
%
% For example, to retrain a classifier trained with the original data set
```

```

% T, enter:
% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)
%
% To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T2,
% use
% yfit = trainedClassifier.predictFcn(T2)
%
% T2 must be a table containing at least the same predictor columns as used
% during training. For details, enter:
% trainedClassifier.HowToPredict

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'smoothDataAll17', 'smoothDataAll18', 'smoothDataAll19',...
    'smoothDataAll111', 'smoothDataAll112', 'smoothDataAll113', 'smoothDataAll114'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.TTF;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false];

% Train a classifier
% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.
classificationKNN = fitcknn(...
    predictors, ...
    response, ...
    'Distance', 'Euclidean', ...
    'Exponent', [], ...
    'NumNeighbors', 1, ...
    'DistanceWeight', 'Equal', ...
    'Standardize', true, ...
    'ClassNames', categorical({'urgent'; 'critical'; 'short'; 'medium'; 'long'},...
        {'urgent' 'critical' 'short' 'medium' 'long'}, 'Ordinal', true));

% Create the result struct with predict function
predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
knnPredictFcn = @(x) predict(classificationKNN, x);
trainedClassifier.predictFcn = @(x) knnPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

% Add additional fields to the result struct
trainedClassifier.RequiredVariables = {'smoothDataAll111', 'smoothDataAll112',...
    'smoothDataAll113', 'smoothDataAll114', 'smoothDataAll17', 'smoothDataAll18',...
    'smoothDataAll19'};
trainedClassifier.ClassificationKNN = classificationKNN;
trainedClassifier.About = 'This struct is a trained model exported...
    from Classification Learner R2019b.';
trainedClassifier.HowToPredict = sprintf('To make predictions on a new table, T,...
use:\n yfit = c.predictFcn(T) \nreplacing ''c'' with the name of the variable...
that is this struct, e.g. ''trainedModel''. \n \nThe table, T, must contain the...
variables returned by:\n c.RequiredVariables \nVariable formats (e.g. matrix/vector,...
datatype) must match the original training data.\nAdditional variables are ignored. ...

```

```

\nFor more information, see <a href="matlab:helpview(fullfile(docroot, ''stats'',...
''stats.map''), ''appclassification_exportmodeltoworkspace'')">...
How to predict using an exported model</a>.'');

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'smoothDataAll7', 'smoothDataAll8', 'smoothDataAll9',...
    'smoothDataAll11', 'smoothDataAll12', 'smoothDataAll13', 'smoothDataAll14'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.TTF;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false];

% Set up holdout validation
cvp = cvpartition(response, 'Holdout', 0.25);
trainingPredictors = predictors(cvp.training, :);
trainingResponse = response(cvp.training, :);
trainingIsCategoricalPredictor = isCategoricalPredictor;

% Train a classifier
% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.
classificationKNN = fitcknn(...
    trainingPredictors, ...
    trainingResponse, ...
    'Distance', 'Euclidean', ...
    'Exponent', [], ...
    'NumNeighbors', 1, ...
    'DistanceWeight', 'Equal', ...
    'Standardize', true, ...
    'ClassNames', categorical({'urgent'; 'critical'; 'short'; 'medium'; 'long'},...
        {'urgent' 'critical' 'short' 'medium' 'long'}, 'Ordinal', true));

% Create the result struct with predict function
knnPredictFcn = @(x) predict(classificationKNN, x);
validationPredictFcn = @(x) knnPredictFcn(x);

% Add additional fields to the result struct

% Compute validation predictions
validationPredictors = predictors(cvp.test, :);
validationResponse = response(cvp.test, :);
[validationPredictions, validationScores] = validationPredictFcn(validationPredictors);

% Compute validation accuracy
validationResponse = removecats(validationResponse);
correctPredictions = (validationPredictions == validationResponse);
isMissing = ismissing(validationResponse);
correctPredictions = correctPredictions(~isMissing);
validationAccuracy = sum(correctPredictions)/length(correctPredictions);

```

Riferimenti bibliografici

- [1] Rodolfo Duè, *IoT e Industria 4.0: tanti nuovi posti di lavoro per chi ha competenze di informatica, matematica e fisica*, <https://news.biancolavoro.it/iot-e-industria-4-0-tanti-nuovi-posti-di-lavoro-per-chi-ha-competenze-di-informatica-matematica-e-fisica/>
- [2] World Economic Forum in collaboration with A.T.Kearney, *Readiness for the Future of Production Report 2018*, http://www3.weforum.org/docs/FOP_Readiness_Report_2018.pdf,
- [3] European Commission, Demetrius Klitou, Johannes Conrads & Morten Rasmussen, CARSA and Laurent Probst & Bertrand Pedersen, PwC, *Key lessons from national industry 4.0 policy initiatives in Europe*, https://ec.europa.eu/growth/tools-databases/dem/monitor/sites/default/files/DTM_Policy%20initiative%20comparison%20v1.pdf, May 2017
- [4] ISTAT, Cecilia Jona Lasinio, Francesca Luchetti, Giulio Perani, Marco Rinaldi, Alessandro Zeli, Davide Zurlo *Rapporto sulla competitività dei settori produttivi - Edizione 2018*, <https://www.istat.it/storage/settori-produttivi/2018/Rapporto-competitivita-2018.pdf>, 2018
- [5] Ministero dello Sviluppo Economico, *Piano nazionale industria 4.0*
- [6] Ministero dello Sviluppo Economico, *Piano nazionale impresa 4.0 - Risultati 2017 - Azioni 2018*
- [7] Viola De Sando, *Industria 4.0 - Calenda, crescono investimenti per nuove tecnologie*, <https://www.fasi.biz/it/notizie/approfondimenti/17823-industria-4-0-calenda-crescono-investimenti-per-nuove-tecnologie.html>
- [8] Ministero dello Sviluppo Economico, *Piano nazionale impresa 4.0 - Risultati 2017 - Linee guida 2018*
- [9] Ministero dello Sviluppo Economico, *Piano nazionale impresa 4.0 - Guida agli investimenti*
- [10] Gaia Vendettuoli, *Ecco i risultati del piano Industria 4.0 (che cambia nome). Calenda: "Adesso fase due"*, https://www.agi.it/economia/industria_4_0_calenda_ministero_sviluppo-2168860/news/2017-09-20/
- [11] Philipp Gerbert, Markus Lorenz, Michael Rüßmann, Manuela Waldner, Jan Justus, Pascal Engel, Michael Harnisch, *Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries*, https://www.bcg.com/it-it/publications/2015/engineered_products_project_business_industry_4_future_productivity_growth_manufacturing_industries.aspx
- [12] Veronica Peressotti, *Industry 4.0: cos'è e quali impatti avrà?*, <https://www.tecnest.it/it/industry-40/1248>

- [13] Circuit Digest, *The Nine Pillars of Industry 4.0 - Transforming Industrial Production*, <https://circuitdigest.com/article/what-is-industry-4-and-its-nine-technology-pillars>
- [14] Carol Senn, *The Nine Pillars of Industry 4.0*, <https://www.idashboards.com/blog/2019/07/31/the-pillars-of-industry-4-0/>
- [15] Bucap, *Le funzioni del cloud computing: 5 esempi*, <https://www.bucap.it/news/approfondimenti-tematici/continuta-operativa/cloud-computing-esempi.htm>
- [16] IBM and Said Business School, *Analytics: The real-world use of big data: How innovative enterprises extract value from uncertain data*, <https://www-01.ibm.com/common/ssi/cgi-bin/ssialias?htmlfid=GBE03519USEN>, Ottobre 2012
- [17] Jenn Cano, *The V's of Big Data: Velocity, Volume, Value, Variety, and Veracity*, <https://www.xsnet.com/blog/bid/205405/the-v-s-of-big-data-velocity-volume-value-variety-and-veracity>
- [18] Deloitte, *Big data: Challenges and success factors*, https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/it/Documents/deloitte-analytics/bigdata_challenges_success_factors.pdf, 2013
- [19] i-SCOOP, *4.0: the fourth industrial revolution – guide to Industrie 4.0*, <https://www.i-scoop.eu/industry-4-0/>
- [20] KEY-4, *La manutenzione predittiva nell'industria 4.0: obiettivi e metodologie*, <http://www.key-4.com/la-manutenzione-predittiva-nellindustria-4-0-obiettivi-e-metodologie/>
- [21] Lorenzo Fedele, Luciano Furlanetto, Daniele Saccardi, *Progettare e gestire la manutenzione*, McGraw-Hill
- [22] Antonio Castellani, *Qualità e affidabilità del prodotto*, Aracne Editrice
- [23] Wikipedia, L'enciclopedia libera, *Distribuzione di Weibull*, https://it.wikipedia.org/wiki/Distribuzione_di_Weibull
- [24] Attila Hilt, Gabor Jaro, Istvan Bakos, *Availability Prediction of Telecommunication Application Servers Deployed on Cloud*
- [25] Treccani - La cultura italiana, *Diagnostica*, <http://www.treccani.it/enciclopedia/diagnostica>
- [26] Treccani - La cultura italiana, *Diagnosi*, <http://www.treccani.it/vocabolario/diagnosi>
- [27] Treccani - La cultura italiana, *Prognosi*, <http://www.treccani.it/vocabolario/prognosi>
- [28] *UNI 10147:2013*
- [29] *UNI EN 13306:2018*
- [30] Stefano Ierace, *Slides di Manutenzione industriale*

- [31] *Materiale interno di FCA Italy S.p.A.*
- [32] Treccani - La cultura italiana, *Protocollo di comunicazione*, http://www.treccani.it/enciclopedia/protocollo-di-comunicazione_%28Lessico-del-XXI-Secolo%29/
- [33] Banner Engineering, *IO-Link: Cos'è e quali sono i cinque principali vantaggi*, <https://www.bannerengineering.com/it/it/company/expert-insights/io-link.html>
- [34] Balluff Inc., *IO-Link - La scelta ideale*, <https://www.balluff.com/local/it/industries-and-solutions/solutions-and-technologies/io-link/>
- [35] Balluff Inc., *Safety@Balluf - Innovating the Way You Automate!*
- [36] TECNOVA, innovazione e tecnologia, *IMPIANTI DI ASSEMBLAGGIO AUTOMATICO ISOLE ROBOTIZZATE*, <https://www.tecnovavicenza.com/robotica-ed-assemblaggio>
- [37] Kjellberg FINSTERWALDE, *Che cos'è la saldatura ad arco con metallo sotto protezione di gas?*, <http://www.kjellberg.de/Tecnica-di-saldatura/Servizi/Processi-di-saldatura/Saldatura-MSG.html>[31]
- [38] STANLEY Engineered Fastening, *Perni a saldare Tucker*, <http://www.emhart.eu/eu-it/prodotti-servizi/prodotti-categoria/tucker-saldatura-perni/perni-saldare/index.php>
- [39] Sinergia IMPIANTI INDUSTRIALI, *Collaborazioni con SCA Schucker*, <http://www.sinergiaimpianti.com/portfolio-item/collaborazioni-sca-schucker/>
- [40] Lorenzo Govoni, *Algoritmo Principal Component Analysis (PCA)*, <https://lorenzogovoni.com/pca/>
- [41] Paolo Medici, *Elementi di analisi per Visione Artificiale*, <http://www.ce.unipr.it/people/medici/geometry/geometry.html>
- [42] Vincenzo Antonio Manganaro, *Tecniche di DM: Alberi di decisione ed algoritmi di classificazione*, <https://digilander.libero.it/statistici/articoli/manganaro3.pdf>
- [43] Lorenzo Govoni, *Introduzione alla Linear Discriminant Analysis (LDA)*, <https://lorenzogovoni.com/linear-discriminant-analysis-lda/>
- [44] George Ho, *Linear Discriminant Analysis for Starters*, <https://eigenfoo.xyz/lda/>
- [45] Lorenzo Govoni, *Algoritmo K-Nearest Neighbors (KNN)*, <https://lorenzogovoni.com/knn/>
- [46] EAGE, *K-Nearest Neighbors*, <https://www.eage.it/machine-learning/k-nearest-neighbours>
- [47] Avinash Navlani, *KNN Classification using Scikit-learn*, <https://www.datacamp.com/community/tutorials/k-nearest-neighbor-classification-scikit-learn>
- [48] Lorenzo Govoni, *Matrice di confusione: cos'è e come funziona?*, <https://lorenzogovoni.com/matrice-di-confusione/>

- [49] Graziella D'Arrigo, Fabio Provenzano, Claudia Torino, Carmine Zoccali, Giovanni Tripepi, *I TEST DIAGNOSTICI E L'ANALISI DELLA CURVA ROC*, http://www.nephromeet.com/web/eventi/GIN/dl/storico/2011/6/642-647_TRIPEPI_MASTER.pdf