

UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI BRESCIA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA MECCANICA E INDUSTRIALE

Dottorato di Ricerca in Ingegneria Meccanica e industriale DRIMI

TeSE – Energy, Fluid & Thermal and Manufacturing System and Technologies

Settore Scientifico Disciplinare (SSD): ING-IND/16

CICLO XXXV

**Ottimizzazione dell'usura utensile nel processo di
asportazione di truciolo in Cembre S.p.a. con il Deep
Learning**

Dottorando:

Ing. Roberto Munaro

Supervisore:	Prof. Aldo Attanasio
Primo correlatore:	Prof. Antonio Del Prete
Secondo correlatore:	Ing. Guido Giacomelli

Anno Accademico 2022/2023

INDICE

OBIETTIVO DELLA TESI.....	1
ABSTRACT	2
INTRODUZIONE	3
CAPITOLO 1 L'azienda Cembre S.p.A	5
1.1 Dati numerici e cenni storici	6
CAPITOLO 2 Progetti ufficio CAM	11
CAPITOLO 3.....	20
3.1 Procedura d'analisi economica	20
3.2 Usura utensile	23
3.2.1 Usura abrasiva	23
3.2.2 Usura adesiva.....	24
3.2.3 Usura per diffusione	25
3.2.4 Usura per ossidazione.....	25
3.2.5 Usura per deformazione plastica	25
3.2.6 Usura per fatica.....	26
3.2.7 Forme di usura.....	26
3.3 Relazione di Taylor	30
CAPITOLO 4 Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile	34
4.1. Metodi di ricerca, livello di ricerca, elemento di ricerca e numero di articoli pubblicati trovati	35

4.2 Selezione delle pubblicazioni con metodi di misurazione dell'usura offline e online e relativa estrazione dei dati dalle pubblicazioni	36
4.3 Risultati della ricerca.....	40
4.3.1 Introduzione, selezione e inclusione delle pubblicazioni.....	40
4.3.2 Requisiti generali ed essenziali delle operazioni di lavorazione, numero di articoli, tipo di usura, tipo di macchina e tipo di materiale	40
4.3.3 Introduzione ai metodi di misurazione	46
4.3.3.1 Misurazione offline	47
4.3.3.2 Misurazione online.....	50
4.3.4 Tipo di sensori e loro utilizzo negli esperimenti di ricerca.....	54
4.3.4.1 Sensore della forza di taglio	54
4.3.4.2 Sensore di vibrazione.....	55
4.3.4.4 Sensore sonoro	57
4.3.4.5 Sensore di corrente e potenza	57
4.3.5 Caratteristiche del segnale del sensore	58
4.3.5.1 Introduzione alle caratteristiche del segnale del sensore	58
4.3.5.2 Caratteristiche del segnale del sensore in diversi domini: Dominio del tempo-Dominio della frequenza-Dominio della frequenza del tempo-Altro.....	59
4.3.6 Introduzione e spiegazione generale dei metodi di AI	62
4.3.6.1 Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella fresatura.....	67
4.3.6.2 Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella tornitura	72
4.3.6.3 Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella foratura.....	76
4.3.7 Introduzione delle prestazioni di un algoritmo di intelligenza artificiale	78
4.3.7.1 Prestazioni di un algoritmo di intelligenza artificiale nella fresatura, tornitura e foratura	79

4.4 Applicazione industriale e tendenze future della ricerca confrontati con le revisioni recenti.....	87
4.5 Risultati e conclusioni	89
CAPITOLO 5 Esperimento TCM in Cembre S.p.A.....	94
5.1 Esperimenti per la scelta della tipologia di usura utensile	94
5.1.1 Cavallotto per cilindro	96
5.1.1.1 Definizione geometrica del cavallotto per cilindro, dell'attrezzatura di bloccaggio e della materia prima.....	96
5.1.1.2 Calcolo dell'usura VB.....	98
5.1.2 Supporto DBG.....	106
5.1.2.1 Definizione geometrica del supporto DBG, dell'attrezzatura di bloccaggio e della materia prima	106
5.1.2.2 Calcolo dell'usura VB.....	108
5.1.3 Punta PV	115
5.1.3.1 Definizione geometrica della punta PV, dell'attrezzatura di bloccaggio e della materia prima.....	115
5.1.3.2 Calcolo dell'usura VB.....	116
5.1.3.3 Calcolo della rugosità superficiale	127
5.1.4 Testina HF1.....	128
5.1.4.1 Definizione geometrica della testina HF1, dell'attrezzatura di bloccaggio e della materia prima	128
5.1.4.2 Calcolo dell'usura VB.....	129
5.1.5 Conclusioni esperimenti	135
5.2 Sensori utilizzati.....	135
5.3 Definizione dell'architettura HW-SW	138
5.3.1 Introduzione	138

5.3.2 Scopo del progetto	139
5.3.2.1 Robodrill	140
5.3.3 Architettura HW-SW: fonti dei dati, flusso dei dati, tipo di dati, acquisizione dell'analisi e del processamento dei dati, analisi e predizione.....	146
5.3.3.1 DAQ	148
5.3.3.2 Pannello di Controllo	148
5.3.3.3 Logger	159
5.3.3.4 Data PreProcessor	164
5.3.3.5 Machine Learning Server.....	176
CAPITOLO 6 Risultati esperimento	187
6.1 Misura offline.....	188
6.2 Misura online	190
6.2.1 Primo test misura online.....	191
6.2.1.1 Generazione Labels	191
6.2.1.2 Risultati	192
6.2.2 Secondo test misura on-line	275
6.2.2.1 Generazione Labels	275
6.2.2.2 Risultati	276
6.2.2.2.1 Test con dataset su singola punta.....	276
6.2.2.2.2 Test con dataset su punte multiple.....	278
6.2.2.2.3 Test predizione su nuove punte	280
6.2.2.2.4 Analisi differenze tra dati di punte diverse	282
6.2.2.2.5 Analisi estrazione features dai dati grezzi	285
6.2.3 Terzo test misura online	290
6.2.3.1 Test con dataset su punte multiple.....	290

6.2.3.2 Test predizione su nuove punte	291
6.2.3.3 Analisi differenze tra dati di punte diverse	292
6.2.4 Quarto test misura online.....	297
6.2.5 Quinto test misura online.....	304
6.2.5.1 Analisi con la variabile “numberOfDrills”	310
6.2.5.2 Classificazione Binaria.....	312
CAPITOLO 7 Conclusioni.....	315
BIBLIOGRAFIA	317

OBIETTIVO DELLA TESI

Nei processi di lavorazione convenzionali basati sul meccanismo di asportazione del truciolo, l'usura progressiva dell'utensile determina un cambiamento delle caratteristiche geometriche del tagliente. L'usura degli utensili è un fenomeno complesso e la relativa vita utensile dipende da diversi fattori, come i parametri di taglio, la lubrificazione e le traiettorie relative utensile-pezzo. La progressione dell'usura dell'utensile influisce sulla qualità delle parti lavorate, rendendo necessaria la sostituzione dell'utensile anche prima della sua rottura. Inoltre, nella pratica industriale, la sostituzione dell'utensile non può dipendere dalla soggettività dell'operatore, pertanto è obbligatoria la definizione di una strategia ottimizzata per il monitoraggio dell'usura dell'utensile da taglio prima del guasto dell'utensile. Il lavoro di dottorato ha contribuito ad esaminare, studiare e realizzare un sistema di monitoraggio dell'usura utensile attraverso i metodi di intelligenza artificiale. È stata studiata la bibliografia completa, sia a livello accademico sia a livello industriale, relativa ai processi di fresatura, tornitura e foratura degli ultimi 13 anni, dal 2010 al 2023. L'analisi dei lavori ha permesso di individuare le migliori soluzioni per l'esperimento condotto in Cembre S.p.A. Il sistema di monitoraggio dell'esperimento ha confrontato i modelli Random Forest e Neural Network per prevedere l'usura degli utensili nella foratura. Per lo sviluppo di modelli predittivi, sono stati eseguiti test di durata utensile attraverso fori su parti in acciaio AISI 9840, con una punta in carburo di tungsteno rivestita, di 8,03 mm di diametro, utilizzando parametri di taglio costanti e monitorando l'usura del fianco dell'utensile. Le caratteristiche statistiche calcolate dai segnali di vibrazione, dai segnali di emissione acustica, dai segnali di potenza e dai segnali di coppia hanno costituito l'input degli algoritmi. La precisione di classificazione è stata dell'88% e del 91% rispettivamente per i modelli Neural Network e Random Forest. Al fine di definire correttamente la politica di sostituzione degli utensili in Cembre S.p.A. durante la produzione, è stato implementato il modello di Random Forest, ottenendo risultati promettenti.

ABSTRACT

In conventional machining processes based on the chip removal mechanism, progressive tool wear causes a change in the geometric characteristics of the cutting edge. Tool wear is a complex phenomenon and the relative tool life depends on several factors, such as cutting parameters, lubrication and relative tool-workpiece trajectories. The progression of tool wear affects the quality of the machined parts, making it necessary to replace the tool even before it breaks. Furthermore, in industrial practice, tool replacement cannot depend on the subjectivity of the operator, therefore the definition of an optimized strategy for monitoring cutting tool wear before tool failure is mandatory. The doctoral work contributed to examining, studying and creating a tool wear monitoring system through artificial intelligence methods. All academic and industrial research works based on the monitoring of tool wear over the last 13 years, i.e. from 2010 to 2023 in the field of milling, turning and drilling, were studied. The analysis of the work made it possible to identify the best solutions for the experiment conducted in Cembre S.p.A. The experiment's monitoring system compared Random Forest and Neural Network models to predict tool wear in drilling. To develop predictive models, through-hole tool life tests were performed on AISI 9840 steel parts, with a coated tungsten carbide drill, 8.03 mm in diameter, and using constant cutting parameters. Tool flank wear was monitored. The statistical characteristics calculated from the vibration signals, acoustic emission signals, power signals and torque signals are the input of the algorithms. Classification accuracy was 88% and 91% for the Neural Network and Random Forest models, respectively. In order to correctly define the tool replacement policy in Cembre S.p.A. during production, the Random Forest model was implemented, obtaining promising results.

INTRODUZIONE

Il presente lavoro di dottorato industriale, iniziato a novembre 2019, è stato sviluppato in Cembre S.p.A. Le officine meccaniche e soprattutto gli uffici Computer Aided Manufacturing (CAM) basano il loro lavoro sull'esperienza di persone che l'azienda sceglie e ritiene molto valide. Se non avviene il corretto ricambio generazionale, questa esperienza può andare perduta nel tempo. Inoltre se le officine crescono, l'esperienza diventa anche memoria. Questa memoria, definita come conoscenza del processo, nell'era della digitalizzazione, può essere integrata in piattaforme software e resa disponibile a chi ne usufruisce. Una grande azienda come Cembre basa il lavoro non solo sull'esperienza e sulla memoria ma anche sull'analisi dei dati per apportare miglioramenti continuativi nel tempo. Analizzando l'ufficio CAM nel tempo è emerso che l'esperienza, la memoria e il tempo per la realizzazione dei programmi di lavorazione mostravano lacune da determinare e sistemare. Esse riguardavano la mancanza di una libreria utensili, l'assenza della simulazione dei programmi di lavorazione prima di essere inviati alla macchina utensile, una procedura automatica della simulazione e un software che contenesse i dati aziendali e rendesse disponibili tutte le informazioni sparse nei vari data base. Infine, si è pensato alla qualità dei prodotti realizzati in officina. La qualità di un prodotto realizzato con le tecniche tradizionali di asportazioni di truciolo come tornitura, fresatura e foratura dipende da molte variabili come i parametri di taglio, la macchina utensile, il lubrificante, l'utensile dedicato al materiale lavorato. L'ottimizzazione delle variabili di processo passa attraverso l'esecuzione e l'analisi dei risultati di un elevato numero di prove sperimentali. Per contro, l'elevata numerosità degli esperimenti rende maggiormente complesso il controllo del processo e delle relative variabili. Nel caso in questione, l'ottimizzazione del processo consiste nel minimizzare il numero degli utensili utilizzati nella realizzazione del prodotto, mantenendone al contempo la qualità finale richiesta. Pertanto, l'obiettivo principale del dottorato è stato quello di progettare un efficiente

sistema di monitoraggio dell'usura che fosse in grado di definire il fine vita di un utensile secondo la logica *data-driven* delle reti neurali.

La presente tesi è strutturata come segue:

- l'azienda Cembre S.p.A.
- progetti ufficio CAM
- usura utensile
- stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile
- esperimento TCM in Cembre S.p.A.
- risultati esperimento
- conclusioni

CAPITOLO 1

L'azienda Cembre S.p.A.

Nel marzo del 1969 nacque Cembre (acronimo di Costruzioni elettro-meccaniche bresciane) a Brescia con soli 5 dipendenti dall'esperienza dell'Ing. Carlo Rosani che ne ricoprì la carica di amministratore unico inizialmente e poi quella di presidente ed amministratore delegato fino alla scomparsa. Cembre si inserisce nel settore elettro-meccanico, dapprima nel campo di connettori elettrici ed utensili per la loro installazione con la produzione di giunti di derivazione, giunti a piena trazione e capicorda in rame. Ora Cembre S.p.A. è divenuta leader europeo per connettori elettrici a compressione e per gli utensili relativi di installazione, introducendo anche prodotti per il settore ferroviario e per la siglatura industriale. Attualmente il catalogo di Cembre è composto da decine di migliaia di articoli. Le vendite del Gruppo crescono ogni anno fino a raggiungere nel 2022 ricavi intorno ai 200 milioni di euro (figura 1.1)



Figura 1.1: Numeri di Cembre S.p.A. fino al 2022.

Il programma di produzione Cembre si articola in cinque linee principali (figura 1.2):

- connettori elettrici ed accessori per cavi: la produzione dei connettori viene garantita tramite l'impiego esclusivamente di rame elettrolitico con purezza minima al 99.95% Cu ed alluminio per uso elettrico con purezza minima 99.5% Al;
- utensili per la loro installazione: Cembre produce tre grandi famiglie di utensili, quelli oleodinamici basati sul principio del "martinetto idraulico", quelli meccanici più pratici e di costo contenuto e quelli pneumatici azionati ad aria compressa;
- prodotti per il settore ferroviario come trapani, troncatrici ed avvitatori;
- prodotti per la siglatura industriale come consumabili per la siglatura di supporto per cavi, pulsanti e stampanti a trasferimento termico;
- pressacavi in materiale plastico, ottone ed acciaio inox per quadristica ed impiantistica, morsetti ed accessori.



Figura 1.2: Gamma di prodotti Cembre S.p.A.

1.1 Dati numerici e cenni storici

Nel corso dei decenni Cembre è riuscita ad inserirsi in molteplici mercati e vanta l'installazione dei suoi prodotti in opere di rilievo a livello mondiale. Nel 1993 i contatti ferroviari per rotaia tipo AR 60 vennero omologati da London Underground Ltd. per

l'impiego sulle linee metropolitane di Londra. Successivamente nel 1999 gli stessi contatti vennero installati in tutto l'Euro Tunnel della Manica sia nei terminali inglesi che francesi. Inoltre, l'anno 2009 fu un anno molto importante per Cembre poiché ottenne uno dei risultati più importanti: l'avvitatore Cembre NR-11P venne utilizzato dall'Ente Ferroviario Cinese per la manutenzione delle linee della ferrovia del Qingzang caratterizzata da treni speciali con carrozze pressurizzate e dotate di bombole d'ossigeno e protezione ai raggi UV poiché si colloca per la gran parte della sua estensione ad un'altitudine di 4000 m sul livello del mare.

Diverse sono state le acquisizioni di aziende minori da parte di Cembre S.p.A., tra queste si ricordano OELMA s.r.l., società attiva nella produzione e commercializzazione di pressacavi e materiale elettrico in generale, la fusione per incorporazione nel 2013 con General Marking, azienda per la produzione di segnafile e prodotti per la marcatura di cavi e componenti elettrici e poi nel 2018 l'acquisto dell'intero capitale della società tedesca Ikuma KG, agente nel mercato tedesco come produttore di materiale elettrico (principalmente capicorda) annoverando tra la sua clientela diversi distributori tedeschi di tale materiale.

Cembre è presente in tutto il territorio nazionale attraverso un'ampia rete di venditori e rappresentanti che forniscono un'assistenza adeguata alla clientela. All'estero opera attraverso 6 società controllate, cinque di queste in Europa (UK, Francia, Spagna e due in Germania) e una negli USA (New Jersey). La presenza diretta in importanti paesi dell'Europa occidentale permette al gruppo di raggiungere efficacemente i singoli mercati, accrescendo così il contatto con il cliente (figura 1.3).

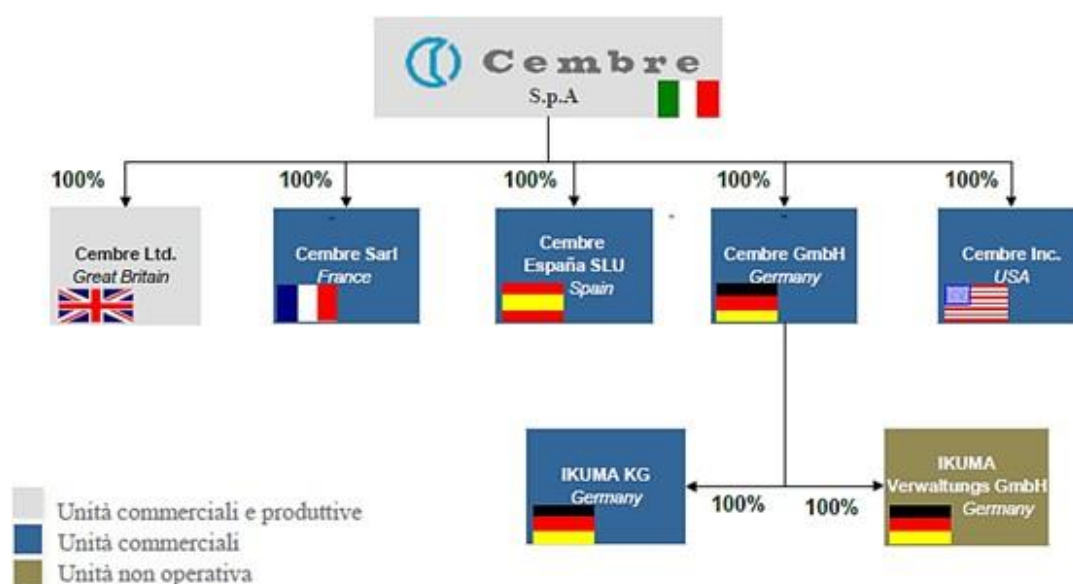


Figura 1.3: Struttura del Gruppo Cembre.

Nello stabilimento situato a Brescia, Cembre progetta e realizza i propri prodotti su un'area totale di 121000 m² di proprietà, metratura ottenuta a fine 2011 quando è stata acquistata un'area industriale di 13500 m² adiacente alla sede della società con un ingente investimento di 10 milioni di euro. Dal 2013 è operativo a Brescia il nuovo magazzino completamente automatizzato, ospitato in un fabbricato industriale di circa 5000 m²: questo sistema è tre volte più efficiente ed ha una capacità di stoccaggio superiore del 50% rispetto al precedente. Successivamente, è stato completato ed entrato in uso un altro fabbricato industriale che ha ampliato ulteriormente il polo logistico della società. Nel 2023 Cembre S.p.A., grazie al PNRR, ha ottenuto i finanziamenti per ampliare il sito produttivo di Brescia con un progetto di innovazione dei reparti produttivi. La previsione di avvio del nuovo reparto sarà nel giugno 2025.

Oltre a questo stabilimento produttivo, ne è presente un altro di dimensioni più ridotte di circa 8800 m² a Birmingham in Gran Bretagna. Gli impianti producono principalmente per il mercato locale.

Il Gruppo impiega in tutto il mondo circa 865 persone, avendo così una forte rete di importatori ed agenti in grado di fornire un'assistenza tecnico-commerciale efficace e che garantiscono anche una distribuzione rapida in tutto il mondo. Il fatturato è in

costante crescita con un tasso di crescita annuale (CAGR) del 5.2% (figura 1.4) il che ha permesso, e permette tutt'ora, all'azienda di investire in attività di ricerca ed attività di miglioramento e innovazione di prodotti esistenti al fine di rendere il loro utilizzo più semplice e migliorarne l'efficienza.

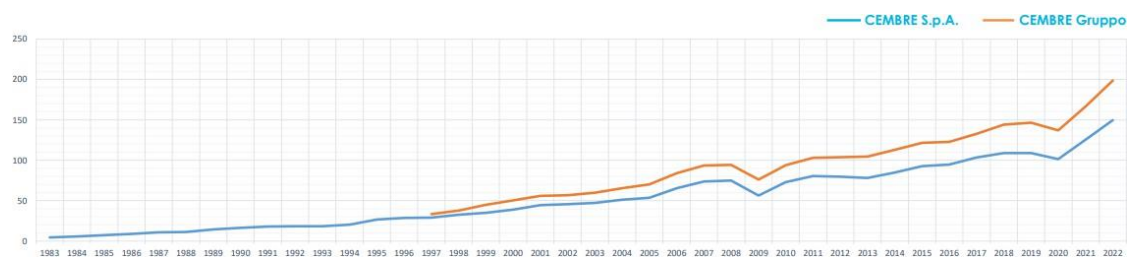


Figura 1.4: Evoluzione del fatturato dal 1983 al 2022.

Da un'analisi più dettagliata della composizione del fatturato (figura 1.5) è evidente come circa il 70% sia composto dalle vendite di connettori elettrici, di utensili e di prodotti relativi al settore ferroviario. Ognuna di queste tipologie di prodotti come le attrezzature per realizzarle quali stampi, punzoni, matrici e attrezzature di bloccaggio del prodotto necessitano l'impiego di diversi processi produttivi, in particolare i processi di asportazione di truciolo come la tornitura, la fresatura e la rettifica. Minimizzare i costi totali di produzione è sempre stato un aspetto fondamentale per il successo dei prodotti, ottimizzando i diversi elementi che compongono un determinato processo produttivo e cercando di mantenere o aumentare lo standard qualitativo complessivo.

In Cembre S.p.A. è stato avviato il dottorato industriale con l'obiettivo di ottimizzare l'usura utensile nelle lavorazioni per asportazione di truciolo eseguite su macchine a controllo numerico. All'interno del percorso di dottorato sono stati valutati differenti sistemi di monitoraggio dell'usura utensile impiegando anche quelli basati sull'intelligenza artificiale.

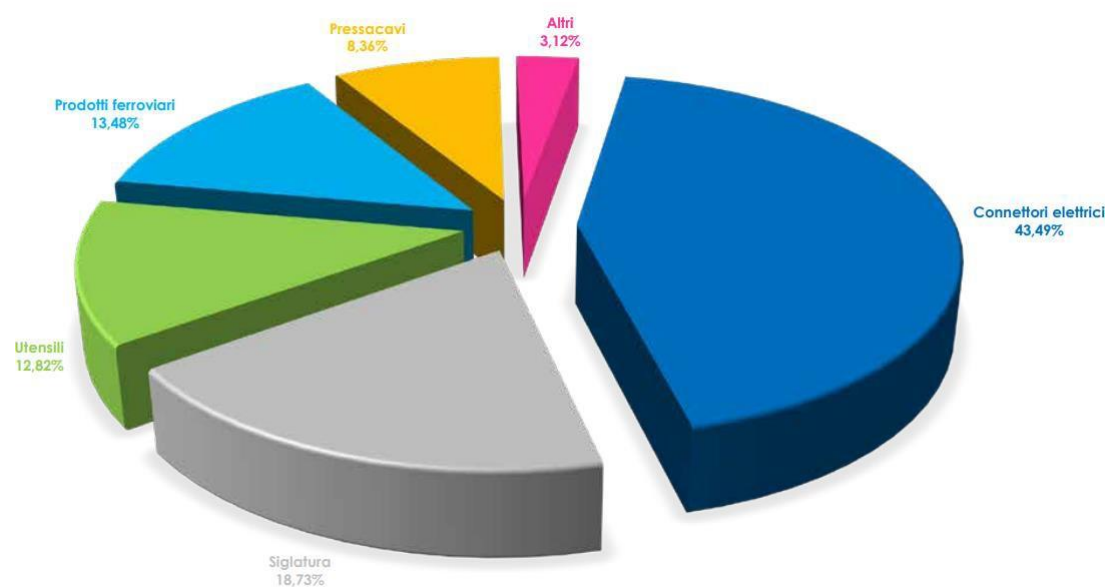


Figura 1.5: Composizione del fatturato in funzione dei prodotti.

CAPITOLO 2

Progetti ufficio CAM

Le officine meccaniche e soprattutto gli uffici CAM basano il loro lavoro sull'esperienza di persone che l'azienda sceglie e ritiene molto valide. Se non avviene il corretto ricambio generazionale, questa esperienza può andare perduta nel tempo. Inoltre se le officine crescono l'esperienza diventa anche memoria. Questa memoria definita come conoscenza del processo nell'era della digitalizzazione può essere integrata in piattaforme software e resa disponibile a chi ne usufruisce. Una grande azienda come Cembre basa il lavoro non solo sull'esperienza e sulla memoria ma anche sull'analisi dei dati per apportare miglioramenti continuativi nel tempo. Analizzando l'ufficio CAM nel tempo ci si è accorti che l'esperienza, la memoria e il tempo per la realizzazione dei programmi di lavorazione mostravano lacune da determinare e sistemare.

I problemi rilevati nel tempo sono stati i seguenti:

1) ogni progettista del ciclo di lavorazione aveva una propria libreria di utensili, in formato CAM 3D non condivisa. Questa comporta la mancata gestione degli utensili all'interno del CAM o del SIMULATORE. L'assenza di una gestione software degli utensili implica: un aumento di tempo nel montare gli utensili al magazzino utensili, un aumento di tempo nella prova macchina, un aumento di tempo nella gestione delle attrezzature, un aumento di tempo e a volte errori nel rapporto tra l'ufficio tecnico e l'ufficio CAM nella realizzazione di prove di collisione virtuali prima della messa in opera delle attrezzature, una mancata analisi di Pareto (ABC) degli utensili più utilizzati e dunque l'ottimizzazione di essi, una gestione dell'informazione utensile uguale o simile riguardante tutti i processi di asportazione di truciolo (fresatura, foratura, tornitura);

2) mancata simulazione dei progetti realizzati attraverso la programmazione CAM. Realizzare un programma, avendo anche gli utensili inseriti in 3D all'interno del software CAM, comporta molto tempo perso nell'officina durante la

prova macchina. Il CAM purtroppo non integra le vere corse della macchina utensile, non integra le misure corrette delle attrezzature commettendo così errori compensabili solamente durante la prova macchina. La simulazione invece garantisce una prova macchina corretta almeno al 95%;

3) gestione del tempo della simulazione. Realizzare una simulazione significa creare un progetto virtuale della prova macchina. Un progetto comporta l'inserimento nel simulatore degli utensili in 3D, delle attrezzature in 3D, del programma CN, dei 3D dei pezzi nelle loro diverse fasi lavorative. Eseguito tutto ciò si deve realizzare la simulazione seguendo il file log dei possibili errori e aggiustarli. Come detto in precedenza diventa una vera e propria prova macchina virtuale. Sicuramente questo comporta un doppio lavoro per il progettista dei programmi di asportazione di truciolo, ma permette ad esso di ridurre quasi a zero la prova macchina reale in officina.

4) database di informazioni, esperienza e memoria distribuita nei vari software aziendali. Quando si realizza un programma di lavorazione alle macchine utensili oltre a realizzare il programma e la successiva simulazione si devono conoscere gli aspetti tecnologici dei materiali che si lavorano e degli utensili che si utilizzano. Queste informazioni fanno la differenza nel costo finale della realizzazione di una commessa lavorativa. Le informazioni si trovano nei cataloghi, nel gestionale utensili, nel network part program (NPP, software simile ad un MES per l'officina macchine a controllo numerico), nel Business intelligence, nell'esperienza degli operatori d'officina e nei programmatori, nei fornitori degli utensili. In un'officina meccanica unire queste informazioni differisce fra essere o non essere performanti.

L'ufficio CAM ha analizzato questi problemi determinando soluzioni più o meno validanti nell'affrontare e risolvere tutti i possibili punti.

Il punto 1 è stato risolto attraverso la codifica ISO13399. La codifica permette:

- l'inserimento dell'informazione utensile nei CAM e nei SIMUALTORI;
- di avere una libreria comune di utensili condivisibile con i software dell'ufficio tecnico;

- di avere lo stesso linguaggio tecnico con il gestionale utensili TP32, con il CAM, col SIMULATORE, con gli operatori d'officina, con il BUSINESS INTELLIGENCE, con l'NPP e con SAP;
- di ridurre gli errori nella prova di simulazione virtuale;
- di ridurre il tempo nella ricostruzione degli utensili in 3D sia nel CAM sia nel SIMULATORE. Attraverso un'APP gli utensili vengono inseriti automaticamente. Inoltre questa APP aggiorna gli utensili ogni giorno dal gestionale utensile TP32. Nelle figure 2.1, 2.2 e 2.3 è possibile vedere la composizione dell'utensile FR0496HSK63 nel gestionale utensili TP32, nel CAD/CAM Visi CAM e nel simulatore Vericut.

Come si vede dalle figure le misure geometriche sono uguali per gli obiettivi detti precedentemente.

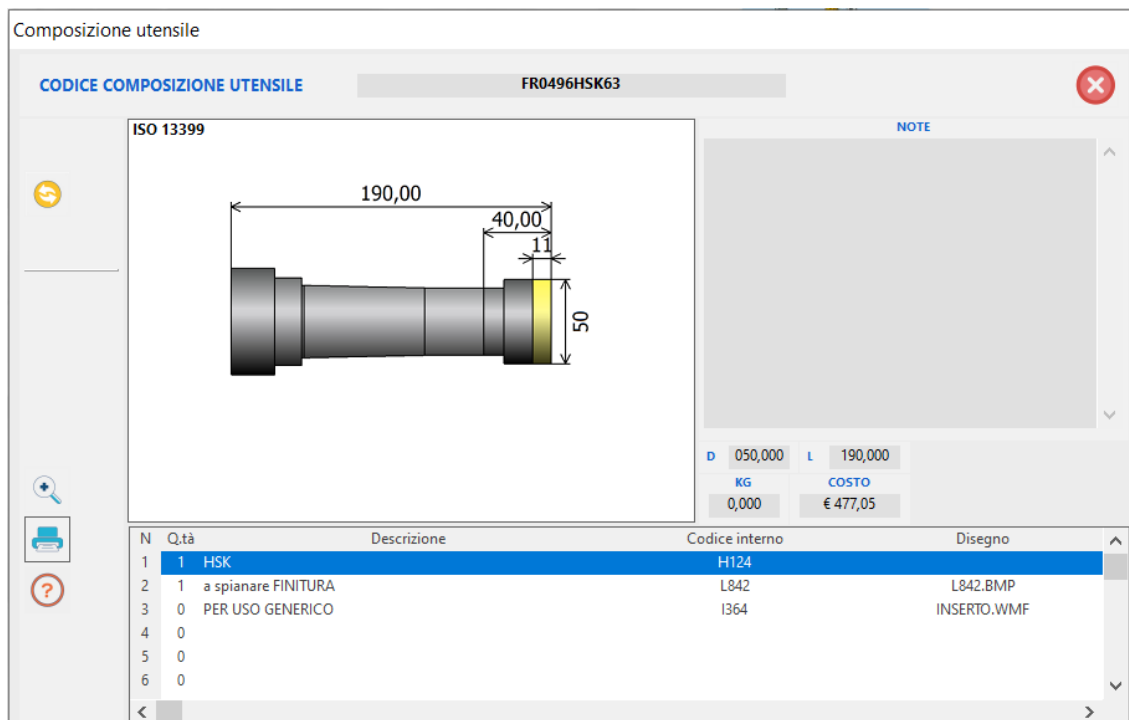


Figura 2.1: Composizione assemblato utensile FR0496HSK63 nel TP32.

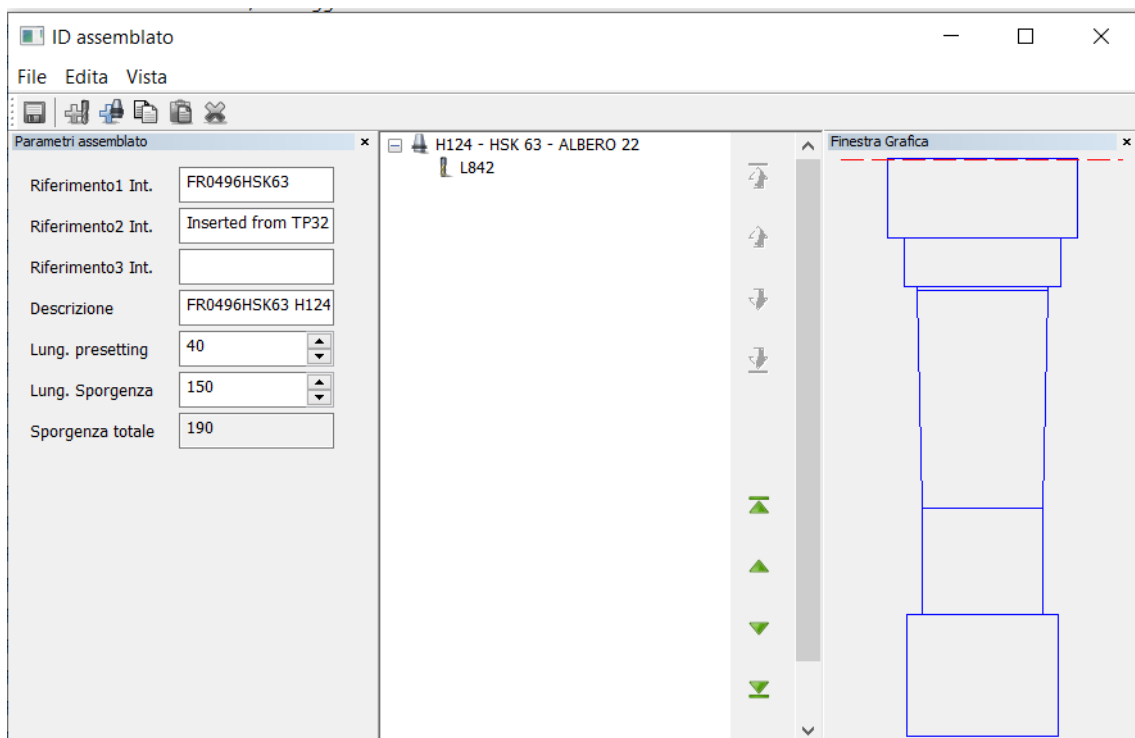


Figura 2.2: Composizione assemblato utensile FR0496HSK63 nel database di Visi CAM.

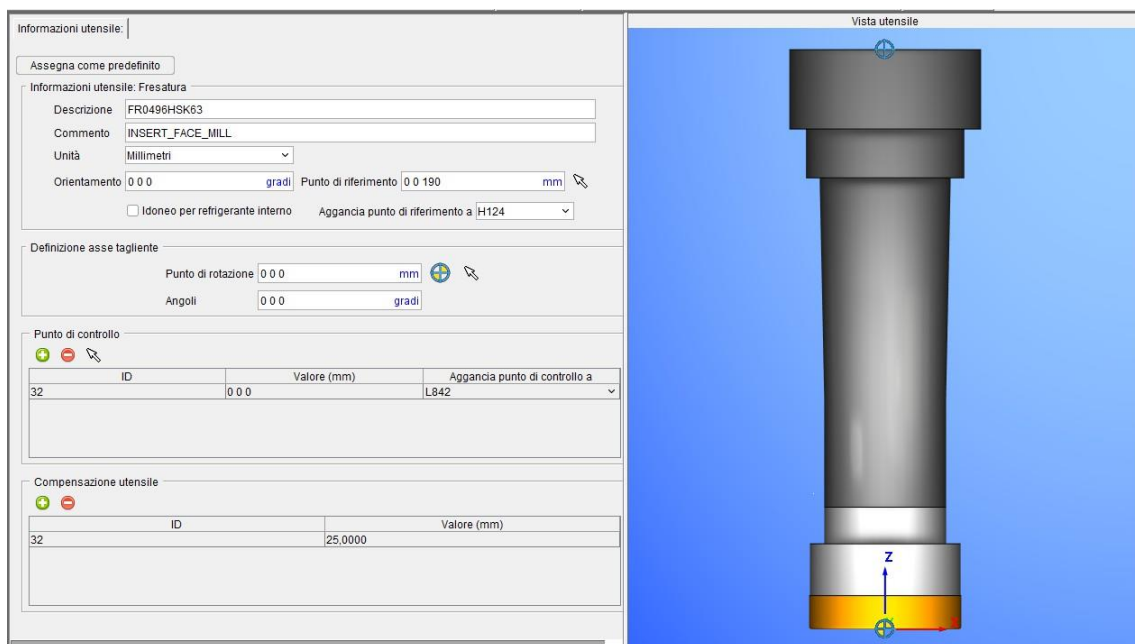


Figura 2.3: Composizione assemblato utensile FR0496HSK63 nel database di Vericut.

Risolto il punto 1 si è passati a ricostruire la prova macchina in modo virtuale attraverso il software VERICUT. Il progetto è stato condiviso con l'Università degli studi di Brescia.

Esso permette di evitare le collisioni in macchina e soprattutto di ridurre il più possibile la prova macchina. Sono state integrate:

- tutte le macchine MCM (centri di lavoro orizzontali a 4 e 5 assi) presenti in Cembre;
- tutte le Robodrill (centri di lavoro verticali a 4 e 5 assi);
- la macchina transfer Gnutti G264;
- l'Index G200 (tornio con tre torrette e due mandrini).

Nella figura 2.4 è possibile vedere la virtualizzazione della macchina Robodrill a 5 assi. Nel futuro verranno virtualizzate altre macchine per gestire completamente la programmazione dall'ufficio CAM. Gli errori non possono più essere commessi alle macchine utensili durante la produzione ma devono essere captati e risolti nella prova di macchina virtuale.

La simulazione e la ISO13399 hanno consentito un dialogo molto più proficuo con l'ufficio tecnico nella realizzazione di attrezzature e dei prodotti. Avere a disposizione i 3D consente di evitare errori di progettazione e conseguentemente di non arrivare alla prova prodotto in macchina in cui si perdono giorni per risistemare programmi e attrezzature di staffaggio dei pezzi da produrre.

Nel risolvere il punto 2 ci si è accorti che il tempo di realizzazione della simulazione diventava eccessivamente lungo. Si è pensato allora di creare un sistema che diminuisse questo tempo.

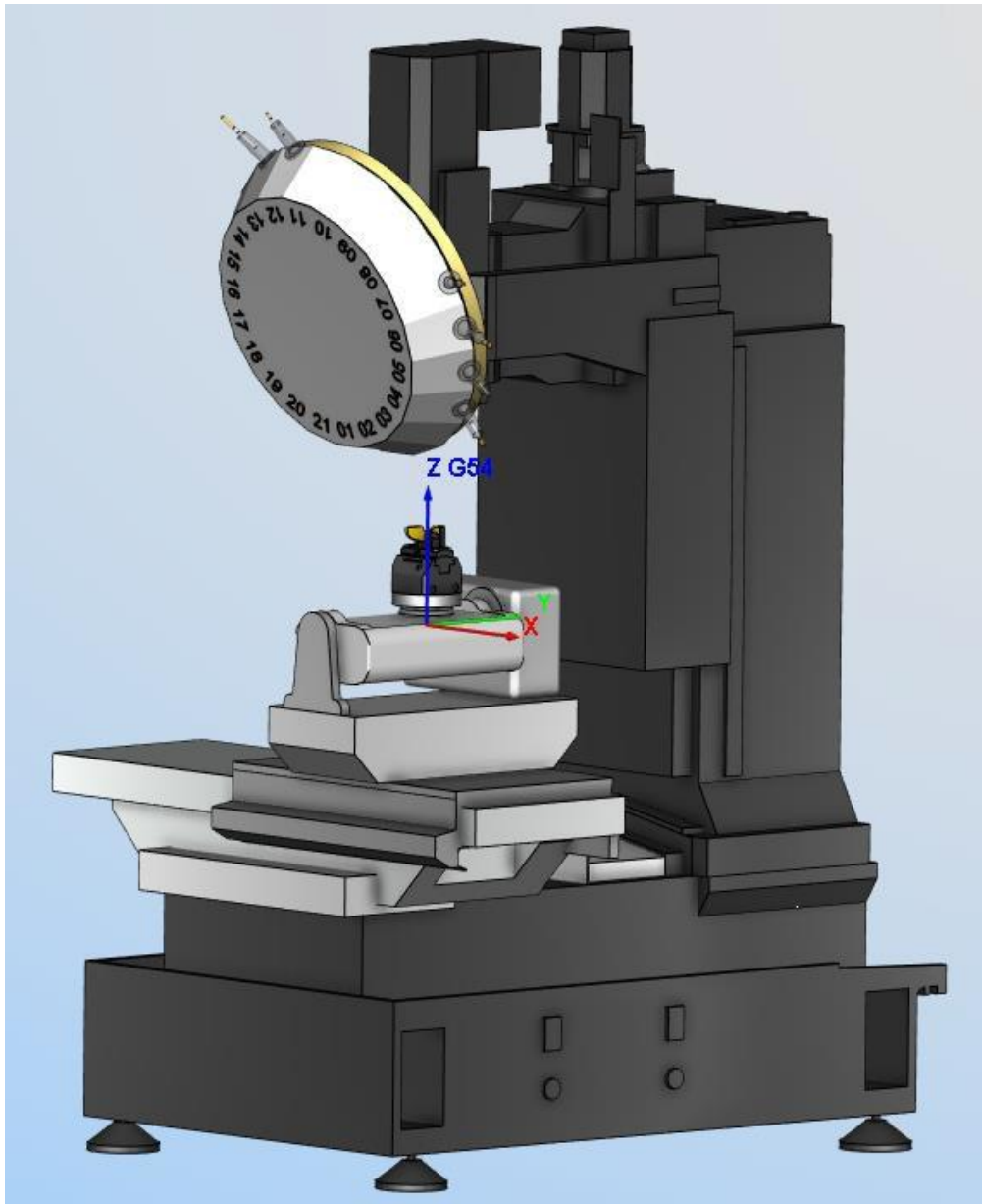


Figura 2.4: Virtualizzazione della macchina Robodrill a 5 assi.

Tale diminuzione passa quindi dal punto 3 cioè il progetto SIMULATE. Esso permette attraverso l'NPP di compilare i campi del progetto di simulazione VERICUT. Creato il programma tramite CAM i dati vengono inseriti nell'NPP. I dati consistono in particolare negli assemblati utensili, le origini delle attrezzature, le origini del programma, i file delle attrezzature in 3D, i file delle fasi dei pezzi in 3D. Automaticamente viene creata la simulazione Vericut. Nel pannello apposito dell'NPP si evidenzia se la simulazione sia corretta oppure no. Il pannello è visibile anche ai capi-

area consentendo di procedere con la produzione del primo lotto senza avere effettuato la prova macchina senza chiedere il benestare dell'ufficio CAM.

Al fine di correlare tutte le tecnologie realizzate in azienda nel tempo. Mediante un sistema o una piattaforma in grado di inglobare tutte le informazioni tecnologiche cioè i contenuti dei cataloghi utensili, del gestionale utensili, del network part program (NPP), del Business intelligence, l'esperienza degli operatori d'officina e dei programmatori e le informazioni derivanti dai fornitori degli utensili, è stato presentato a dicembre 2019 il progetto DIMAPRO. Esso rappresenta il Digital twin di macchine utensili per l'asportazione di truciolo per la progettazione innovativa di prodotto, mediante una piattaforma per la progettazione assistita dei cicli di lavoro.

Essa permette attraverso diverse tecniche informatiche come il machine learning e i modelli computazionali dedicati per la creazione dei modelli solidi (STL) dei volumi asportati, di confrontare e analizzare:

1. parametri di taglio (velocità di taglio, avanzamenti, giri)
2. impegno dell'utensile (radiale, assiale)
3. traiettoria utensile
4. materia prima lavorata
5. volume di truciolo asportato (spessore di truciolo)
6. tasso di rimozione di materiale
7. tempo di lavorazione e dunque costi.

Questo può avvenire per qualsiasi prodotto vecchio e nuovo in modo automatico. Mentre si esegue la simulazione VERICUT, per verificare la riuscita del programma di lavorazione, attivando DIMAPRO, automaticamente vengono salvati ed estratti i dati citati sopra. Più simulazioni vengono attivate, più dati si possono confrontare e analizzare, permettendo il reperimento di tutte le informazioni su quanto eseguito nel tempo in produzione. Questo permette di fare scelte future più rapide, senza l'utilizzo dell'esperienza o della memoria umana e soprattutto in modo completamente oggettivo. L'interfaccia grafica rende di facile lettura e confronto i dati estratti.

I vantaggi di questa piattaforma sono:

- riduzione del tempo di programmazione (-55% dipende dalla tipologia di prodotto);
- miglior consumo degli utensili (-3/6%);
- riduzione tempo di prova (-30% dipende dalla tipologia di prodotto);
- riduzione scarti in fase di collaudo (-10%);
- riduzione scarti in fase di produzione
- riduzione delle composizioni utensili;
- riduzione delle posizioni fisiche a magazzino;
- riduzione acquisto utensili (-10%).

Il tutto è stato realizzato utilizzando il simulatore VERICUT come base di estrazione dei dati. Lo schema di estrazione è rappresentato dalla figura 2.5

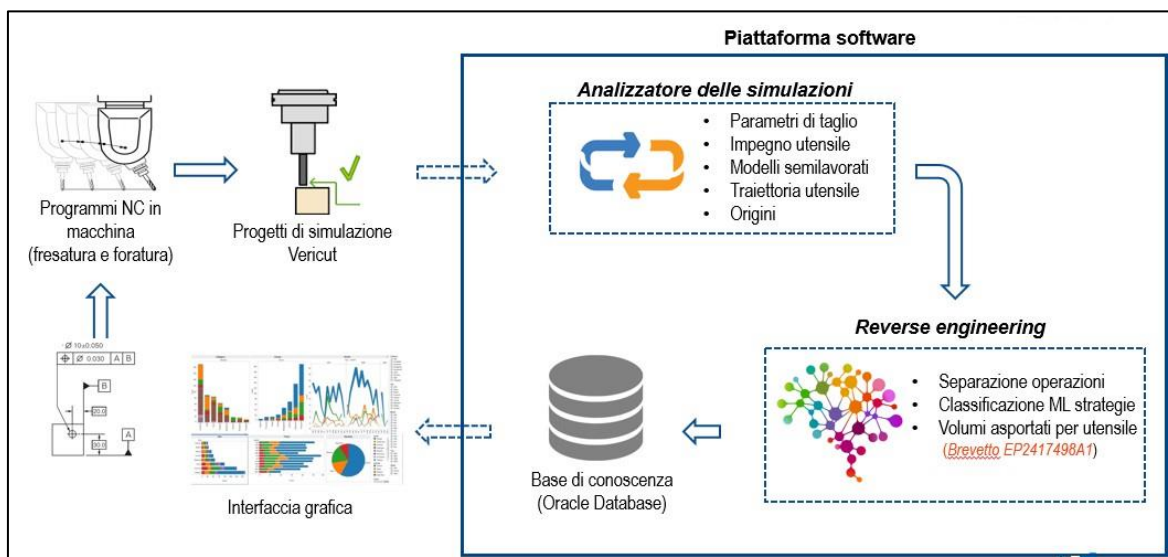


Figura 2.5: Schema di DIMAPRO per l'estrazione dei dati dal simulatore Vericut

Per verificare la qualità di un prodotto manca nello schema DIMAPRO un indicatore che la descriva ed il metodo con cui calcolarlo. Cembre ha proposto diversi progetti per la sua identificazione. Uno fra questi è il dottorato, attraverso l'analisi dell'usura utensile con tecniche di intelligenza artificiale. In Cembre S.p.A. vengono lavorati circa 65 materiali differenti tra cui diverse tipologie di alluminio, acciaio, acciaio inossidabile, ottone e rame. L'ampio range di materiali impiegati implica, una serie di problematiche

per l'azienda, una tra tutte la gestione in magazzino di molteplici utensili. Complessivamente Cembre possiede 3409 tipologie di utensili, somma di 373 utensili di tornitura, 1231 di fresatura, 1125 di foratura, 180 di alesatura, 286 di maschiatura e 214 di barenatura. Gli utensili nominati comprendono sia utensili integrali sia utensili che necessitano del montaggio di uno o più inserti. Combinando perciò i 736 inserti a disposizione si raggiungerebbe l'enorme cifra di 9179 montaggi diversi.

Il motivo che ha spinto Cembre S.p.A. allo svolgimento del dottorato industriale e della presente tesi è legato essenzialmente ai costi elevati degli utensili nei processi di lavorazione. Essi, nonostante siano una variabile relativamente piccola rispetto ai costi di produzione totale, costituiscono una risorsa che porta una serie di vantaggi sul fronte del risparmio economico e di tempo.

CAPITOLO 3

Usura Utensile

3.1 Procedura d'analisi economica

Per poter valutare correttamente l'aspetto economico degli utensili ci si deve avvalere di una procedura d'analisi economica. L'analisi economica delle lavorazioni di asportazione di truciolo fa riferimento ad un insieme di variabili molto ampio, comprendendo ad esempio la macchina utensile impiegata, il materiale da lavorare, i criteri di progettazione, il livello di automazione a disposizione, le caratteristiche dei lotti sia come dimensione che come tipologia, la tipologia di controllo e così via. Una corretta filosofia di produzione, e quindi di un corretto investimento industriale, viene avanzata da approcci che tengono conto sin dalle fasi iniziali delle prestazioni e delle metodologie di lavorazione ad asportazione di truciolo correlandole con tutti gli aspetti della produzione. Ottimizzare la variabile utensile significa portare a condizioni ottimali la risorsa *utensile* a propria disposizione, variabile di processo che ha un'influenza sia sulla produttività sia, di conseguenza, sull'utile che si ottiene dal capitale investito. I costi utensile rappresentano solitamente un valore che si assesta tra il 2% e il 15% dei costi totali di produzione di un componente. In generale è possibile affermare che se l'efficienza di un'utensile viene incrementata, i benefici che si possono ottenere permettono di ridurre i costi di produzione o al più di lasciarli invariati ma migliorando la qualità del prodotto finito.

Il costo utensile è costituito da due componenti:

- un costo fisso rappresentato dalla somma dei costi di ogni componente di un assemblato quindi balluff, tirante di fissaggio, adattatore, pinze e adattatore-prolunga.
- un costo variabile distinto in base alla tipologia di utensile, integrale oppure con inserti.

Quest'ultimo costo è definito dalle seguenti formule, rispettivamente la prima per gli utensili integrali e la seconda per gli utensili con inserti:

$$C_{ut} = \frac{C_{st}}{N_{af}}$$

Dove C_{ut} è il costo variabile;

C_{st} è costo dell'utensile;

N_{af} è il numero di riaffilature che possono essere eseguite sull'utensile prima dal raggiungimento del suo fine vita.

$$C_{ut} = \frac{C_{inserto}}{N_t} + \frac{C_{stelo}}{N_c}$$

Dove $C_{inserto}$ è il costo dell'inserto;

N_t è il numero di taglienti di un inserto;

C_{stelo} è il costo dello stelo dell'utensile;

N_c è il numero di cambi tagliente sopportabili da uno stelo oltre il quale questo è da considerarsi ammortizzato (tipicamente da 1000 a 2000 volte).

Il progetto di ottimizzazione dell'usura utensile, quindi, è nato dallo studio dei costi degli utensili. Dall'analisi dei costi di produzione di Cembre S.p.A. negli anni 2017-2018-2019-2020-2021, è emerso che il costo utensile rappresenta il 16% dei costi totali. Tale dato, rapportato al costo utensile di una azienda come Sandvik, leader mondiale nella produzione di utensili da taglio per acciai speciali e macchine per l'industria estrattiva, che è pari al 3-5% dei costi totali, risulta essere eccessivo. Investigando così il caso Cembre, cercando di capire le motivazioni di tali costi, si è scoperto che non è presente un metodo oggettivo per la quantificazione della misura dell'usura utensile, che indichi

quindi quando un utensile sia eccessivamente usurato e da sostituire. L'unico riferimento al cambio utensile è presente nel software di gestione utensili TP32, nel quale viene inserita una durata media dell'utensile in secondi ed una soglia oltre la quale non è possibile proseguire con tale utensile. L'aggiornamento dei parametri di durata e di soglia viene svolto nella *Tool Room* di Cembre a seguito di un'analisi visiva da parte di un operatore esperto.

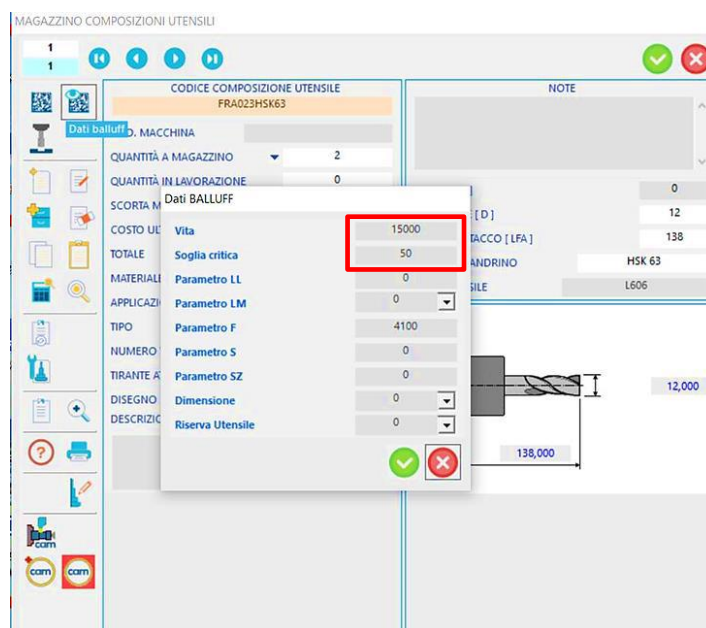


Figura 3.1: Vita e soglia critica nel software TP32.

A causa della variabilità di materiali da lavorare e dei parametri di taglio utilizzati, la durata media, però, non rispecchia mai una durata effettiva dell'utensile, causando alcune volte rotture catastrofiche degli utensili o sostituzioni assolutamente non necessarie. Il primo step per un miglioramento iniziale dell'usura è lo studio teorico della stessa dalle normative ISO 8688 1-2 per la fresatura e ISO 3685 per la tornitura, integrandole con concetti presenti in letteratura.

3.2 Usura utensile

L'usura viene definita come la perdita o asportazione progressiva di materiale dalla superficie di un corpo. Il contatto tra il componente in lavorazione e l'utensile da taglio è la causa scatenante il fenomeno di usura nell'utensile. Nell'ambito dei processi ad asportazione di truciolo, l'usura utensile è un elemento di estremo rilievo, capace di influenzare elementi fondamentali per la produzione di un componente. Gli elementi influenzati sono tipicamente la vita utensile, la qualità del prodotto e la strategia di sostituzione dell'utensile, ognuno dei quali concorre a costituire il costo di produzione di un determinato prodotto.

Le cause dell'usura sono:

- meccanica dovuta all'abrasione generata dallo scorrimento del truciolo sull'utensile;
- termica dovuta all'innalzamento notevole delle temperature durante la lavorazione;
- chimica dovuta all'aumento di temperatura che innesca meccanismi di ossidazione o diffusione allo stato solido in base ai materiali degli elementi a contatto che infragiliscono l'utensile.

Nonostante le cause di usura siano limitate, i meccanismi di usura ad esse correlate, i quali portano fuori servizio l'utensile, sono più numerosi ed ognuno di questi si manifesta in modo differente, spesso in abbinamento con altri meccanismi.

3.2.1 Usura abrasiva

L'usura abrasiva è il tipo di usura più comune e più auspicabile, causata dallo scorrimento di particelle di elevata durezza (carburi, nitruri, ossidi), le quali sotto l'azione delle elevate pressioni specifiche nella zona di contatto con l'utensile, provocano una vera e propria azione abrasiva sulle superfici di petto e fianco dell'utensile. Queste particelle dure possono provenire sia dalla microstruttura del materiale del componente in lavorazione sia da frammenti dell'utensile da taglio. Le superfici devono essere ben

lubrificate per ridurre il coefficiente d'attrito e la rugosità superficiale deve essere la più bassa possibile in modo che le asperità siano più frequenti e meno elevate. È la tipologia di usura preferibile poiché la crescita nel tempo risulta lineare e più prevedibile.



Figura 3.2: Usura di tipo abrasiva.

3.2.2 Usura adesiva

L'usura di tipo adesiva è l'usura causata dal tagliente di riporto BUE (*build-up edge*) che ne altera l'angolo di spoglia superiore, quindi in abbinamento a basse velocità di taglio e basse temperature nelle zone di lavorazione; si manifesta tramite un'asportazione di frammenti di materiale dell'utensile, a valle di microsaldature di truciolo sull'inserto, da parte degli strati di tagliente di riporto che periodicamente si staccano a causa dell'azione di taglio. I materiali più soggetti a questo tipo di usura sono i materiali con alta tendenza all'incollaggio come l'acciaio a basso tenore di carbonio, l'acciaio inossidabile e l'alluminio.



Figura 3.3: Usura di tipo adesiva.

3.2.3 Usura per diffusione

L'usura per diffusione è causata dal passaggio di atomi tra materiale dell'utensile e materiale del pezzo, in presenza di un'affinità chimica. Tale forma di usura è favorita da alte temperature che si sviluppano durante il taglio. È questo il caso di lavorazioni di acciaio con carburi sinterizzati, in cui si può avere a causa delle alte velocità di taglio e temperature, passaggio di ferrite dal pezzo in lavorazione all'utensile e passaggio di carbonio dall'utensile al truciolo. Per innescare un'usura di questo tipo, però, è necessario che durante la lavorazione si superi una temperatura critica chiamata *temperatura di attivazione*.

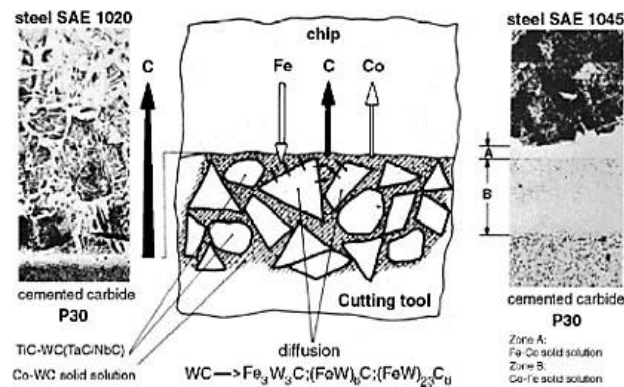


Figura 3.4: Usura per diffusione.

3.2.4 Usura per ossidazione

L'usura per ossidazione si sviluppa dalla combinazione dell'ossigeno presente nell'atmosfera con alcuni elementi chimici che costituiscono l'utensile come il tungsteno (W) e il cobalto (Co). Essa dà luogo ad ossidi che possono essere facilmente asportati dal truciolo.

3.2.5 Usura per deformazione plastica

L'usura da deformazione plastica si differenzia dalle altre poiché non comporta necessariamente un'asportazione di materiale, ma provoca una variazione della geometria dell'utensile, soprattutto nello spigolo dei taglienti. La deformazione plastica

si genera dall'applicazione di sollecitazione meccaniche di compressione e di scorrimenti accoppiati con sollecitazioni di carattere termico.

3.2.6 Usura per fatica

L'ultima tipologia di usura è quella per fatica dovuta ai ripetuti cicli di forze e di temperature, generando delle cricche o rotture vere e proprie del tagliente.

3.2.7 Forme di usura

Le principali forme di usura sono riportate nella figura seguente. Tra queste, le zone dell'utensile coinvolte maggiormente sono il fianco e il petto.

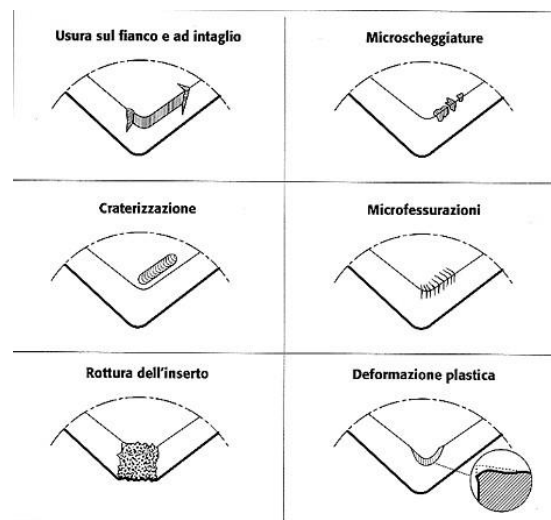


Figura 3.5: Forme di usura [13].

La velocità con cui si sviluppano le forme di usura dipende da una serie di fattori, la maggior parte di questi vengono qui riportati:

- materiale e geometria dell'utensile;
- materiale in lavorazione;
- velocità di taglio ed in generale i parametri di taglio;
- spessore del truciolo;

-
- azione del fluido da taglio presente;
 - affinità chimica tra i materiali;
 - presenza di cicli termici e delle temperature coinvolte nell'area di lavorazione;
 - tipologia di macchina utensile utilizzata.

Le variabili presenti nei processi di lavorazione sono molteplici ed è pertanto fondamentale analizzare da un punto di vista sperimentale le forme di usura che più impattano le lavorazioni di interesse. Proprio per questo vengono in aiuto le norme ISO 8688-1/2 e 3685 rispettivamente per le prove di usura in fresatura (frontale e combinata) e per le prove di usura in tornitura con utensili a testa singola. Queste norme, benché siano state pubblicate nei primi anni '90, delineano e predispongono tutt'ora le modalità per poter condurre delle prove al fine di studiare la durata utensile. La valutazione dell'usura per le norme ISO prevede una serie di step:

- determinazione di un parametro di usura da monitorare;
- realizzazione di prove pratiche con il processo selezionato (fresatura o tornitura), interrotte ad intervalli regolari fissati già in fase di progettazione;
- ad ogni interruzione viene misurato il valore del parametro selezionato;
- i valori raccolti vengono plottati in un grafico chiamato *curva di usura*, i quali punti rappresentano i valori di usura per ogni intervallo di tempo.
- il procedimento viene ripetuto fino a quando l'utensile si rompe oppure non è più sfruttabile.

Tra le forme di usura, le norme fanno riferimento essenzialmente alla valutazione di due forme più comuni: l'usura sul fianco (*flank wear*) e l'usura sul petto (*crater wear*). In entrambi questi casi, l'utensile subisce una perdita di materiale e un'alterazione sia della forma che delle sue dimensioni.

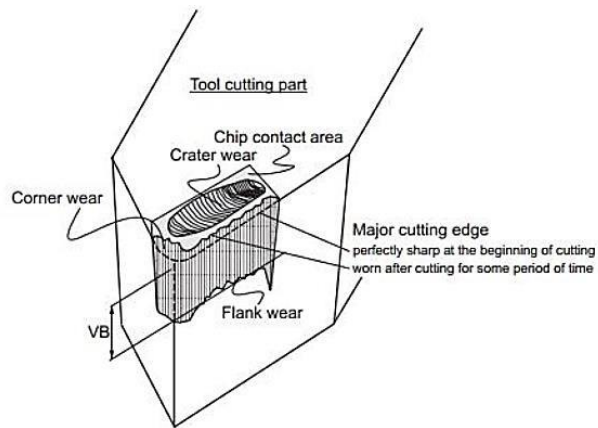


Figura 3.6: Usura del fianco e del petto.

L'usura sul fianco chiamata *labbro di usura* si caratterizza da una serie di striature parallele alla direzione di taglio, generate da fenomeni abrasivi. Essa è sempre presente, in maggiore o minor quantità, nei processi di asportazione di truciolo ed inoltre è quella che maggiormente si riflette sulla qualità della lavorazione di un componente, influenzandone la finitura superficiale e la precisione dimensionale. Entrambi quest'ultimi fattori sono conseguenza dello strisciamento del dorso sulla superficie lavorata.

Le norme forniscono una serie di indicazioni sulle grandezze misurabili correlate a tale fenomeno: si può considerare una grandezza valida il valore della larghezza del labbro nel suo valore medio (VB_B) nel caso di usura del fianco uniforme; se irregolare, si considera il suo valore massimo ($VB_B \max$) nel punto di picco massimo.

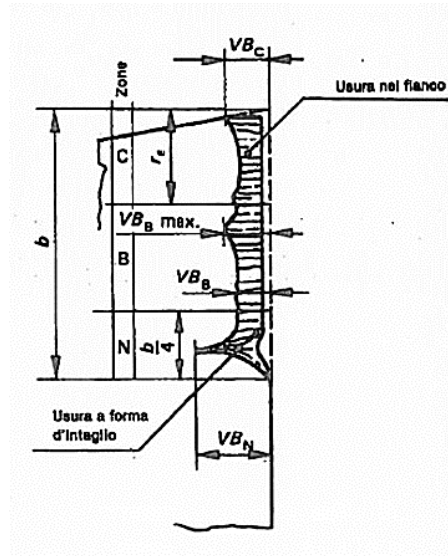


Figura 3.7: Labbro di usura.

Come è visibile nella figura 3.7, le quote dei valori VB_B si riferiscono alla geometria dell'utensile nuovo e non usurato, complicazione non da sottovalutare nella definizione dei processi di acquisizione dei dati. Inoltre, la misurazione della larghezza tipicamente vengono eseguite nella zona B ovvero nella zona compresa tra il raggio di punta dell'utensile e l'intaglio finale. È necessario, però, che la scelta della grandezza da misurare, inteso se considerare VB_B , $VB_B \max$ oppure la larghezza di altre zone come VB_N , venga valutata sulla base della tipologia di operazione da effettuare (ad esempio di finitura o sgrossatura) e per far ciò, ci si avvale di prove preliminari in grado di definire la strategia migliore da seguire.

L'altra forma di usura più frequente è il *cratere di usura*. Essa è causata principalmente dall'usura per diffusione che, come è stato detto, si verifica ad alte temperature. La formazione del cratere comporta un indebolimento dell'utensile con una riduzione della sezione resistente, aumentando quindi la possibilità di rottura dello stesso. A differenza del labbro di usura, il cratere è presente solo negli inserti che consentono di raggiungere velocità di taglio elevate e non è presente nelle lavorazioni di materiali fragili con trucioli interrotti. Le grandezze misurabili per una corretta valutazione sono: la profondità massima del cratere (KT) e la distanza dal punto medio del cratere misurato dallo spigolo del tagliente originale (KM). Sia KT che KM sono parametri più difficili da rilevare

rispetto alla misura VB e necessitano di strumenti più sofisticati come i rugosimetri; in più, i parametri sono due e vengono utilizzati contemporaneamente. Il rapporto $K = \frac{KT}{KM}$, infatti, viene scelto come possibile criterio di durata utensile.



Figura 3.8: Cratere di usura.

3.3 Relazione di Taylor

I valori nel tempo di qualsiasi parametro scelto per l'acquisizione dell'usura, cioè con la valutazione della larghezza del labbro d'usura o con il cratere di usura, sono rappresentati in un grafico chiamato curva di usura,, dove l'asse delle ascisse è costituito dal tempo di contatto utensile-pezzo in minuti e l'asse delle ordinate dal parametro.

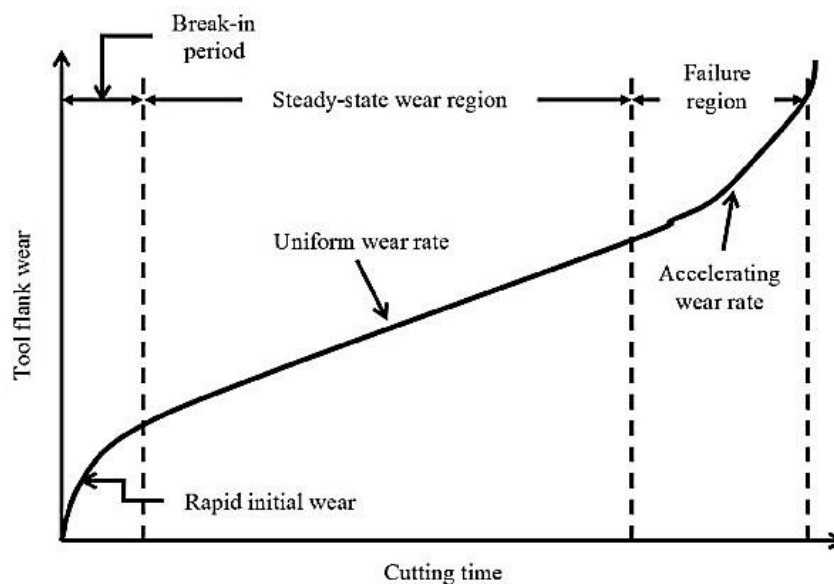


Figura 3.9: Curva di usura.

La curva di usura presenta sempre il medesimo andamento garantendo una suddivisione in tre parti diverse: una prima regione di usura iniziale o primaria, una seconda zona di usura progressiva costante e una terza zona di aumento catastrofico dell'usura nella quale le temperature e le forze di taglio, aumentando notevolmente, non rendono più l'utensile idoneo all'utilizzo. Da una curva di questo tipo è possibile ricavare e fissare un limite di usura oltre al quale si ritiene che l'utensile non sia più in grado di lavorare: le normative suggeriscono tre valori di riferimento adatti ad una gran parte di contesti, $VB_B = 0.3 \text{ mm}$, $VB_B \text{ max} = 0.6 \text{ mm}$ oppure un rapporto $K = 0.1$. Il valore di limite d'usura, però, deve essere sempre valutato specificatamente con prove di tipo sperimentale. In questo modo si definisce quello che viene chiamato *criterio di fine vita utile*, parametro fondamentale per operazione di ottimizzazione usura utensile.

Un utensile deve essere sostituito, pertanto, quando possiede un labbro di usura o un cratere di usura troppo grandi che impattano sui range di rugosità ammissibili e sui limiti di tolleranza geometrica e dimensionale. Al superamento della vita utile, nel caso di un'utensile integrale viene ripristinata la geometria attraverso una riaffilatura, mentre nel caso di utensile componibile viene semplicemente sostituito l'inserto o placchetta.

Da alcune analisi sperimentali, si è notato che il parametro di taglio che più influenza l'usura di un utensile è la velocità di taglio. Infatti, all'aumentare della velocità le curve si spostano verso l'alto diminuendo così la durata del tagliente.

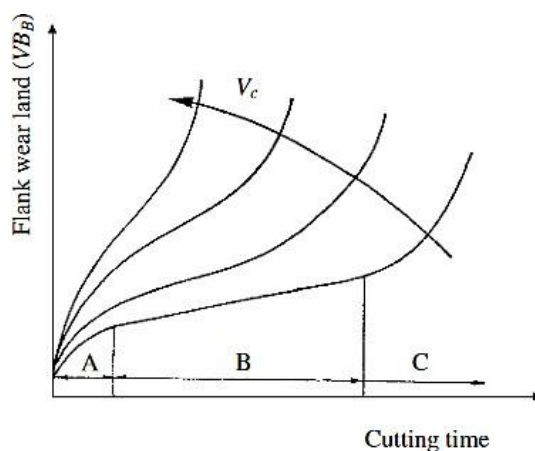


Figura 3.10: Andamento della curva di usura in relazione ad un aumento della velocità di taglio.

Taylor, per primo, indagò all'inizio del secolo scorso sulla correlazione durata-velocità e riuscì ad esprimerla mediante la seguente relazione:

$$v_t \cdot T^n = C$$

Dove v_t = velocità di taglio in m/min

T = durata utensile in min

n = sensibilità della durata alla velocità di taglio

C = costante pari alla v_t corrispondente ad una durata dell'utensile di 1 min. Essa dipende dal criterio di usura impiegato, dalla geometria utensile, materiale e tipo di lavorazione.

La relazione di Taylor viene ottenuta empiricamente con prove ripetute considerando fissi tutti i parametri al di fuori della sola velocità di taglio che viene incrementata in un range definito. Con questa serie di prove è possibile rappresentare i risultati di fine vita su scala logaritmica e osservare la relazione di tipo lineare esistente tra il logaritmo naturale della durata utensile e il logaritmo naturale della velocità di taglio.

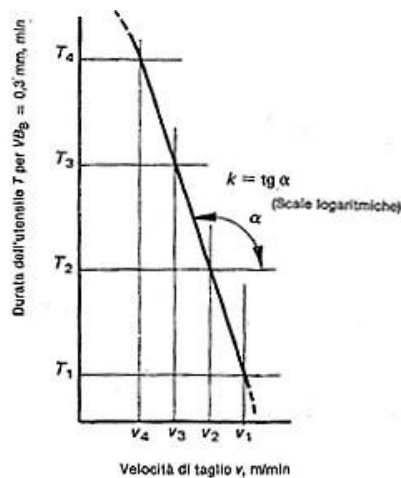


Figura 3.11: Curva v - T per $VB_B = 0.3 \text{ mm}$.

Nella pratica industriale le curve sperimentali ricavate dalla relazione di Taylor consentono di scegliere il materiale dell'utensile (come ad esempio in acciaio rapido, con rivestimenti sottili PVD/CVD ecc.) sulla base della velocità di taglio necessaria e della durata utensile che si vuole ottenere.

L'usura calcolata e verificata con le norme ISO 8688-1/2 e 3685, in un contesto industriale, impiegherebbe troppo tempo per essere realizzata. Le variabili che portano all'usura utensile sono tante e diverse e si possono verificare in momenti diversi. Questo ha indotto la ricerca a definire quali metodi potevano portare ad un sistema di misura dell'usura utensile in modo rapido e contenente tutte le variabili. È stata così fatta un'analisi dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile attraverso i metodi di intelligenza artificiale dal 2010 al 2023 [90].

CAPITOLO 4

Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

Il monitoraggio delle condizioni degli utensili è una componente chiave della microlavorazione, della macrolavorazione e dell'industria moderna. Settori come l'aeronautica, l'aerospaziale, l'energia e l'elettricità incontrano spesso materiali più o meno difficili da lavorare con il taglio convenzionale. Lo scopo del monitoraggio degli utensili è quello di migliorare la qualità del prodotto, ridurre i costi e massimizzare la produttività. Da un punto di vista economico, Zhang et al. [6] hanno affermato che circa il 3-12% del costo di produzione è legato alle condizioni degli utensili da taglio e alla loro sostituzione. Pertanto, lo sviluppo di un sistema di monitoraggio delle condizioni degli utensili (TCM) è essenziale per comprendere in modo efficace ed efficiente le condizioni degli utensili da taglio al fine di prevederne e ottimizzarne la durata. Si può riassumere che un sistema TCM accurato e affidabile potrebbe generare un aumento del 10-50% della velocità di taglio, una riduzione del 75% dei tempi di fermo macchina e un risparmio sui costi di manutenzione di circa il 30%. Oggi, soprattutto in tecnologie consolidate come la tornitura, la fresatura e la foratura, si cerca la massima riduzione dei costi per essere competitivi sul mercato. In un'officina, il ciclo di lavorazione dei prodotti è suddiviso in diverse fasi di lavorazione. Le fasi di lavorazione comprendono la fresatura, la foratura e la tornitura. Per ogni fase vengono utilizzati utensili diversi che tendono ad usurarsi nel tempo. Ogni fase di lavorazione ha un tempo di produzione specifico. La somma dei tempi delle fasi di lavorazione identifica il lead time dei prodotti. Di conseguenza, un guasto prematuro di uno o più utensili comporta una perdita di fermo macchina, che si ripercuote sulla produttività, sulla qualità e sui tempi di esecuzione dei prodotti. L'Industria 4.0, attraverso le sue tecnologie come i sensori intelligenti, l'acquisizione del segnale, l'analisi dei dati e l'intelligenza artificiale, può ridurre o evitare questi guasti imprevisti. Il monitoraggio delle condizioni degli utensili

(TCM) è una tecnica studiata da molti anni e le pubblicazioni hanno dimostrato come si possa ottenere un risultato accurato e corretto in un'unica operazione. Tuttavia, nel mercato odierno, un TCM completo ed efficiente raramente può svolgere in modo affidabile tutte le funzioni. Pertanto, trasferire questi risultati al mondo industriale non è sempre semplice e immediato, soprattutto perché negli ultimi anni il mondo industriale si è sempre più concentrato su prodotti variegati e diversificati in quasi tutti i settori, creando un continuo cambiamento nella produzione. Prevedere l'usura dell'utensile e la vita residua è molto difficile, ma una volta trovata una possibile soluzione, è possibile ridurre significativamente i tempi di fermo, le perdite e i costi.

La descrizione che segue rappresenta una rassegna dei sistemi di monitoraggio degli utensili negli ultimi 13 anni, dal 2010 al 2023, con alcune eccezioni, secondo la checklist PRISMA-P.

4.1. Metodi di ricerca, livello di ricerca, elemento di ricerca e numero di articoli pubblicati trovati

Gli articoli inclusi sono stati recensiti e pubblicati su riviste classificate internazionali. Le relative date di pubblicazione vanno dal 2010 al 2020, con alcune eccezioni. Le ricerche effettuate hanno indicato il titolo della ricerca, gli anni di pubblicazione e l'ambito di ricerca. La figura 4.1 mostra le strategie di ricerca adottate. Sono stati definiti cinque livelli di ricerca con diverse regole di ricerca (i.e., ITEMS). In questo modo, su 21.760 articoli, 77 sono stati selezionati come i più importanti

Livello di ricerca	Elementi	Totale articoli trovati	Ricerca nel database
PRIMO	Titolo della ricerca: usura degli utensili Anni di pubblicazione: 2010–2020 Aree tematiche: ingegneria Tipo di articolo: articolo di revisione e articolo di ricerca	21,760	SCOPUS, GOOGLE SCHOLAR, WEB OF SCIENCES. Basato su DOI
SECONDO	Titolo della ricerca: monitoraggio dell'usura degli utensili, apprendimento Anni di pubblicazione: 2010–2020 Aree tematiche: ingegneria Tipo di articolo: articolo di revisione e articolo di ricerca	2959	
TERZO	Titolo della ricerca: monitoraggio dell'usura degli utensili, apprendimento Anni di pubblicazione: 2010–2020 Aree tematiche: ingegneria, nessun microtaglio Tipo di articolo: articolo di revisione e articolo di ricerca	116	
QUARTO	Titolo della ricerca: monitoraggio dell'usura degli utensili, apprendimento Anni di pubblicazione: 2010–2020 Aree tematiche: ingegneria, nessun microtaglio, solo materiali metallici Tipo di articolo: articolo di revisione e articolo di ricerca	97	
QUINTO	Titolo della ricerca: monitoraggio dell'usura degli utensili, apprendimento Anni di pubblicazione: 2010–2020 Aree tematiche: ingegneria, nessun microtaglio, solo materiali metallici Tipo di articolo: articolo di revisione e articolo di ricerca. Nei metodi diretti e indiretti di misurazione dell'usura degli utensili, la misurazione attraverso immagini, ad esempio telecamere, misurazioni ottiche, non viene considerata	77	

Figura 4.1: Livello di ricerca, elementi di ricerca e numero di articoli pubblicati trovati.

4.2 Selezione delle pubblicazioni con metodi di misurazione dell'usura offline e online e relativa estrazione dei dati dalle pubblicazioni

Per l'estrazione dei dati è stato utilizzato un modulo elettronico standard per la raccolta dei dati. I 77 articoli selezionati, come mostrato nella figura 4.1, contengono numerosi dati che caratterizzano il metodo utilizzato per calcolare l'usura degli utensili. I dati possono essere il tipo di usura dell'utensile calcolata, la macchina utensile utilizzata, i

parametri di taglio nella lavorazione meccanica o il tipo di utensile utilizzato per eseguire la lavorazione meccanica. Per identificare e spiegare i dati per i 77 articoli, abbiamo definito il diagramma di flusso mostrato nella Figura 4.2. La scelta dei dati nelle sezioni è stata suddivisa in due parti. La prima parte indica i requisiti generali ed essenziali per il monitoraggio dell'usura degli utensili: tipo di lavorazione meccanica; tipo di strumento; tipo di usura; tipo di macchina utensile; tipo di materiale lavorato; settore industriale interessato. La seconda parte illustra i metodi comparativi utilizzati per calcolare l'usura degli utensili. Sono stati identificati due metodi, uno offline e uno online. Nel metodo offline, i dati sono: parametri di taglio; apparecchiature per il calcolo dell'usura. Nel metodo online, oltre a considerare i dati offline, ci sono: l'algoritmo di previsione dell'usura dell'utensile; il metodo di acquisizione dei dati (sensore); il sistema hardware di acquisizione dati; l'estrazione delle caratteristiche del segnale del sensore; le prestazioni dell'intelligenza artificiale (IA); il software utilizzato per l'IA; il settore industriale.

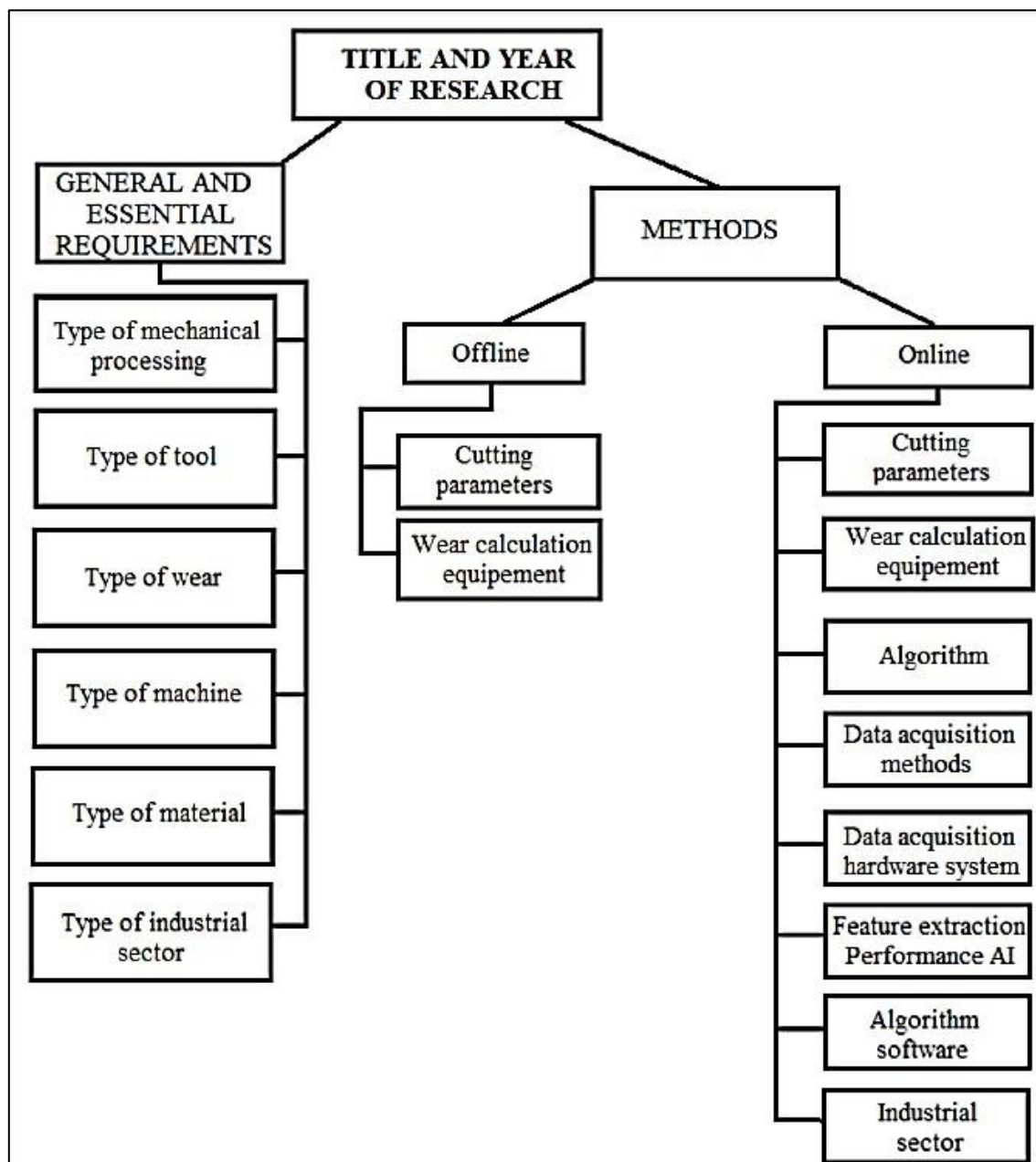


Figura 4.2: Il diagramma di flusso che rappresenta il metodo seguito per l'estrazione dei dati.

Ogni variabile indicata nel diagramma di flusso in figura 4.2 specifica che la selezione degli articoli, e quindi l'estrazione dei dati da essi, è stata eseguita attraverso determinate caratteristiche. Per le lavorazioni meccaniche sono state specificate operazioni di tornitura, fresatura o foratura; per il tipo di utensile, le caratteristiche tecniche dell'utensile, come il diametro, il materiale, il rivestimento e il tipo di ISO 1832; per il tipo di usura dell'utensile sono stati riportati l'usura sul fianco (VB), la profondità del

cratere di usura (KT), l'area superficiale dell'usura (S), l'usura radiale (RW), l'usura del diametro (DW), la vita utile residua dell'utensile (RUL), il tasso di usura dell'utensile e la larghezza di usura del fianco (FWW); per il tipo di macchina utensile è stato indicato il tipo di macchina utensile utilizzata per effettuare l'esperimento, come un tornio, una fresatrice o un trapano; per il tipo di materiale è stato indicato il pezzo su cui vengono eseguite le operazioni di fresatura, tornitura e foratura; per il tipo di settore industriale è stato indicato l'ambito in cui la ricerca è stata applicata o potrebbe essere applicata in futuro. L'usura dell'utensile viene calcolata utilizzando due metodi di misurazione: il metodo statico offline e il metodo dinamico online. Il termine statico si riferisce alla capacità di misurare e visualizzare l'andamento dell'usura dell'utensile subito dopo la produzione di un numero predefinito di pezzi. Ciò significa interrompere il processo per un po' e quindi riavviarlo. Invece i metodi online misurano costantemente l'usura dell'utensile senza interrompere il processo. La misurazione può essere effettuata direttamente, per mezzo di sensori di visione, o indirettamente misurando vibrazioni o forze. I segnali dei sensori vengono inseriti in un algoritmo che prevede l'usura futura dell'utensile. La previsione migliora continuamente nel tempo. Le variabili inserite nel metodo online, come indicato nel diagramma di flusso in figura 4.2, sono state: l'algoritmo che indica il tipo di algoritmo utilizzato per prevedere l'usura dello strumento, come ad esempio l'algoritmo K-star; il metodo di acquisizione dati che indica il tipo di sensori utilizzati per acquisire le variazioni di segnale durante le lavorazioni meccaniche. I sensori possono includere dinamometri, accelerometri e sensori di emissione acustica. Il dinamometro misura la forza, il sensore di emissione acustica misura il suono e l'accelerometro misura le vibrazioni; il sistema di acquisizione dati hardware che specifica il tipo di sistema hardware per l'acquisizione dei dati del sensore durante l'elaborazione. Può essere costituito da un PC e da un dispositivo di acquisizione dati; le caratteristiche estratte dal segnale del sensore come la media, la varianza e la radice della media dei quadrati (RMS) dei dati analizzati. Solitamente, prima della fase di costruzione di un modello di IA, il dataset viene analizzato e manipolato per estrarre proprietà significative da quelle già disponibili. Questo processo è chiamato estrazione di funzionalità e svolge un ruolo fondamentale nella creazione di una solida strategia di

machine learning; per algoritmo software si intende il nome del software utilizzato per eseguire l'algoritmo. Esempi di software sono MATLAB, tensorflow e Roboream; per settore industriale indica se l'esperienza individuata nell'articolo può essere applicata in un contesto industriale e con quale accuratezza.

4.3 Risultati della ricerca

4.3.1 Introduzione, selezione e inclusione delle pubblicazioni

Dopo lo screening di 21.760 pubblicazioni, 2959 sono state recuperate e codificate. Senza considerare le microlavorazioni, sono stati identificati 116 articoli. Di questi 116 articoli, 97 riguardavano il calcolo dell'usura degli utensili utilizzando l'IA per le macrolavorazioni, come la tornitura, la foratura e la fresatura. L'acquisizione di segnali attraverso telecamere e sistemi ottici non è stata presa in considerazione. Successivamente 77 articoli sono stati identificati come idonei ai criteri di inclusione. Per ulteriori dettagli sulla selezione degli articoli, la figura 4.1 mostra tutte le specifiche.

4.3.2 Requisiti generali ed essenziali delle operazioni di lavorazione, numero di articoli, tipo di usura, tipo di macchina e tipo di materiale

Dei 77 articoli selezionati, 51 riguardavano la fresatura, 19 la tornitura, 5 la foratura e 2 tutte e tre le lavorazioni. Nel processo di fresatura sono stati identificati tre tipi di frese: frese a inserti con inserti in metallo duro, frese in metallo duro integrale e frese integrali in acciaio rapido. Nel processo di foratura sono stati identificati due tipi di utensili: punte in metallo duro integrale e punte in acciaio rapido integrale. Gli inserti CNMG tendono ad essere utilizzati nel processo di tornitura. Gli inserti utilizzati erano per il 95% in metallo duro rivestito e per il 5% in materiali ceramici. Le usure calcolate sugli utensili sono l'usura del fianco, il RUL e il tasso di usura dell'utensile. Le macchine utilizzate sono fresatrici verticali, foratrici verticali e torni tradizionali. I materiali lavorati dalle macchine utensili con i relativi utensili sono: ghise, leghe di acciaio, superleghe e leghe di alluminio. Gli acciai lavorati sono: C45, acciaio inox (tipo AISI 316), 42CrMo4, S235JR, acciaio 1018, acciaio 1040, acciaio dolce, acciaio temprato e AISI M3:2. Le superleghe

sono leghe di titanio, inconel 718 e inconel 625. Le leghe di alluminio sono 6061, 5053, 6082, 2024, 7022 e 7075. La tabella 4.1 illustra i requisiti generali ed essenziali.

Requisiti Generali ed Essenziali					
Operazione	Articolo	Tipo di usura	Tipo di utensile	Tipo di materiale	Tipo di macchina
Fresatura	[8]	VB	HSS	Leghe di titanio	macchina verticale
Foratura	[9]	VB	punta in metallo duro	Super leghe e acciaio: Inconel718 e C45	macchina verticale
Fresatura	[10]	VB	HSS	Alluminio 6061	macchina verticale
Fresatura	[11]	VB	fresa da inserti	Leghe di alluminio	macchina verticale
Fresatura	[12]	VB e RUL	fresa da inserti	/	macchina verticale
Fresatura	[13]	VB	fresa in metallo duro	Alluminio 6061	macchina verticale
Fresatura	[14]	VB	fresa da inserti	Leghe di titanio	macchina verticale
Fresatura	[15]	VB	fresa da inserti	/	macchina verticale
Fresatura	[16]	VB	fresa da inserti	Inconel 718	macchina verticale
Fresatura	[17]	VB	fresa da inserti	C45	macchina verticale
Tornitura	[18]	VB	inserti in metallo duro	/	tornio
Fresatura	[19]	VB	fresa da inserti	Ti6Al4V	macchina verticale
Fresatura	[20]	VB	fresa in metallo duro	Acciaio inossidabile	macchina verticale
Tornitura	[21]	VB	inserti in metallo duro non rivestiti CNMG120408	Inconel 718	tornio

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

Fresatura	[22]	VB	HSS	Leghe di alluminio: 5053-H111, 6082-T6, 2024-T3, 7022-T6, 7075-T6	macchina verticale
Tornitura	[23]	VB	inserto TNMM 110408 P25	42CrMo4	tornio
Tornitura	[24]	VB	inserto CNMG120404-MB NC30P grado 5	JIS S45C	macchina verticale
Fresatura	[25]	VB	fresa da inserti	/	macchina verticale
Tornitura	[26]	VB	inserti in metallo duro rivestiti CNMG120408 SM 1105	Inconel 718	tornio
Fresatura	[27]	VB	fresa da inserti	Ti-6Al-4V	macchina verticale
Tornitura	[28]	VB	utensile di tornitura	Inconel 718	tornio
Foratura	[29]	VB	HSS	Inconel 625	macchina verticale
Tornitura	[30]	VB	inserti in metallo duro TNMG160408	Acciaio dolce	tornio
Tornitura	[31]	VB	inserti in metallo duro CNMG120408 MF1 CP200	Matrice composita con titanio (Ti MMC) 10% TiC/Ti-6Al-4V	macchina verticale
Fresatura	[32]	VB	fresa da inserti	Lega di titanio Ti-5Al-5Mo-5V-1Cr-1Fe	macchina verticale
Fresatura	[33]	VB	fresa in metallo duro	S235JR	macchina verticale
Fresatura	[34]	VB	fresa da inserti	Ti-6Al-4V	macchina verticale
Fresatura	[35]	VB	fresa da inserti	Ti-6Al-4V	macchina verticale
Tornitura	[36]	VB	inserti in metallo duro rivestiti SNUN120408	/	tornio
Fresatura	[37]	VB	HSS	Allumino 6082	macchina verticale

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

Fresatura	[38]	VB e RUL	fresa in metallo duro	Leghe di alluminio e super leghe	macchina verticale
Fresatura	[39]	RUL	fresa in metallo duro	Leghe di titanio	macchina verticale
Tornitura	[40]	VB	inserti in metallo duro non rivestiti SPGN 422, grado K68 . Inserti ceramici SNGN 452, grado WG-300	Acciaio 4140 (HRC35), Inconel 718 e Ti-6Al-4V	tornio
Fresatura	[41]	VB e RUL	fresa da inserti	Acciaio inossidabile	macchina verticale
Fresatura	[42]	VB	fresa in metallo duro	C45 steel, Inconel 718	macchina verticale
Foratura	[43]	VB	fresa in metallo duro	/	macchina verticale
Fresatura	[44]	VB	fresa da inserti	Acciaio 1018 HB 121	macchina verticale
Fresatura	[45]	VB, rottura e truciolo	fresa da inserti	42CrMo4	macchina verticale
Fresatura	[46]	VB	fresa da inserti	Acciaio 1018 HB 121	macchina verticale
Fresatura	[47]	VB	fresa in metallo duro	/	macchina verticale
Fresatura	[48]	VB e rottura utensile.	HSS	Acciaio 1040	macchina verticale
Foratura	[49]	VB	HSS	AISI 316	macchina verticale
Fresatura	[50]	VB	fresa da inserti	Acciaio inossidabile HRC52	macchina verticale
Foratura	[51]	VB	HSS	Acciaio dolce	macchina verticale
Fresatura	[52]	VB e rugosità	fresa da inserti	Acciaio H13 e Inconel 718	macchina verticale

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

Fresatura	[53]	VB	fresa da inserti	Leghe di titanio	macchina verticale
Fresatura	[54]	VB	fresa da inserti	/	macchina verticale
Fresatura Tornitura Foratura	[55]	VB, RUL truciolo, rottura, usura corner, usura rake, usura notch	utensile di fresatura, utensile di tornitura, utensile di foratura	Leghe di titanio e nichel, leghe di acciaio, leghe di alluminio	macchina verticale, tornio
Fresatura	[56]	VB e RUL	fresa da inserti	Ghisa, acciaio inossidabile e J45	macchina verticale
Fresatura	[57]	RUL	fresa da inserti	Ghisa, acciaio inossidabile e J45	macchina verticale
Fresatura	[58]	VB	fresa in metallo duro	Acciaio inossidabile HRC52	macchina verticale
Tornitura	[59]	VB	Inserti in metallo duro	AISI 316	tornio
Fresatura	[60]	VB	fresa in metallo duro	AISI M3:2 HRC62	macchina verticale
Fresatura	[61]	VB	fresa in metallo duro	Ti-6Al-4V	macchina verticale
Fresatura	[62]	VB	fresa in metallo duro	C45 temprato	macchina verticale
Fresatura	[63]	VB	fresa da inserti	Ti6Al4V	macchina verticale
Fresatura	[64]	VB	fresa da inserti	Ti-6Al-4V	macchina verticale
Fresatura	[65]	VB	fresa in metallo duro	Inconel 718	macchina verticale
Tornitura	[66]	VB, rugosità e rottura	utensile di tornitura	Leghe metalliche	tornio

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

Fresatura	[67]	VB, rottura, usura lieve, usura media, usura severa, affilatura utensile, utensile usurato	fresa in metallo duro, fresa ad inserti, HSS	Super leghe, leghe d'acciaio e leghe di alluminio	macchina verticale
Tornitura	[68]	VB	inserti in metallo duro CNMG-432	Alluminio 6061	tornio
Tornitura	[69]	VB	inserti in metallo duro WNMG 084 08- QM	AISI 316	tornio
Tornitura	[70]	Tasso di usura utensile	inserti in metallo duro non rivestiti CCMT 060204 TT.	Ghisa e leghe d'acciaio	tornio
Fresatura	[71]	VB	fresa in metallo duro	Inconel 718	macchina verticale
Fresatura	[72]	VB	fresa da inserti	Acciaio 1018	macchina verticale
Fresatura	[73]	VB	fresa da inserti	42CrMo4	macchina verticale
Fresatura	[74]	VB	fresa da inserti	Acciaio ASSAB718HH	macchina verticale
Fresatura	[75]	VB	fresa da inserti	Ghisa CGI 450	macchina verticale
Fresatura	[76]	RUL	carbide mill	Acciaio temprato HRC52	macchina verticale
Fresatura	[77]	Stato di usura utensile	fresa da inserti	Ti-6Al-4V	macchina verticale

Fresatura	[78]	Tasso di usura utensile, RUL	fresa in metallo duro	/	macchina verticale
Tornitura	[79]	VB	inserti ceramici CNMG120408- HM	C45	tornio
Tornitura	[80]	VB	inserti ceramici RNGN CC670	Inconel 625	tornio
Fresatura	[81]	VB	fresa in metallo duro	Inconel 718	macchina verticale
Tornitura	[82]	rugosità	inserti in metallo duro rivestiti TiCN/Al ₂ O ₃ /TiN	AISI 1060	lathe machine
Tornitura	[83]	VB	inserti in metallo duro	Leghe di alluminio	tornio

Tabella 4.1: Il Requisiti generali ed essenziali

4.3.3 Introduzione ai metodi di misurazione

L'usura dell'utensile viene calcolata utilizzando due misurazioni: la misurazione offline, che è statica, e la misurazione online, che è dinamica. Confrontando le due misurazioni, l'usura dell'utensile può essere calcolata con maggiore precisione. Il diagramma in Figura 4.3 mostra come confrontare le due misurazioni. Nella misurazione offline, la macchina esegue la lavorazione e, dopo un certo numero di pezzi o minuti lavorati, interrompe la lavorazione e, attraverso un microscopio, viene misurata l'usura dell'utensile. L'usura viene quindi misurata fino a quando l'utensile non viene sostituito perché usurato. Nella misurazione online durante il funzionamento della macchina, i sensori inseriti all'interno della macchina rilevano l'evoluzione dell'usura dell'utensile. I sensori generano segnali che vengono prima tradotti dal sistema di acquisizione dati e poi analizzati per creare il dataset corretto da inserire nell'AI. L'intelligenza artificiale, attraverso il suo algoritmo intelligente, prevede l'andamento dell'usura degli utensili. Il confronto corretto tra le due misure prevede l'usura dell'utensile con grande precisione. Tutti i settantasette articoli selezionati hanno confrontato le due misurazioni. Le differenze sono in termini di processo, parametri di taglio, tipo di microscopio, sensori utilizzati, sistema di acquisizione dati e algoritmo AI.

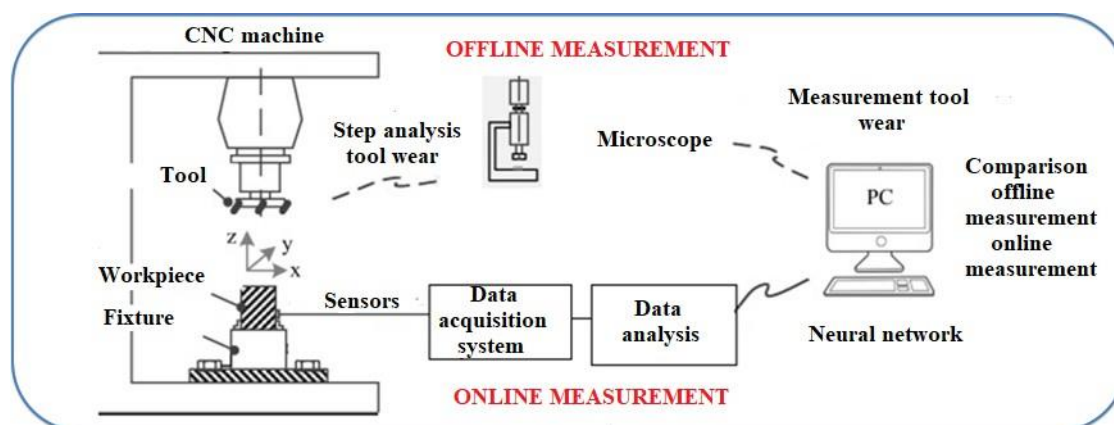


Figura 4.3: Misurazione offline e online

4.3.3.1 Misurazione offline

La misurazione offline dell'usura utensile avviene dopo un determinato numero di pezzi o minuti lavorati. Essa avviene interrompendo la lavorazione e, attraverso un microscopio, viene misurata l'usura utensile. I parametri di taglio che definiscono la durata dell'utensile durante la lavorazione dipendono dai requisiti generali ed essenziali. Il tipo di macchina, il tipo di materiale da lavorare e il tipo di utensile determinano quali parametri di taglio devono essere utilizzati. I parametri di taglio che caratterizzano le lavorazioni analizzate negli articoli sono la velocità di taglio, la velocità del mandrino, la profondità assiale di taglio, la profondità radiale di taglio, la lubrificazione, la velocità di avanzamento, l'avanzamento al dente e il diametro dell'utensile. Ogni singolo parametro di taglio influenza la precisione di lavorazione nella misura geometrica ottenuta e nella rugosità superficiale. Inoltre, la variazione di questi parametri di taglio varia notevolmente la durata dell'utensile durante le lavorazioni meccaniche. Microscopi digitali, microscopi ottici, microscopi a scansione laser, microscopi digitali 3D, sistemi di misurazione video, proiettori di profili e microscopi elettronici a scansione (SEM) vengono utilizzati per misurare la variazione dell'usura nel tempo.

La tabella 4.2 mostra la selezione dei parametri di taglio per le diverse operazioni di lavorazione. Per quanto riguarda la fresatura, circa la metà degli articoli selezionati ha scelto la velocità di taglio e l'altra metà ha scelto la velocità del mandrino. La profondità di taglio e la velocità di avanzamento erano presenti in quasi tutti gli articoli. Per quanto

riguarda la tornitura, tutti gli articoli hanno scelto la velocità di taglio, la profondità di taglio e la velocità di avanzamento. Per quanto riguarda la foratura, la scelta è stata uniforme per tutti i parametri di taglio. Solo cinque articoli hanno scelto il diametro dell'utensile e il lubrificante come parametri di taglio. La "x" indica che nell'articolo è presente il tipo di parametri di taglio.

Parametri di taglio							
Operazione	Paper	Velocità di taglio	Velocità del mandrino	Profondità di taglio, profondità di taglio radiale e assiale	Avanzamento al dente o avanzamento	Diametro di taglio	Lubrificante
Fresatura	[8]		x	x	x		
Foratura	[9]	x					
Fresatura	[10]		x	x			
Fresatura	[11]			x	x	x	
Fresatura	[12]		x	x	x		
Fresatura	[13]	x			x		
Fresatura	[14]	x		x	x		
Fresatura	[15]		x	x	x		
Fresatura	[16]	x		x	x		
Fresatura	[17]	x		x	x		
Tornitura	[18]	x		x	x		
Fresatura	[19]		x	x	x		
Fresatura	[20]		x	x	x		
Fresatura	[21]	x		x	x		
Fresatura	[22]			x	x	x	
Tornitura	[23]	x			x		
Tornitura	[24]	x		x	x		
Fresatura	[25]	x		x			
Tornitura	[26]	x		x	x		
Fresatura	[27]	x		x	x		
Tornitura	[28]	x		x	x		
Foratura	[29]		x		x		
Tornitura	[30]	x		x	x		

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

Tornitura	[31]	x		x	x	
Fresatura	[32]		x	x	x	
Fresatura	[33]	x		x	x	
Fresatura	[34]	x		x	x	
Fresatura	[35]			x	x	
Tornitura	[36]				x	
Fresatura	[37]		x		x	x
Fresatura	[38]	x			x	
Fresatura	[39]	x		x	x	
Tornitura	[40]	x		x	x	
Fresatura	[41]	x		x	x	
Fresatura	[42]		x	x	x	
Fresatura	[44]		x		x	
Fresatura	[45]	x		x	x	
Fresatura	[46]		x		x	
Fresatura	[47]		x	x	x	
Fresatura	[48]			x	x	
Foratura	[49]	x		x	x	
Fresatura	[50]		x	x	x	
Foratura	[51]		x		x	x
Fresatura	[52]	x		x	x	
Fresatura	[53]		x	x	x	
Fresatura	[54]	x		x	x	
Fresatura						
Tornitura	[55]	x	x	x	x	
Foratura						
Fresatura	[56]	x		x	x	
Fresatura	[57]			x	x	
Fresatura	[58]		x	x	x	
Tornitura	[59]	x				
Fresatura	[60]	x			x	
Fresatura	[61]	x		x	x	

Fresatura	[62]	x		x	x
Fresatura	[63]		x	x	
Fresatura	[64]		x	x	x
Fresatura	[65]	x		x	x
Tornitura	[66]	x		x	x
Fresatura	[67]	x		x	x
Tornitura	[68]		x	x	x
Tornitura	[69]	x			x
Tornitura	[70]	x		x	x
Fresatura	[71]			x	x
Fresatura	[72]		x	x	x
Fresatura	[73]	x		x	x
Fresatura	[74]		x	x	x
Fresatura	[75]		x	x	x
Fresatura	[76]		x	x	x
Fresatura	[77]		x	x	x
Fresatura	[78]		x	x	x
Tornitura	[79]	x		x	x
Tornitura	[80]	x		x	x
Fresatura	[81]		x	x	x
Tornitura	[82]	x		x	x
Tornitura	[83]	x		x	x

Tabella 4.2: Parametri di taglio

4.3.3.2 Misurazione online

La misurazione online è un metodo indiretto di calcolo dell'usura dell'utensile che avviene attraverso sensori, sistemi di acquisizione dati, analisi dei dati con relativa estrazione delle feature e inserimento dei dati nell'AI. La previsione più o meno accurata dell'usura dell'utensile viene confrontata con il metodo diretto quando la misurazione offline dell'usura dell'utensile è avvenuta, come descritto sopra, attraverso microscopi. La Figura 4.4 mostra un diagramma di come l'usura degli utensili può essere prevista nella tecnologia online.

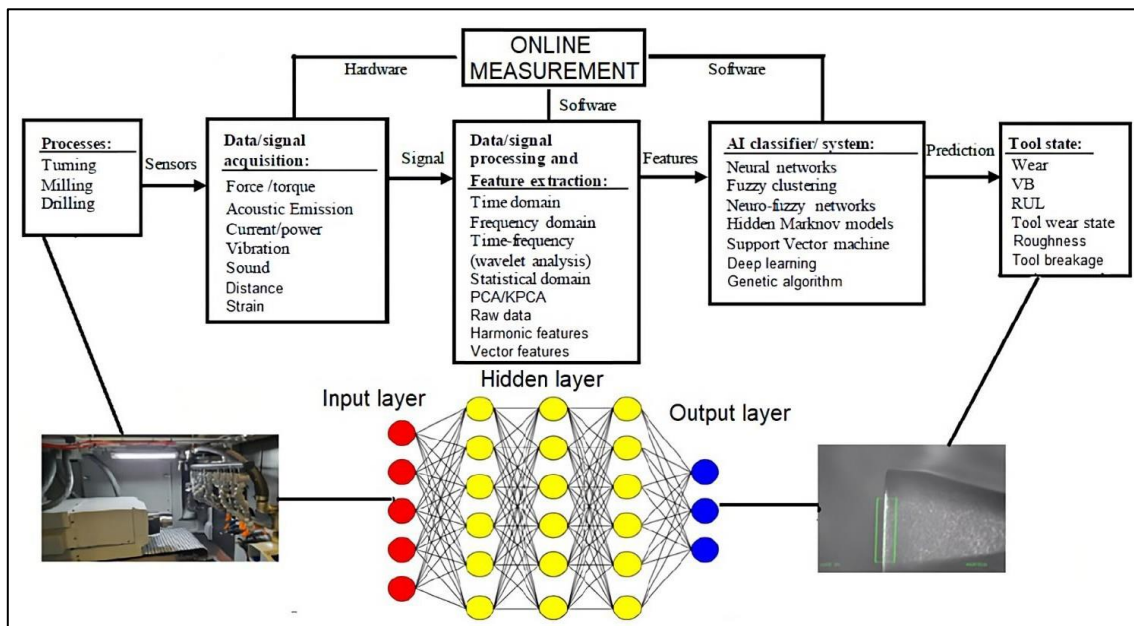


Figura 4.4: Schema della misurazione online

Il diagramma nella Figura 4.4 illustra i passaggi necessari per ottenere una previsione online dell'usura dell'utensile. L'immagine a sinistra all'interno della Figura 4.4 rappresenta l'interno di una macchina utensile, mentre quella a destra una fotografia dell'usura utensile ricavata da un microscopio. Da qualsiasi processo di tornitura, fresatura e foratura, è possibile, con il metodo online, misurare i diversi tipi di usura dell'utensile, come VB, RUL e lo stato di usura dell'utensile. Questa misurazione viene eseguita con componenti hardware, come sensori di vibrazione, sensori di emissione acustica (AE) e sensori di forza, nonché sensori di corrente, potenza e suono. I dati raccolti online dai sensori, ovvero le risposte in uscita del processo, vengono elaborati attraverso la parte software. Sulla base delle caratteristiche del segnale, gli algoritmi di intelligenza artificiale prevedono l'usura dell'utensile con una certa precisione. La Tabella 4.3, la Tabella 4.4 e la Tabella 4.5 le tipologie ed il numero totale di segnali analizzati tra i diversi articoli, rispettivamente per processi di tornitura, fresatura e foratura. Tra gli articoli selezionati, i segnali di forza, vibrazione ed emissione acustica sono stati i più utilizzati per identificare indirettamente l'usura dell'utensile. La "x" indica che il tipo di segnale è presente nell'articolo.

	Articolo	Segnale	Segnale di			Potenza	Numero di segnali
		forza di taglio	Vibrazione	emissione acustica	Suono	Corrente	
TORNITUR A	[18]	x					1
	[21]	x	x	x			3
	[23]		x				1
	[24]	x	x				2
	[26]	x	x				2
	[27]	x					1
	[28]	x	x	x			3
	[30]		x				1
	[31]			x			1
	[36]	x					1
	[40]		x			x	2
	[59]	x	x	x			3
	[68]		x	x			2
	[70]	x		x			2
	[79]		x	x		x	3
	[80]	x	x	x			3
	[83]	x		x			2

Tabella 4.3: Segnali dei sensori articoli di tornitura

	Articolo	Segnale	Segnale di			Potenza	Numeri di segnale
		forza di taglio	Vibrazione	emissione acustica	Suono	Corrente	
	[8]	x				x	2
	[10]				x		1
	[11]					x	2
	[12]	x	x	x			3
	[13]				x		1
	[14]	x					1

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

FRESATURA	[15]	x				1
	[17]	x	x			2
	[19]	x	x			2
	[20]	x				1
	[22]	x	x	x		3
	[25]	x	x			2
	[27]	x				1
	[32]	x				1
	[33]		x			1
	[34]	x				1
	[35]			x		1
	[37]				x	1
	[38]				x	2
	[39]	x			x	2
	[41]		x	x	x	3
	[42]	x	x		x	3
	[44]				x	1
	[45]		x			1
	[46]				x	1
	[47]	x	x			2
	[48]				x	1
	[50]	x	x			2
	[52]				x	1
	[53]	x				1
	[54]				x	1
	[56]		x	x		2
	[57]		x	x	x	3
	[58]	x	x			2
	[60]	x				1
	[61]	x				1
	[62]				x	1
	[63]		x			1

[64]		x			1
[65]	x				1
[71]	x	x			2
[72]	x				1
[73]				x	1
[74]	x			x	2
[75]		x		x	2
[76]		x			1
[77]	x				1
[78]	x	x	x		3
[81]	x	x	x		3

Tabella 4.4: Segnali dei sensori articoli di fresatura

Articoli	Segnali di forza di taglio	Segnali di			Corrente	Potenza	Numero di segnali
		Vibrazione	emissione acustica	Suono			
DRILLING	[9]	x		x			2
	[29]	x				x	2
	[43]				x	x	2
	[49]		x				1
	[51]	x					1

Tabella 4.5: Segnali dei sensori articoli di foratura

4.3.4 Tipo di sensori e loro utilizzo negli esperimenti di ricerca

4.3.4.1 Sensore della forza di taglio

La forza di taglio ha una relazione complessa, diretta ma non lineare con il meccanismo di usura dell'utensile. Un sensore di forza (o dinamometro) viene utilizzato per raccogliere i dati di forza e coppia. Questo metodo di misurazione è il più comune negli articoli selezionati. È utilizzato in dieci articoli di tornitura, in ventotto articoli di fresatura e in tre articoli di foratura. Nella fresatura, i dinamometri vengono utilizzati

per calcolare l'usura laterale dell'utensile, il RUL e l'avanzamento dell'usura dell'utensile. Nei diversi articoli di fresatura vengono misurati la forza di taglio e la coppia utilizzando dinamometri o sensori di calcolo del segnale di forza. Il segnale di forza viene utilizzato anche per calcolare K_c (ad es. la forza di taglio specifica). I dispositivi di calcolo della forza in quasi tutti gli articoli di fresatura sono inseriti sotto l'attrezzatura di fissaggio del pezzo. Per gli articoli di tornitura, vengono calcolati l'usura del fianco dell'utensile e lo stato dell'utensile. Si utilizzano principalmente gli estensimetri che sono sensori a basso costo, facilmente applicabili alla superficie dei portautensili. Possono misurare la forza di taglio, la forza radiale e la forza di avanzamento. Negli articoli di foratura viene calcolata l'usura laterale dell'utensile. Il dinamometro è sempre montato sotto il supporto del pezzo. Si usano estensimetri che vengono utilizzati per misurare sia la forza di taglio che la coppia.

I segnali acquisiti dai sensori della forza di taglio sono influenzati da una varietà di caratteristiche tecniche interne ed esterne della macchina utensile. Gli elementi della macchina utensile possono variare le condizioni di taglio e, quindi, la misurazione delle forze di taglio statiche. L'influenza sulle forze di taglio è dovuta anche al fluido da taglio, che provoca deviazioni e fluttuazioni del segnale, e alle fonti di rumore e vibrazioni dovute alle macchine utensili che operano sulla stessa linea di produzione.

4.3.4.2 Sensore di vibrazione

I segnali ottenuti dai sensori di vibrazione sono utilizzati principalmente in ambienti industriali per facilità d'uso e risparmio sui costi. Essi dipendono dai parametri di processo, come le condizioni di taglio, ma anche dalle caratteristiche tecniche costruttive della macchina utensile e dal materiale del pezzo da produrre. Tuttavia, hanno un problema di sensibilità. Questo impedisce di distinguere tra le diverse fonti di segnali di vibrazione che non consentono così un'acquisizione accurata delle vibrazioni, soprattutto in ambienti industriali. Sono stati trovati 21 articoli di fresatura con acquisizione dei segnali di vibrazioni. Durante la fresatura, è molto importante identificare dove si trova il sensore di vibrazione. Può essere montato sul sistema di bloccaggio del pezzo o sul mandrino, oppure vengono utilizzati due sensori, uno

montato sul mandrino e l'altro sull'attrezzo di bloccaggio del pezzo, oppure montati direttamente sul pezzo. Negli articoli di tornitura, il sensore è spesso montato sul portautensili, oppure sulla torretta portautensili della macchina. Le prestazioni di un sensore di vibrazione dipendono da una varietà di fattori che possono essere interdipendenti. Due fattori importanti sono i parametri del processo e l'ambiente di lavoro. Per parametri di processo si intende la velocità di taglio e la velocità di avanzamento, mentre per ambiente di lavoro si intende l'ambiente industriale o l'esperimento di laboratorio. Durante la foratura, il sensore di vibrazione viene utilizzato per monitorare l'usura laterale dell'utensile.

4.3.4.3 Sensore EA o di emissione acustica

Quando si verifica un processo meccanico di asportazione di truciolo, viene rilasciata una sorta di energia sotto forma di vibrazioni meccaniche. Questa energia viene catturata dal sensore di emissione acustica (EA). È molto affidabile, in particolare negli ambienti industriali perché ha una frequenza maggiore rispetto alle vibrazioni delle macchine utensili e all'ambiente esterno. Dal sensore di emissione acustica è possibile ricavare importanti caratteristiche di processo come la deformazione nell'area di taglio, l'attrito radente tra l'utensile e il pezzo e lo scorrimento del truciolo sull'utensile. Il numero totale di articoli considerati in termini di emissione acustica è stato nove in fresatura, otto in tornitura e uno in foratura. Nella fresatura, il sensore di emissione acustica viene utilizzato per calcolare l'usura del fianco dell'utensile, il RUL e la progressione dell'usura dell'utensile. Il sensore di emissione acustica può essere applicato sull'attrezzatura di bloccaggio del pezzo o direttamente sul pezzo. In caso di utilizzo di due sensori di emissione acustica, uno montato sul mandrino e l'altro sull'attrezzo di bloccaggio del pezzo. Durante la tornitura, i sensori di emissione acustica sono inseriti sul portautensile bloccato da una vite. Possono anche essere inseriti sulla torretta della macchina o montati sul pezzo da lavorare. Il segnale generato dall'emissione acustica è un buon segnale per prevedere l'usura dell'utensile, anche se può presentare elevate incertezze relative alla sensibilità del sensore EA ai cambiamenti dell'ambiente (come temperatura, umidità e rumore). Durante la foratura, il sensore viene installato sul pezzo. Solo la

superficie laterale dell'utensile di foratura contribuisce al segnale di emissione acustica generato dall'attrito.

4.3.4.4 Sensore sonoro

Nella lavorazione, la generazione di suoni udibili è una conseguenza comune a causa dell'attrito tra l'utensile, il pezzo e il flusso dei trucioli. Contrariamente all'EA, questo suono viene trasmesso via aerea e può essere catturato dai microfoni. Tuttavia, nei laboratori e nelle industrie, ci sono molte altre fonti sonore come altre macchine utensili in lavorazione, robot in movimento, soffiaggio d'aria, ecc. Pertanto, l'uso di segnali acustici per una TCM affidabile continua ad apparire impraticabile. I sensori sonori, o microfoni, vengono utilizzati solo per la fresatura. Non sono stati identificati articoli di tornitura e foratura che applicano questi sensori. Sono stati individuati sette articoli di ricerca che utilizzavano un microfono per registrare i segnali audio durante la fresatura. Ad esempio sono utilizzati negli esperimenti un microfono, quattro microfoni oppure un Beamformer sferico con 32 microfoni. Tuttavia, in ogni caso, il segnale acustico viene utilizzato per identificare l'usura del fianco dell'utensile.

4.3.4.5 Sensore di corrente e potenza

Una macchina utensile ha assi e mandrini. Sono controllati da motori che richiedono corrente e potenza per essere attivati. Quando un prodotto viene realizzato, il sistema hardware/software della macchina utensile attiva i mandrini e gli assi in modi diversi, secondo le istruzioni del programma a controllo numerico (CN). La potenza e la corrente utilizzate per eseguire l'asportazione di truciolo sono direttamente proporzionali alla forza di taglio utilizzata dagli utensili per lavorare un prodotto. Questi due segnali di potenza e corrente sono quindi molto utili per caratterizzare l'usura di un utensile VB. Il sistema hardware consente una facile estrazione di questi segnali. Il numero di articoli che hanno analizzato i segnali di corrente e potenza sono sedici: dodici in fresatura, due in tornitura e due in foratura. Durante la fresatura, i segnali di corrente e potenza possono essere acquisiti tramite Open Platform Communications Unified Architecture (OPCUA). La corrente pulsata di tre trasduttori AC-DC è stata utilizzata per la misurazione dei segnali di corrente del mandrino. In

molti articoli, la potenza è stata misurata da dispositivi che misuravano la potenza durante la lavorazione. In molti articoli, la potenza del mandrino è stata ottenuta tramite il codice NC e la corrente tramite un sensore di corrente all'interno del mandrino. La corrente può essere misurata anche tramite pinze a induzione. Durante la tornitura, la potenza può essere misurata utilizzando il misuratore di potenza inserito nel motore dell'asse, invece la corrente viene misurata dal motore dell'asse. Durante la foratura, la potenza può essere misurata dal misuratore di potenza inserito nel motore del mandrino. La tecnica di misurare i segnali di corrente e potenza può avere diversi svantaggi. Tra questi, è stato notato che i segnali di corrente del motore contengono una quantità significativa di rumore, impedendo il rilevamento di piccole fluttuazioni nella forza di taglio e la perdita di componenti ad alta frequenza a causa del filtraggio.

Negli ultimi anni, i ricercatori hanno prestato molta attenzione alla raccolta e all'analisi dei dati di potenza e corrente, quindi la loro facile raccolta non interferisce con i singoli processi interni del macchinario. Si svolge utilizzando attrezzature poco costose. Diventa un sistema affidabile ed è utile per monitorare lo stato di usura dell'utensile e anticipare i guasti precoci. Di conseguenza, un sistema di misurazione dei dati di potenza online sembra più fattibile e pratico e ha un elevato potenziale per l'ambiente di produzione non monitorato.

4.3.5 Caratteristiche del segnale del sensore

4.3.5.1 Introduzione alle caratteristiche del segnale del sensore

I segnali utilizzati per determinare e prevedere l'usura dell'utensile, come descritto sopra, provengono da una varietà di sensori. Dipendono dal tempo e dalla frequenza di acquisizione da parte dei sensori. L'acquisizione di qualsiasi segnale del sensore, da caratterizzare correttamente nella previsione dell'usura dell'utensile, viene filtrata e linearizzata attraverso processi di elaborazione ed estrazione. Questo viene eseguito per ridurre il più possibile gli errori di scansione e ottenere risultati ottimali. I processi di elaborazione del segnale vengono effettuati nei domini di tempo, frequenza e tempo-frequenza. Il processo di estrazione nei diversi domini è molto importante per determinare i parametri caratteristici del segnale. Forniscono dati di input per un sistema

di monitoraggio dell'usura degli utensili. I parametri della feature devono essere opportunamente selezionati durante l'acquisizione per due motivi principali: il notevole aumento del calcolo computazionale e la diminuzione della velocità nell'ottenere il risultato ottimale. Ecco perché la scelta di questi parametri nel dominio tempo, frequenza e frequenza-tempo garantisce la corretta e accurata previsione dell'usura dell'utensile.

4.3.5.2 Caratteristiche del segnale del sensore in diversi domini: Dominio del tempo-Dominio della frequenza-Dominio della frequenza del tempo-Altro

Analizzando tutti gli articoli, il dominio più utilizzato per estrarne le caratteristiche è stato il tempo. Le caratteristiche nel dominio del tempo sono state estratte in 32 articoli, le caratteristiche nel dominio della frequenza sono state estratte in 26 articoli e le caratteristiche del dominio del tempo-frequenza sono state estratte in 20 articoli. In 32 articoli dati grezzi o altri tipi di funzionalità sono stati utilizzati come set di dati per l'AI.

Dominio del tempo: questo è il dominio più utilizzato per estrarre i segnali di forza in termini di grandezza. I valori che vengono estratti sono la radice della media quadratica (RMS), la media, il quadrato medio, la varianza massima (MAX), il coefficiente di picco, la Kurtosi (Kur), la deviazione standard (Std) e l'asimmetria (Ske). Nella maggior parte degli articoli selezionati, i segnali che coinvolgono l'estrazione di caratteristiche nel dominio del tempo, sono quelli di forza di taglio e di vibrazione.

Dominio della frequenza: la caratteristica più estratta dei segnali durante l'acquisizione è la trasformata di Fourier veloce (FFT). I dati nel dominio della frequenza e del tempo vengono estratti principalmente quando sono presenti segnali di vibrazione, suono e forza.

I valori maggiormente estratti nei vari domini di frequenza sono: la frequenza quadratica media, la frequenza del baricentro e la decomposizione dei modi empirici (EMD), il valore di picco, la varianza e la Kurtosi, la media dello spettro di potenza (MPS), la somma della potenza totale della banda (STP), la potenza della banda di picco (PBP), la frequenza massima della potenza della banda di picco (FPBP), la varianza della potenza della banda (VBP), l'asimmetria della potenza di banda (SBP), la Kurtosi della

potenza di banda (KBP) e il relativo picco spettrale per banda (RSPB). Il dominio della frequenza rileva adeguatamente l'usura dell'utensile, ma a causa di disturbi nell'acquisizione del segnale, a volte estrarre le caratteristiche nel dominio della frequenza non è così semplice.

Il dominio tempo-frequenza viene utilizzato per estrarre le caratteristiche dai segnali non stazionari, in particolare dai sensori di forza, suono e vibrazione. I segnali estratti forniscono informazioni sulla singolarità di un segnale nel tempo e nella frequenza. Le caratteristiche estratte sono chiamate trasformazioni wavelet e sono continue, discrete e stazionarie, l'analisi di Fourier, la trasformata di Fourier a breve termine (STFT) il massimo, il minimo, la media, la mediana, il momento, l'asimmetria, la Kurtosi e la deviazione standard. I valori estratti nel dominio tempo-frequenza richiedono meno tempo di elaborazione del segnale, ma sono difficili da usare perché i valori cambiano nel tempo con le trasformazioni wavelet. Negli articoli selezionati, oltre alle caratteristiche estratte nei domini di frequenza temporale, frequenza e frequenza temporale, sono presenti anche altri domini o altre funzionalità. Ad esempio, gli articoli hanno estratto funzionalità nel campo della statistica. Nelle figure 4.5, 4.6, 4.7 è inserito il numero di pubblicazioni contenenti le caratteristiche dei dati nel dominio del tempo, della frequenza, della frequenza temporale, i dati grezzi e altre caratteristiche diverse.

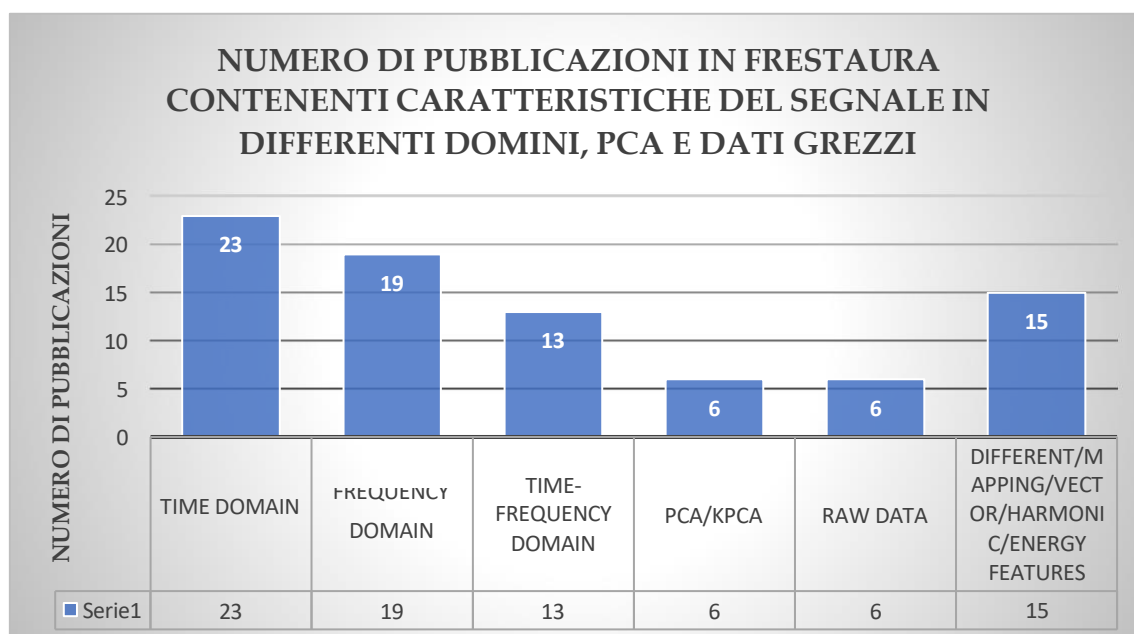


Figura 4.5: Pubblicazioni in fresatura contenenti caratteristiche del segnale in differenti domini, PCA e dati grezzi.

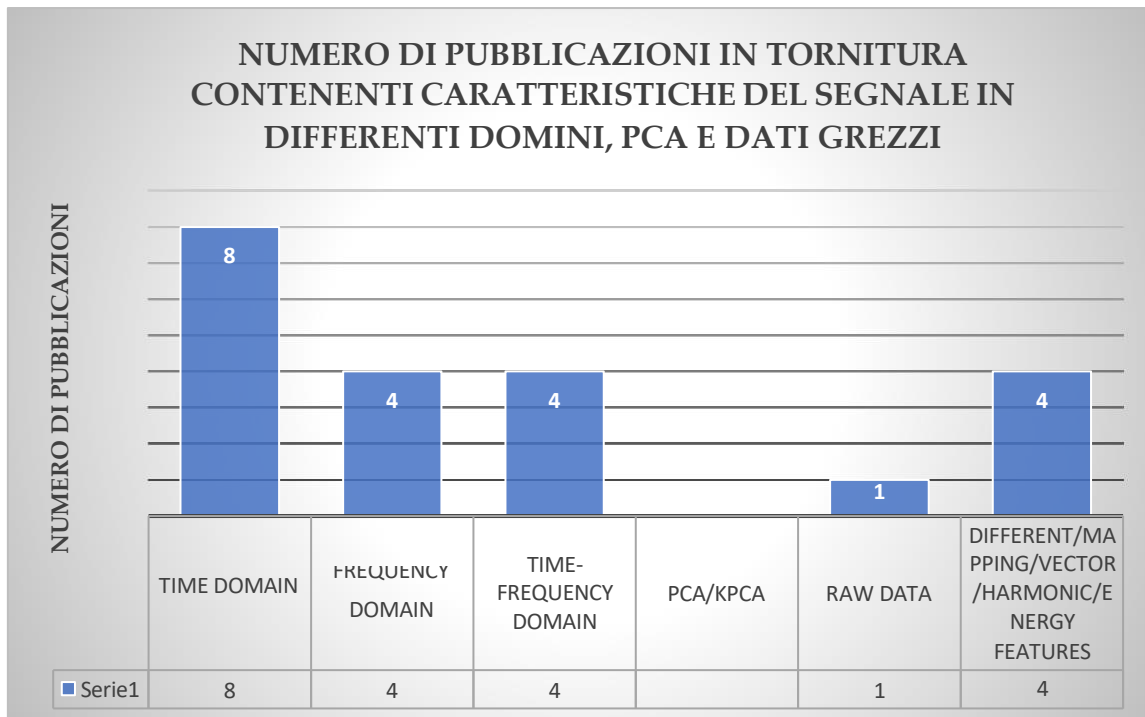


Figura 4.6: Pubblicazioni in tornitura contenenti caratteristiche del segnale in differenti domini, PCA e dati grezzi.

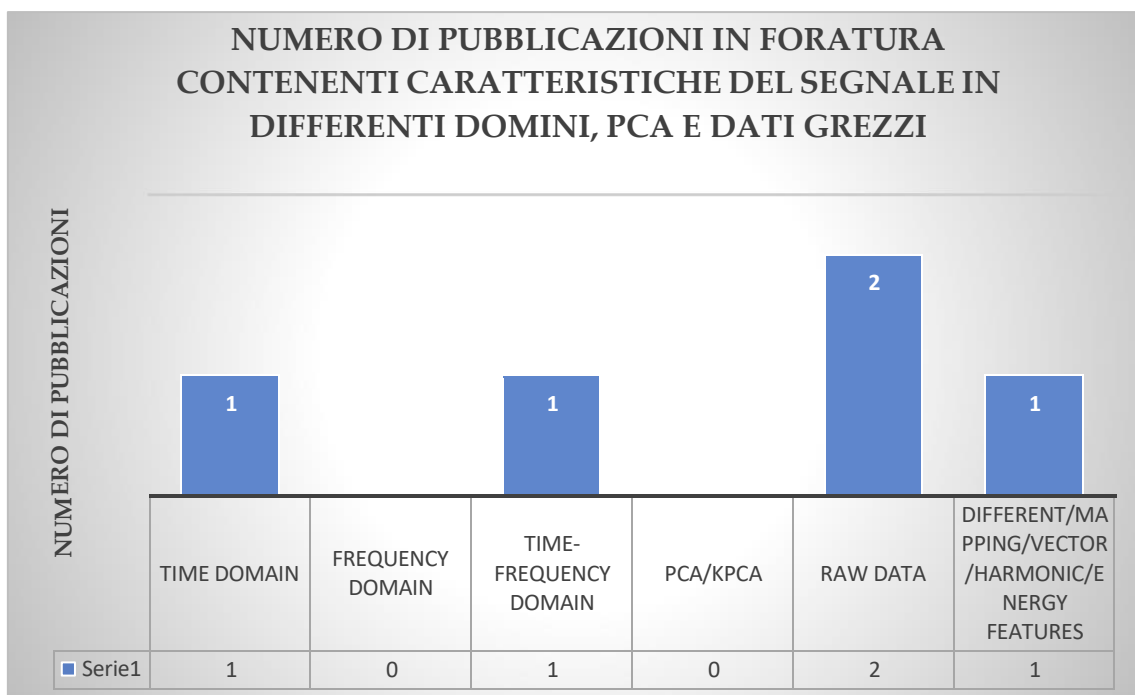


Figura 4.7: Pubblicazioni in foratura contenenti caratteristiche del segnale in differenti domini, PCA e dati grezzi.

4.3.6 Introduzione e spiegazione generale dei metodi di AI

Per fabbricare un prodotto in un ambiente industriale, è necessario passare attraverso diverse macchine utensili con diversi processi di taglio. Questo fa capire che ci sono molte variabili sia nell'ambiente esterno che nell'ambiente interno della macchina, e ogni processo può essere considerato fine a sé stesso. La determinazione dell'usura di un utensile con il metodo offline è troppo impegnativa, soprattutto interrompendo la produzione in qualsiasi momento per controllare l'utensile. Pertanto, i moderni sistemi di misurazione dell'usura degli utensili si basano sul monitoraggio online, identificano le anomalie di processo e avviano azioni correttive senza alcun intervento umano. I sensori utilizzati per acquisire i dati forniscono istante per istante lo stato di usura dell'utensile, stimando così l'usura totale nel tempo e molte altre caratteristiche del processo di taglio. I classificatori svolgono un ruolo fondamentale nel monitoraggio, fornendo un sistema decisionale che utilizza tutte le funzionalità dei dati del segnale del sensore per prevedere gli stati di usura dell'utensile. Le caratteristiche estratte nei domini del tempo, nei domini di frequenza, nei domini di frequenza temporale e in altri domini costituiscono il set di dati da inserire negli algoritmi decisionali. Con il rapido sviluppo della tecnologia dell'AI, molte delle sue metodologie sono state utilizzate per costruire modelli di monitoraggio. Ogni algoritmo o forma di intelligenza artificiale utilizzata per prevedere l'usura dell'utensile e il RUL viene valutata in base all'accuratezza della previsione. Pertanto, sono emersi indicatori di performance che identificano la misura in cui l'AI è adattata all'esperienza attuale.

Nei 77 articoli selezionati, ci sono molti metodi diversi di applicazione dell'AI, come la rete neurale artificiale (ANN), gli algoritmi genetici (GA), gli algoritmi di logica Fuzzy (FL), la macchina a vettori di supporto (SVM), il modello di Markov nascosto (HMM), l'albero decisionale (DT), la foresta casuale (RF), i sistemi di inferenza neuro-fuzzy adattivi (ANFIS), le reti bayesiane (BN), il k-nearest neighbor (KNN), le componenti principali di analisi (PCA), la rete convoluzionale (CNN), Control Chat e altri metodi come il Clustering C-means, la macchina a vettori di rilevanza (RVM), la macchina di apprendimento estremo (ELM), l'analisi dello spettro singolare SSA, il filtro di KALMAN, il campo casuale condizionale a catena lineare (CRF) e altro ancora.

Le reti neurali artificiali (ANN), solitamente indicate semplicemente come reti neurali (NN), sono sistemi informatici ispirati alle reti neurali biologiche che compongono il cervello animale. Una ANN si basa su un insieme di unità o nodi collegati chiamati neuroni artificiali, che modellano liberamente i neuroni in un cervello biologico. Ogni connessione, come le sinapsi in un cervello biologico, può trasmettere un segnale ad altri neuroni. Un neurone artificiale riceve segnali e poi li elabora e può segnalare i neuroni che sono collegati. Il "segnale" in corrispondenza di una connessione è un numero reale e l'output di ciascun neurone viene calcolato da una funzione non lineare della somma dei suoi input. Le connessioni sono chiamate spigoli. I neuroni e i bordi hanno generalmente un peso regolabile man mano che l'apprendimento progredisce. Il peso aumenta o diminuisce la potenza del segnale in una connessione. I neuroni possono avere una soglia in cui un segnale viene inviato solo se il segnale aggregato supera quella soglia. Un algoritmo genetico (GA) è un algoritmo euristico utilizzato per cercare di risolvere problemi di ottimizzazione per i quali non è noto nessun altro algoritmo efficace di complessità lineare o polinomiale. Tipicamente, un algoritmo genetico è costituito da: una popolazione finita di individui di taglia M , che rappresentano soluzioni candidate per risolvere il problema; una funzione di adattamento, Fitness call, che fornisce una misura della capacità dell'individuo di adattarsi all'ambiente e costituisce una stima della bontà della soluzione e un'indicazione degli individui più idonei alla riproduzione; da una serie di operatori che trasformano la popolazione attuale in quella successiva; da un criterio di terminazione che determina quando l'algoritmo deve fermarsi; da una serie di parametri di controllo. Le Vector Support Machine (SVM) sono modelli di apprendimento supervisionato in combinazione con algoritmi di apprendimento per la classificazione. Dato un set di esempi di addestramento, ognuno dei quali è etichettato con la classe a cui appartiene tra le due classi possibili, un algoritmo di addestramento per SVM crea un modello assegnando nuove posizioni in una delle due classi. Il risultato del modello SVM è una rappresentazione delle istanze come punti nello spazio, mappati in modo che gli esempi appartenenti alle due diverse classi siano chiaramente separati dallo spazio più ampio possibile. Un modello di Markov nascosto (HMM) è una catena di Markov con stati che

non sono direttamente osservabili. Più precisamente, funziona come segue: la catena ha un certo numero di stati; gli stati si evolvono secondo una catena di Markov; ogni stato genera un evento con una certa distribuzione di probabilità che dipende solo dallo stato; l'evento è osservabile ma lo stato non lo è. HMM può essere utilizzato per i dati di monitoraggio delle serie temporali. L'apprendimento ad albero decisionale (DT) è un approccio di apprendimento supervisionato utilizzato in statistica, data mining e apprendimento automatico. In queste strutture ad albero, le foglie rappresentano le etichette di classe e i rami rappresentano le giunzioni delle caratteristiche che portano alle etichette di classe. Gli alberi decisionali in cui la variabile di destinazione può assumere valori continui sono chiamati alberi di regressione. Le foreste decisionali RF o casuali sono un metodo di apprendimento collettivo per la classificazione, la regressione e altre attività che funzionano costruendo una moltitudine di alberi decisionali al momento della formazione. Per le attività di classificazione, l'uscita dalla foresta casuale è la classe scelta dalla maggior parte delle strutture. Per le attività di regressione, viene restituita la stima media o media per ogni albero. Un sistema di inferenza adattiva neuro-fuzzy o sistema di inferenza adattiva basato sulla rete (ANFIS) è un tipo di rete neurale artificiale basata sul sistema di inferenza fuzzy Takagi-Sugeno. Poiché incorpora sia le reti neurali che i principi della logica fuzzy, ha il potenziale per catturare i vantaggi di entrambi in un unico frame. Il suo sistema di inferenza corrisponde a un insieme di regole fuzzy IF-THEN che hanno capacità di apprendimento per approssimare funzioni non lineari. Una rete bayesiana (BN) è un modello di grafo probabilistico che rappresenta un insieme di variabili stocastiche con le loro dipendenze condizionali utilizzando un grafo aciclico diretto (DAG). Gli spigoli sono condizioni di dipendenza. I nodi non collegati rappresentano variabili condizionalmente indipendenti. Ogni nodo è associato ad una funzione di probabilità che prende in input un particolare insieme di valori per le variabili del nodo padre e restituisce la probabilità della variabile rappresentata dal nodo. L'algoritmo k-nearest neighbors, noto anche come KNN o k-NN, è un classificatore di apprendimento supervisionato non parametrico, che utilizza la prossimità per effettuare classificazioni o previsioni sul clustering di un singolo punto dati. L'analisi delle componenti principali (PCA) è una tecnica per semplificare i dati

utilizzati nella statistica multivariata. La tecnica mira a ridurre il numero di variabili che descrivono un set di dati con variabili meno latenti, limitando il più possibile la perdita di informazioni. Nell'apprendimento automatico, una rete neurale convoluzionale (CNN) è un tipo di rete neurale artificiale feed-forward in cui il modello di connettività tra i neuroni è ispirato all'organizzazione della corteccia visiva animale. Una CNN ha in genere tre tipi di livelli: un livello convolutivo, un livello di pooling e un livello completamente connesso. L'obiettivo di ogni strato è diverso. Il clustering C-mean fuzzy è un algoritmo in cui tutti i dati possono appartenere a più di un cluster. Gli elementi di un cluster possono essere sia simili che diversi. Le misure che identificano un cluster sono la distanza, la connettività e l'intensità. RVM è una tecnica di apprendimento automatico che utilizza la regressione e la classificazione. L'RVM ha una forma funzionale identica alla SVM, ma fornisce una classificazione probabilistica. SSA è una tecnica per l'analisi di serie temporali. Esegue una scomposizione a valore singolare della matrice di traiettoria, ottenuta dalla serie storica originale, con successiva ricostruzione della serie. Il filtro di Kalman è un algoritmo che prevede lo stato di un sistema a partire dai dati misurati. Il suo funzionamento è diviso in due fasi: la prima fase fa una previsione sullo stato del sistema; la seconda fase perfeziona la previsione dello stato del sistema. I CRF sono una classe di modelli statistici utilizzati nel riconoscimento di pattern e più in generale nell'apprendimento statistico. Le CRF consentono di tenere conto dell'interazione di variabili "vicine" e sono spesso utilizzate per i dati sequenziali.

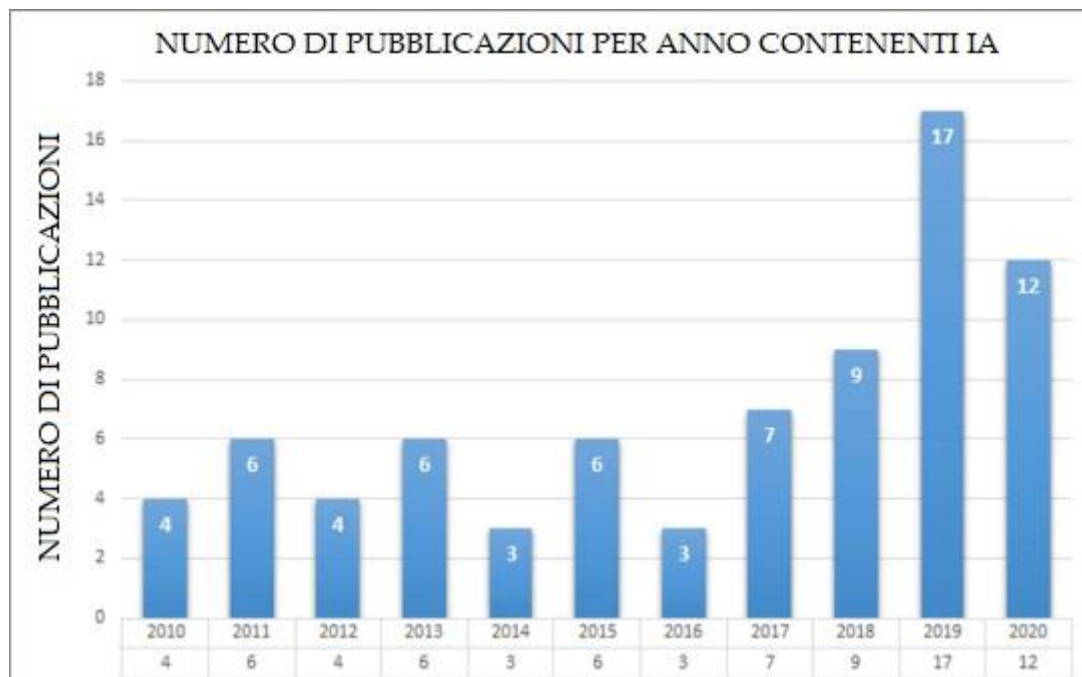


Figura 4.8: Numero di pubblicazioni contenenti IA dal 2010 al 2020

Nella figura 4.8 è chiaro che dal 2010 al 2015 il numero medio di articoli con AI è stato di 4,83, mentre la media degli articoli dal 2016 al 2020 è stata di 9,6. Ciò evidenzia che, negli ultimi anni, la ricerca sugli algoritmi è in costante aumento. La figura 4.9 contiene il numero totale di pubblicazioni all'anno contenenti il tipo di AI. È ovvio che gli algoritmi più utilizzati sono ANN, SVM e Fuzzy. Le altre pubblicazioni hanno tutte lo stesso numero di applicazioni negli esperimenti. Le tecniche di fresatura più utilizzate sono ANN e SVM. La tecnica più utilizzata nella tornitura è l'ANN. Nella foratura, gli esperimenti trovati sono stati pochi e le tecniche utilizzate sono state il GA e il K-star. La parte che indica gli altri indica gli algoritmi utilizzati una sola volta all'interno delle pubblicazioni. Per questo motivo, avendo poco significato, sono stati etichettati come altri.

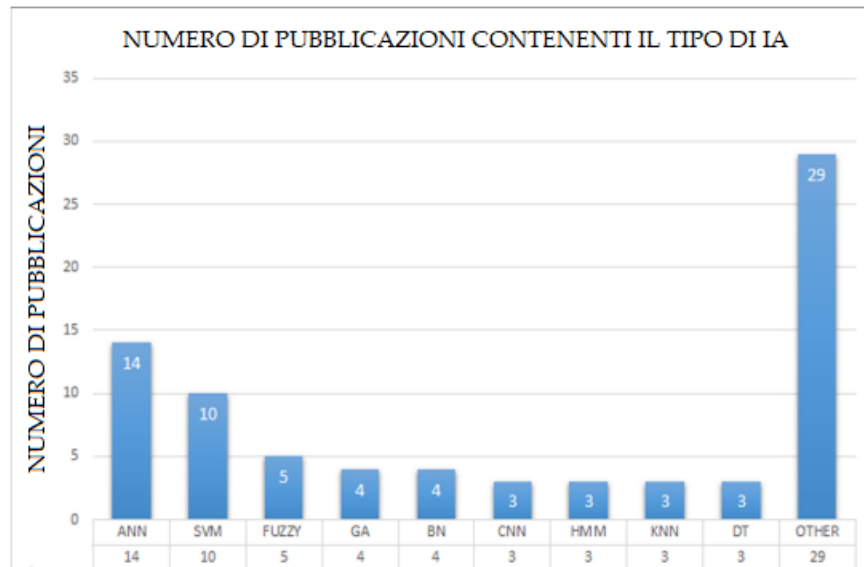


Figura 4.9: Numero di pubblicazioni contenenti la tipologia di IA

4.3.6.1 Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella fresatura

Nella fresatura, ci sono molti metodi diversi di applicazione dell'intelligenza artificiale. Sono state impiegate reti neurali completamente connesse (FCNN) e modelli di meta-apprendimento (MALM). Il primo è stato utilizzato per prevedere l'usura dell'utensile e il secondo è stato utilizzato per adattare i parametri alle varie condizioni di taglio nel processo di asportazione di truciolo. Pertanto, lavorando insieme, possono prevedere l'usura adattandosi automaticamente alle variabili di processo dai dati di addestramento. La CNN è impiegata per analizzare le caratteristiche spettrografiche del segnale audio come modello decisionale per prevedere le condizioni dell'utensile attraverso i segnali audio raccolti. Inoltre, al modello CNN sono state aggiunte le reti neurali profonde per identificare le caratteristiche scelte dal modello. In questo modo si dovrebbe semplificare e ottimizzare il modello di supervisione generale per migliorare i risultati della classificazione. Un altro impiego si basa sull'ARTMAP gaussiano distribuito (dGAM). La caratteristica principale di questo metodo è che la funzione gaussiana distribuita viene adottata per rappresentare la relazione tra i vettori di input e il nodo di propagazione. Inoltre, la funzione di densità di probabilità gaussiana distribuita può rappresentare simultaneamente ogni categoria di usura dell'utensile utilizzando più nodi. Un impiego diverso è quello di riconoscere l'usura dell'utensile

consolidando FBE e C-means fuzzy, analizzando i pacchetti di wavelet per i segnali di forza e vibrazione ed estraendo in modo efficiente le caratteristiche FBE. Infine creando il raggruppamento fuzzy del medio C per queste caratteristiche ha determinato la condizione di usura dell'utensile da taglio. Può anche essere utilizzata l'architettura Ellissoide ARTMAP (EAM) che è una rete neurale della teoria della risonanza adattiva in grado di completare con successo le attività di classificazione utilizzando l'apprendimento incrementale. EAM esegue questa attività riepilogando i dati di input contrassegnati con strutture iperellissoidali (categorie). Un altro metodo è utilizzare il controllo adattivo (AC) in combinazione con CNN per l'autoapprendimento, per l'autoregolazione e per ottimizzare la durata dell'utensile e migliorare la finitura superficiale. Il controllo adattivo consente di regolare automaticamente i parametri di taglio per ottenere la forza desiderata. Il metodo RVM invece è utilizzato nella previsione dell'usura degli utensili, attraverso vettori caratteristici che valutano la costruzione del modello con i parametri di processo e la valutazione delle prestazioni con i segnali di monitoraggio. Questo viene fatto per due motivi: il primo è che i segnali di monitoraggio grezzi non possono essere presi direttamente come segnali di ingresso e, in secondo luogo, i parametri servono a migliorare l'accuratezza del modello. È stata impiegata l'ANN con segnali acquisiti da un accelerometro. L'utensile lavorando aumenta la sua usura e, di conseguenza, la sua forza di taglio durante il processo. Questo porta ad un aumento dell'ampiezza del segnale di accelerazione. Con l'ANN è quindi possibile tradurre questo segnale in una previsione dell'usura dell'utensile, confrontando le etichette effettive e previste, indicanti lo stato dell'utensile nuovo o usurato con un algoritmo di classificazione supervisionato. I risultati ottenuti confermano la corretta, precisa e accurata rilevazione dello stato dell'utensile. Un altro impiego ha valutato l'impatto tra l'usura dell'utensile e la superficie lavorata. Sono stati introdotti nuovi parametri algoritmici come la varianza dell'istogramma, l'energia, la media grigia (GA), l'entropia (GLCM) e il momento diagonale (GLCM). La varianza dell'istogramma è il parametro che influenza maggiormente i risultati della previsione dell'usura dell'utensile ed è in realtà il più utilizzato. Il filtro di Kalman viene utilizzato per collegare i segnali di forza acquisiti all'impostazione della varianza dell'istogramma. I

campi casuali condizionali (CRF) sono una classe di metodi di modellazione statistica e spesso vengono impiegati al riconoscimento e all'automazione di modelli utilizzati per la previsione strutturata. Mentre un classificatore prevede un'etichetta per un singolo campione senza considerare i campioni "vicini", un CRF può prendere in considerazione il contesto. A tal fine, le stime vengono modellate come un modello grafico, che rappresenta la presenza di dipendenze tra le stime. Il tipo di grafica utilizzata varia a seconda dell'applicazione. Ad esempio, nell'elaborazione del linguaggio naturale, sono popolari le CRF a "catena lineare", in cui ogni previsione dipende solo dai suoi immediati vicini. L'apprendimento angolare estremo del kernel a due strati (TAKELM) e l'evoluzione differenziale binaria (BDE) sono stati impiegati analizzando i segnali di emissione acustica. L'algoritmo TAKELM caratterizza lo stato di usura dell'utensile durante il processo di lavorazione, mentre il BDE riduce al minimo gli errori di previsione dell'usura dell'utensile scegliendo i migliori parametri di funzionalità. L'algoritmo di classificazione di Bayes è stato impiegato per monitorare lo stato di usura dell'utensile per casi discreti e continui. I segnali di forza sono stati utilizzati sia in casi diretti che continui. In entrambi i casi è stata valutata l'usura del fianco dell'utensile. Questo algoritmo può essere vantaggioso perché può essere applicato a più sensori, come quelli per le vibrazioni e il rumore, ed è quindi poco costoso dal punto di vista del calcolo computazionale. L'algoritmo HMM è impiegato per definire lo stato di usura dell'utensile e, quindi, la RUL. Un modello di Markov nascosto (HMM) è una catena di Markov in cui gli stati di usura utensile non sono direttamente osservabili. Più precisamente gli stati di usura evolvono secondo una catena di Markov e ogni stato genera un evento con una certa distribuzione di probabilità che dipende solo dallo stato. È quindi possibile osservare lo stato di usura dell'utensile. Le figure 4.10, 4.11, 4.12 mostrano il numero di pubblicazioni sulla fresatura contenenti il tipo di AI, il tipo di segnale utilizzato e il tipo di usura calcolata. È chiaro che il tipo di AI più utilizzato è SVM e poi ANN. Il tipo di segnale più estratto è la forza di taglio e quindi la vibrazione. Il tipo di usura più calcolato è VB e poi RUL.



Figura 4.10: numero di pubblicazioni contenenti il tipo di IA.

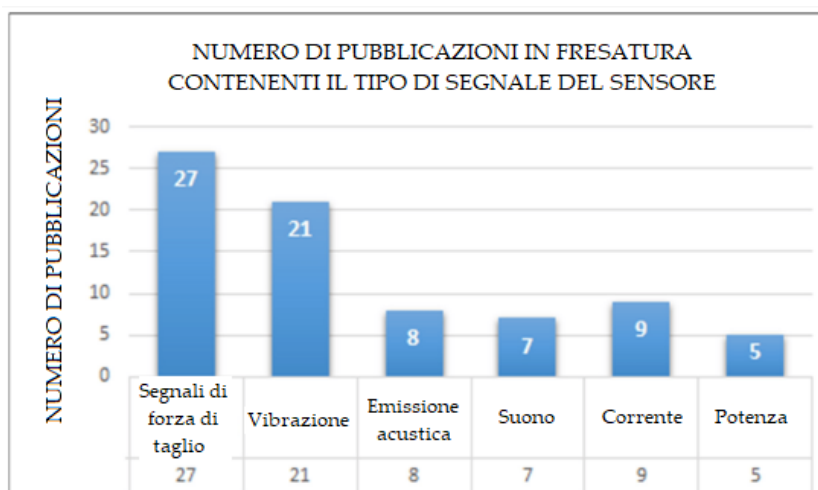


Figura 4.11: numero di pubblicazioni contenenti il tipo di segnale del sensore.

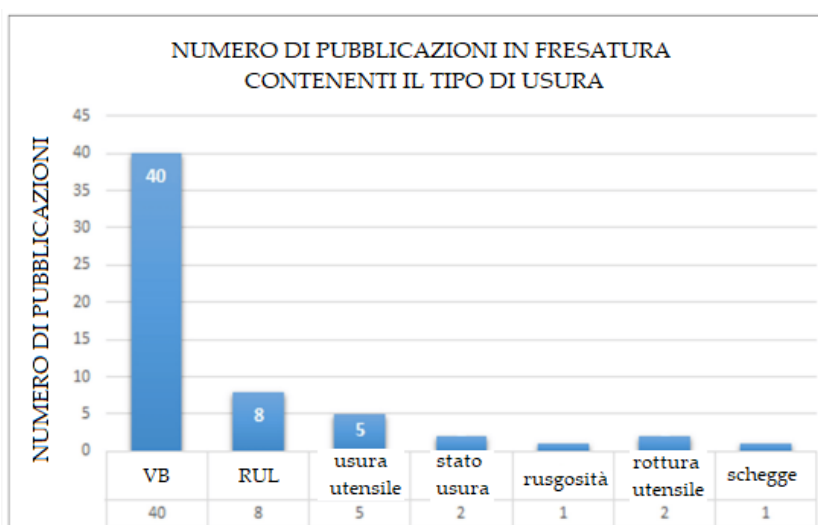


Figura 4.12: numero di pubblicazioni contenenti il tipo di usura.

Analizzando i metodi di AI per la fresatura, si può determinare che il più utilizzato è l'SVM. La figura 4.13 mostra che il metodo di calcolo dell'usura degli utensili più utilizzato è il metodo VB, con otto pubblicazioni. Il RUL è stato elencato in due pubblicazioni.

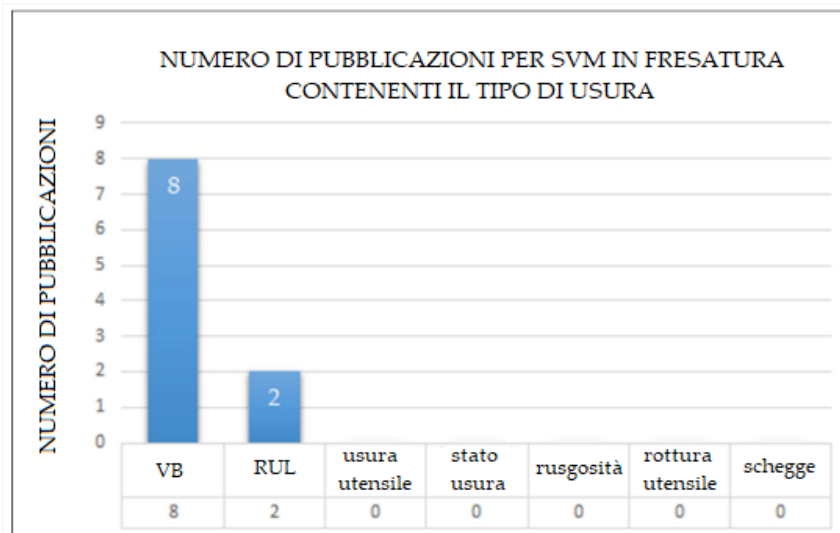


Figura 4.13: numero di pubblicazioni per SVM contenenti il tipo di usura.

La Figura 4.14 mostra che il segnale principale estratto dai sensori è la vibrazione, in quattro pubblicazioni e il suono, in quattro pubblicazioni. La forza di taglio è stata trovata in due pubblicazioni, come la corrente. Infine, l'emissione acustica è stata trovata in una pubblicazione. La potenza non è stata utilizzata con SVM nella fresatura.

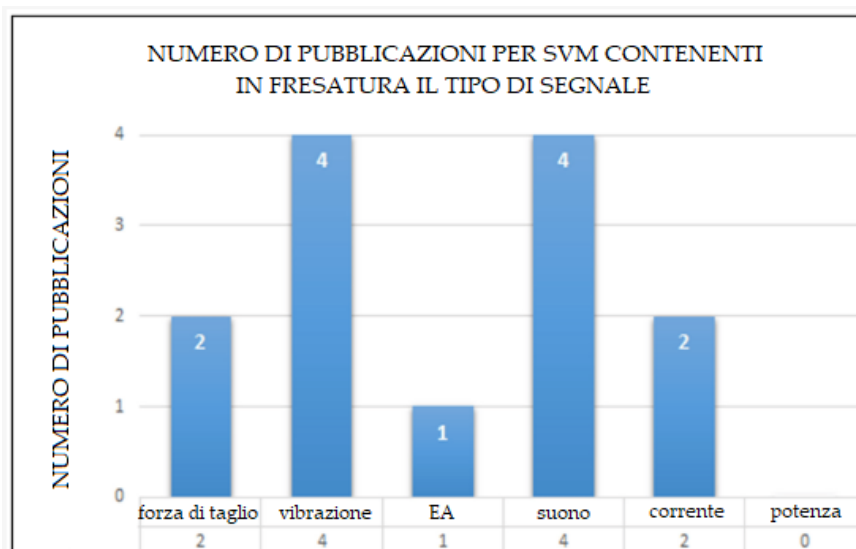


Figura 4.14: numero di pubblicazioni per SVM contenenti il tipo di segnale.

La Figura 4.15 mostra quali domini, per la fresatura, vengono estratti e i dati dai sensori. Il maggior numero è nel dominio del tempo, con sei pubblicazioni, poi segue il dominio della frequenza con cinque pubblicazioni, il dominio tempo-frequenza con due pubblicazioni, altre caratteristiche con due pubblicazioni, i dati grezzi e la PCA con una pubblicazione.

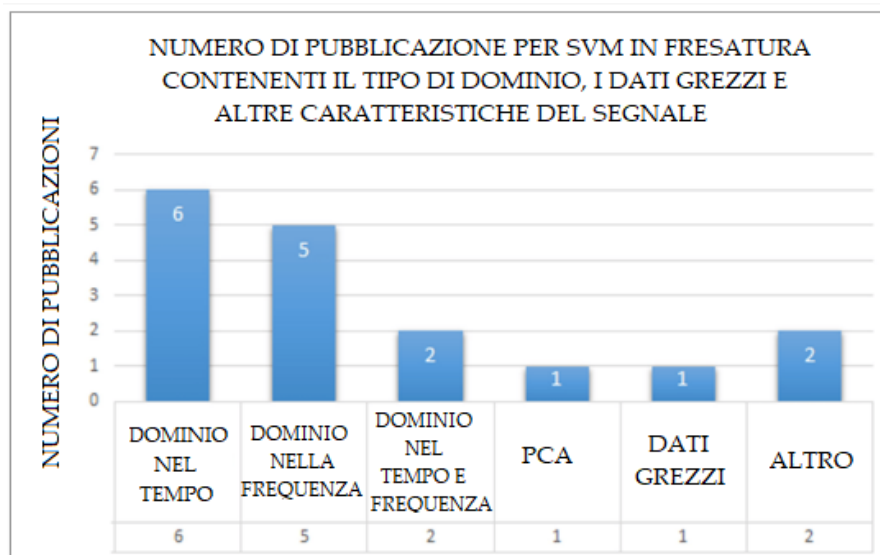


Figura 4.15: numero di pubblicazioni per SVM contenenti il tipo di dominio.

4.3.6.2 Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella tornitura

In tornitura la prima applicazione rilevata riguarda con la trasformata di Fourier a breve termine (STFT). È una trasformata di Fourier utilizzata per determinare la frequenza sinusoidale e il contenuto di fase delle sezioni locali di un segnale che cambia il suo valore nel tempo. Sono stati utilizzati i segnali acquisiti dai sensori di vibrazione. In pratica, la procedura per calcolare gli STFT consiste nel dividere un segnale temporale più lungo in segmenti più corti di uguale lunghezza e quindi calcolare separatamente la trasformata di Fourier su ciascun segmento più corto. Questo rivela lo spettro di Fourier su ogni segmento più corto. Tipicamente, si tracciano gli spettri mutevoli in funzione del tempo, noto come spettrogramma o grafico a cascata, come comunemente usato nelle visualizzazioni di spettro basate su Software Defined Radio (SDR). I display a larghezza

di banda completa, che coprono l'intera gamma di un SDR, utilizzano comunemente trasformate di Fourier veloci (FFT) con 224 punti sui computer. Un'altra applicazione è con l'algoritmo ANFIS. I parametri di taglio monitorati per l'algoritmo sono tendenzialmente la velocità di taglio, la velocità di avanzamento e la profondità di taglio. I segnali rilevati da un sensore estensimetrico estraggono la forza di taglio e l'avanzamento dal processo di tornitura. Il parametro più influente nel prevedere l'usura dell'utensile è la forza di avanzamento. La tecnica PCA invece è utilizzata per ridurre i parametri caratteristici nei domini del tempo, della frequenza e della frequenza temporale. Riduce significativamente le variabili, insieme alla rete NN, fornendo un'eccellente precisione nella previsione dell'usura degli utensili di tornitura. Un altro impiego è con la rete Ta-kagi-Sugeno-Kang fuzzy (TSK), che prevede con precisione l'usura dell'utensile con i segnali del sensore di emissione acustica. Il TSK fuzzy è utilizzato acquisendo segnali da diversi sensori. Ciò consente una previsione molto precisa e accurata dell'usura dell'utensile di tornitura. La figura 4.16, 4.17 e 4.18 mostrano il numero di pubblicazioni sulla tornitura contenenti il tipo di AI, il tipo di segnale utilizzato e il tipo di usura calcolata. È chiaro che il tipo di AI più comunemente usato è ANN. Il tipo di segnale più estratto è la forza di taglio, poi la vibrazione e l'emissione acustica (EA). Il tipo di usura più calcolato è VB.

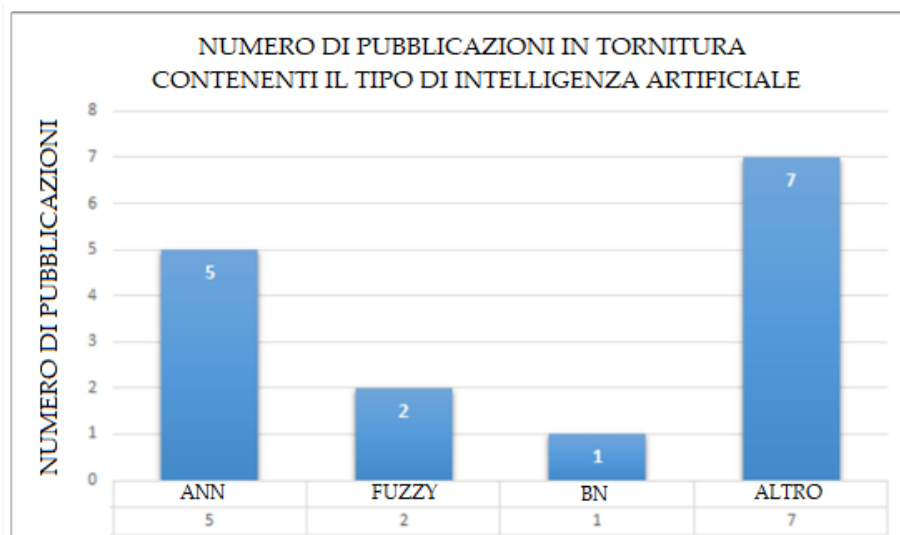


Figura 4.16: numero di pubblicazioni in tornitura contenenti il tipo di intelligenza artificiale.

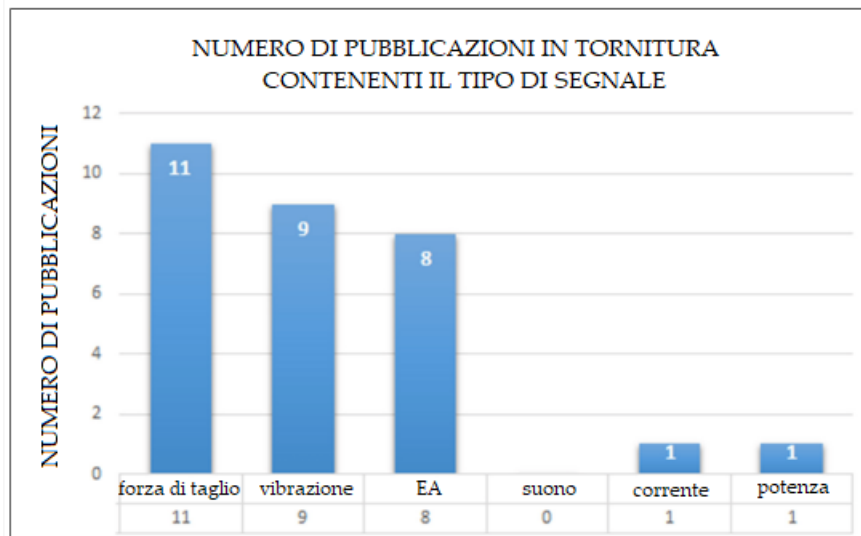


Figura 4.17: numero di pubblicazioni in tornitura contenenti il tipo di segnale.

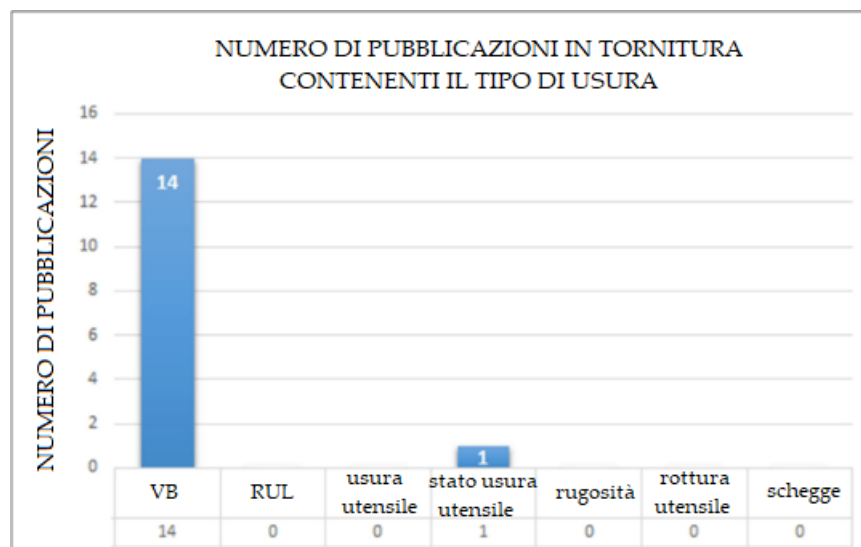


Figura 4.18: numero di pubblicazioni in tornitura contenenti il tipo di usura.

Analizzando i metodi di AI per la tornitura, risulta che il più utilizzato è l'ANN. La figura 4.19 mostra che l'unico metodo di calcolo dell'usura degli utensili è il VB, con una pubblicazione

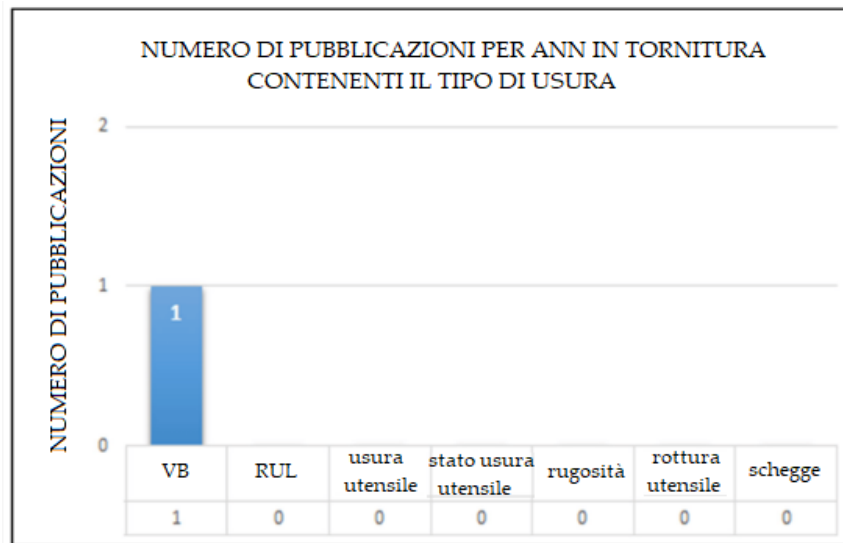


Figura 4.19: numero di pubblicazioni per ANN in tornitura contenenti il tipo di usura.

La Figura 4.20 mostra che il segnale principale estratto dai sensori era il segnale della forza di taglio, in cinque pubblicazioni. Seguono poi l'EA in quattro pubblicazioni, la vibrazione in tre pubblicazioni il suono, la corrente e la potenza in nessuna pubblicazione.

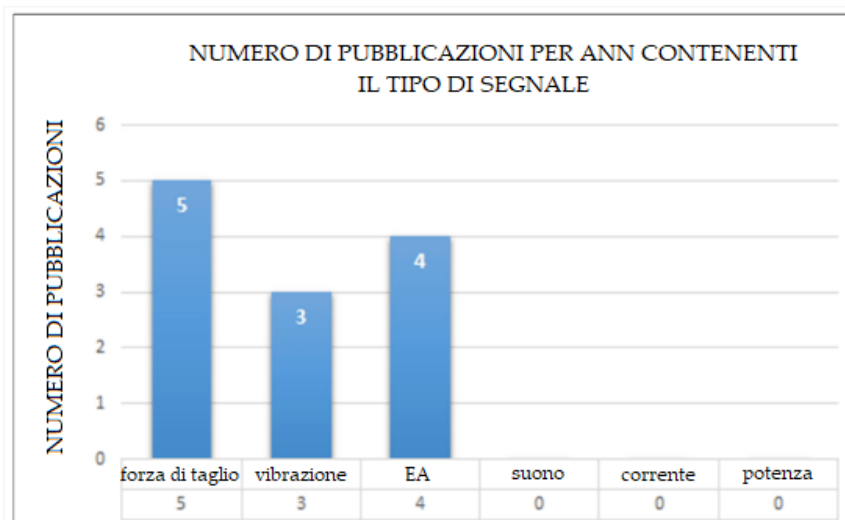


Figura 4.20: numero di pubblicazioni per ANN in tornitura contenenti il tipo di segnale.

La Figura 4.21 mostra in quale dominio sono stati estratti i dati dai sensori. Il più grande è stato quello degli altri domini con quattro pubblicazioni. Segue la tecnica PCA, con due pubblicazioni e il dominio del tempo, con una pubblicazione.

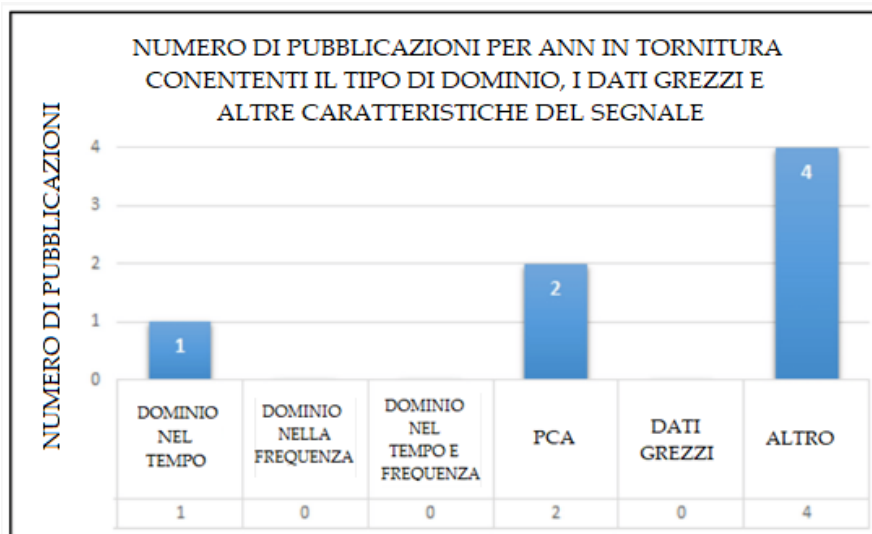


Figura 4.21: numero di pubblicazioni per ANN in tornitura contenenti il tipo di dominio, i dati grezzi e altre caratteristiche del segnale.

4.3.6.3 Applicazioni dell'intelligenza artificiale nella foratura

Nella foratura, l'AI viene applicata, ma non allo stesso modo delle altre due tecnologie. Un impiego è con l'algoritmo k-mean che mira a minimizzare la varianza totale all'interno del gruppo. Ogni gruppo è identificato da un centroide o punto medio. L'algoritmo segue una procedura iterativa: inizialmente crea k partizioni e assegna in modo casuale punti di ingresso a ciascuna partizione o utilizzando alcune informazioni euristiche; calcola il centroide di ciascun gruppo; crea una nuova partizione associando ogni punto di ingresso al gruppo in cui il centroide è più vicino; infine i centroidi per i nuovi gruppi vengono ricalcolati, fino a quando l'algoritmo converge. Un altro impiego è con gli algoritmi accoppiati Levenberg Marquandt (LM), Conjugate Gradient Descent (CGD) e Bayesian Inference (BI). Vengono utilizzati per prevedere l'usura del fianco dell'utensile. Con questi algoritmi sono utilizzati solo i segnali di potenza perché industrialmente è molto economico. Un'altra applicazione utilizza i segnali di vibrazione sviluppati durante il processo di foratura. Sulla base di questi dati, la condizione dell'utensile è classificata come usurata o non usurata, e anche in condizioni operative severe o delicate. I segnali di vibrazione indotti dalla foratura sono acquisiti utilizzando un accelerometro la cui uscita è stata condizionata da una scheda DAQ. L'algoritmo K-

star è utilizzato per classificare i segnali estratti, ottenendo accuratezze dell'80%. Un impiego con gli algoritmi evolutivi GA si utilizzati per ottimizzare l'evoluzione basata sull'architettura ottimale della Radial Basis Function Network (RBFN). Le figura 4.21, 4.22 e 4.23 mostrano il numero di pubblicazioni sulla tornitura contenenti il tipo di AI, il tipo di segnale utilizzato e il tipo di usura calcolata. È chiaro che il tipo di AI più comunemente usato è ANN. Il tipo di segnale più estratto è la forza di taglio, poi la vibrazione e l'AE. Il tipo di usura più calcolato è VB. Per la foratura è necessario effettuare più esperimenti per avere un'idea delle scelte future da fare, soprattutto in ambito industriale.

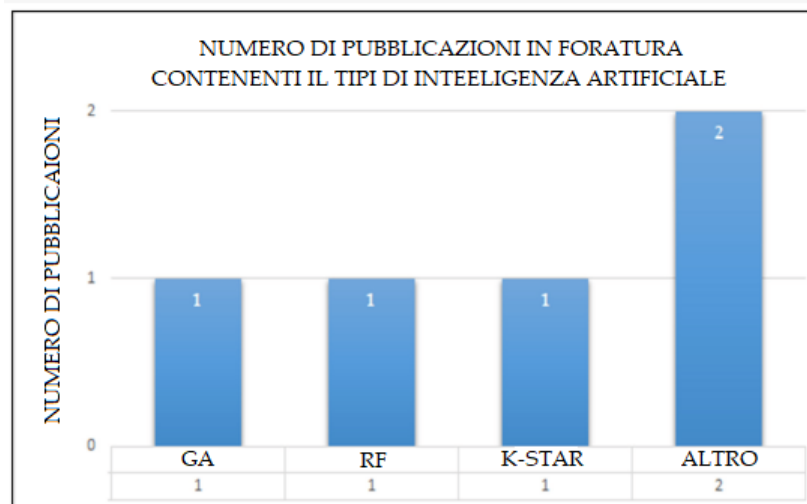


Figura 4.22: numero di pubblicazioni in foratura contenenti il tipo di intelligenza artificiale

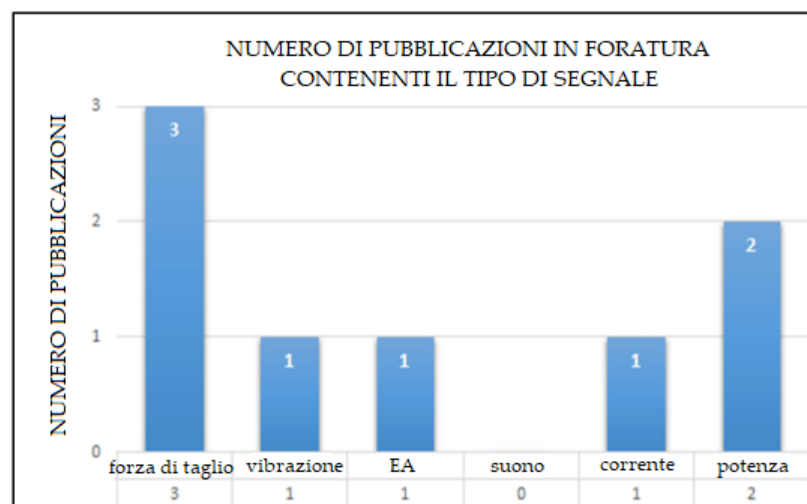


Figura 4.23: numero di pubblicazioni in foratura contenenti il tipo di segnale

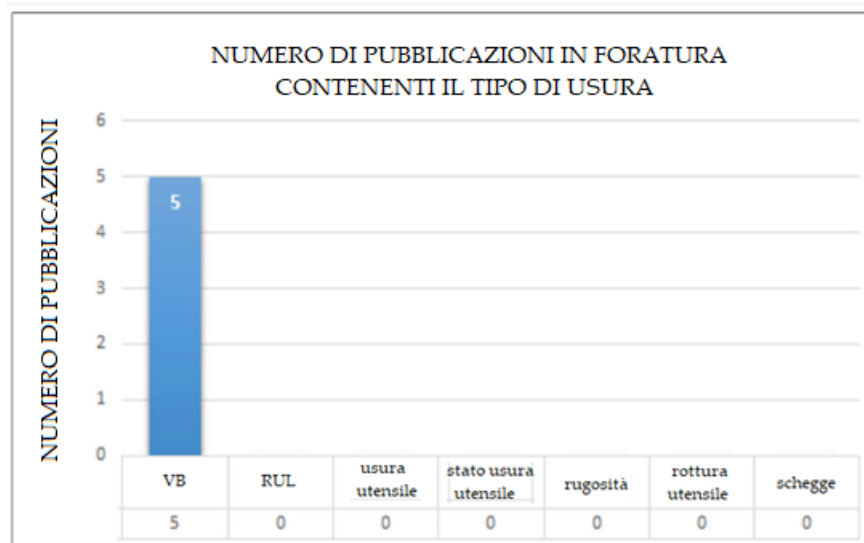


Figura 4.22: numero di pubblicazioni in foratura contenenti il tipo di usura

4.3.7 Introduzione delle prestazioni di un algoritmo di intelligenza artificiale

Le prestazioni di un algoritmo di intelligenza artificiale indicano l'accuratezza della previsione dell'usura dell'utensile. Possono essere la varianza R , che è una misura della variabilità di una distribuzione di dati rispetto alle medie; la covarianza R^2 , che è una misura della relazione tra due variabili; l'errore quadratico medio (MSE), che è una misura della distanza tra i valori previsti da un modello e i valori effettivi; la sua variante radicata (RMSE), che è l'MSE calcolato come radice quadrata; l'errore assoluto medio (MAE), che è una misura della distanza tra i valori attesi e i valori effettivi, calcolata come media degli errori assoluti; la sua variante percentuale (MAPE), che è la MAE espressa in percentuale dei valori effettivi; l'indice di correlazione di Pearson (PCC), che è un indice che esprime una possibile relazione lineare tra due variabili.

Analizzando le pubblicazioni, gli indicatori di performance riscontrati maggiormente sono stati la varianza (R), l'errore relativo medio (MRE), la covarianza (R^2), l'errore assoluto medio (MAE), l'errore quadratico medio (RMSE), l'errore percentuale assoluto medio (MAPE), il coefficiente di correlazione di Pearson (PCC) e l'intervallo di confidenza dei risultati attesi (CI). Ne esistono anche di molto particolari, come lo

spettrogramma dello strumento "Failure", la mappa di salienza dello strumento "Failure", il tasso di positività (TP rate) e il tasso di falsi positivi (FP rate). Tutte queste misure vengono utilizzate per valutare la bontà di un modello di previsione o regressione.

4.3.7.1 Prestazioni di un algoritmo di intelligenza artificiale nella fresatura, tornitura e foratura

Il modello CNN ha dimostrato un miglioramento significativo nell'accuratezza predittiva dell'81% con aggiustamento iperparametrico della funzione obiettivo. LDA e SVM hanno raggiunto quasi il 90% di accuratezza. Altre tecniche DT, KNN, BN e NN hanno mostrato un'accuratezza inferiore fino a un massimo dell'84,1%, 84,6%, 85% e 85%. Nell'algoritmo HMM, il valore medio di precisione delle prestazioni era 0,8234. In questo caso, l'errore percentuale assoluto medio (MAPE) è stato stimato utilizzando i livelli di confidenza definiti dalla regola dei tre sigma (68%, 95%, 99,7%). I risultati sono stati: MAPE = 25,05 per il livello di confidenza del 68%; MAPE = 18,37 per il livello di confidenza del 95%; MAPE = 39,68 per il livello di confidenza del 99,7%. Diversi algoritmi come CART, RF, KNN e SVM con la tecnica ECBCA (Extended Convolutional Bounded Component Analysis) sono utilizzati per separare i segnali sorgente dai segnali della sottobanda wavelet, o senza questa tecnica. I risultati sono stati poi valutati anche con una diversa percentuale di dati di addestramento; cioè 50%, 60%, 70% o 80%. I risultati sono stati i seguenti: la precisione complessiva del CART senza ECBCA è stata del 95,28%, la precisione complessiva del CART con ECBCA è stata del 96,96%; L'accuratezza complessiva RF senza ECBCA è stata del 92,12%, l'accuratezza complessiva RF con ECBCA è stata del 93,40%. L'accuratezza complessiva di KNN senza ECBCA è stata del 96,54%, l'accuratezza complessiva di KNN con ECBCA è stata del 97,81%. L'accuratezza complessiva della SVM senza ECBCA è stata del 96,74%, l'accuratezza complessiva della SVM con ECBCA è stata del 98,47%. Precisione RF complessiva con il set di dati di addestramento: il 50% era del 93,40%, il 60% era del 92,51, il 70% era del 94,05, l'80% era del 94,11%, il 90% era del 96,49%. L'accuratezza complessiva del CART con il set di dati di addestramento: il 50% era del 96,96%, il 60%

era del 97,75, il 70% era del 97,37, l'80% era del 97,93%, il 90% era del 98,99%. L'accuratezza complessiva KNN con il set di dati di addestramento: il 50% era 97,81%, il 60% era 97,97, il 70% era 98,94, l'80% era 98,85%, il 90% era 98,45% era 98,45%. L'accuratezza complessiva SVM con il set di dati di addestramento: il 50% era del 98,47%, il 60% era del 98,22, il 70% era del 94,05, l'80% era del 98,11%, il 90% era del 98,55%. L'accuratezza complessiva KNN con il set di dati di addestramento: il 50% era 97,81%, il 60% era 97,97, il 70% era 98,94, l'80% era 98,85%, il 90% era 98,45% era 98,45%. L'accuratezza complessiva SVM con il set di dati di addestramento: il 50% era del 98,47%, il 60% era del 98,22, il 70% era del 94,05, l'80% era del 98,11%, il 90% era del 98,55%. Le previsioni ANN per l'usura del fianco hanno prodotto un coefficiente di correlazione (R) di 0,992, un errore relativo medio (MRE) del 5,42% e una covarianza (R2) di 0,996. La regressione del processo gaussiano (GPR) è stata utilizzata per prevedere l'usura del fianco dell'utensile. L'intervallo di confidenza (CI) al 95% è stato utilizzato per valutare le prestazioni del GPR. Utilizzando il GPR con l'analisi delle componenti principali del kernel basata sulla funzione di base radiale integrata (KPCA_IRBF), la previsione dell'usura degli utensili è notevolmente migliorata. I tassi medi di riconoscimento dei campioni originali dopo l'apprendimento incrementale della EAM ART-MAP erano superiori alla FUZZY ARTMAP (FAM), raggiungendo il 98,67% per l'EAM, mentre raggiungevano l'89,67% per la FAM. Il modello della CNN è stato stimato essere accurato al 90%. Sono stati utilizzati sensori che valutano le coppie di forza di taglio, i segnali di emissione acustica e le coppie di accelerazione. I risultati della previsione dell'usura dell'utensile sono stati ottenuti utilizzando le coppie di forza di taglio con l'emissione acustica, utilizzando le coppie di accelerazione insieme ai segnali di emissione acustica e quindi utilizzando i tre segnali insieme. I risultati sono stati i seguenti: unendo le coppie di forze di taglio e i vettori caratterizzanti con i segnali del sensore di emissione acustica (AE), è stato ottenuto un tasso di successo (SR) del 92,2% per l'NN; combinando le coppie di accelerazione e i vettori che caratterizzano i segnali dei sensori di emissione acustica (AE), si è ottenuto un tasso di successo (SR) dell'87,8% per la NN; unendo in modo completo tutte le forze di taglio, i vettori caratteristici di coppia, le coppie di accelerazione e i vettori caratteristici AE, è stato ottenuto un tasso di

successo del 98,9% per il NN. Sono stati analizzati i valori massimi e minimi di MAPE con diverse condizioni di taglio per definire l'accuratezza dell'algoritmo ANFIS. Le condizioni di taglio considerate erano la velocità di taglio, la profondità di taglio e la velocità di avanzamento. I valori di MAPE negli esperimenti erano: $V_c = 200$ m/min, $DC = 1,6$ mm, $f = 0,25$ mm/giro con un MAPE minimo dello 0,48%, un MAPE massimo del 5,59% e un MAPE medio del 2,30%. V_c sperimentale = 250 m/min, $DC = 1,2$ mm, $f = 0,25$ mm/giro con un MAPE minimo dello 0,96%, un MAPE massimo del 14,29% e un MAPE medio del 5,08%. V_c sperimentale = 300 m/min, $DC = 0,8$ mm, $f = 0,25$ mm/giro con un MAPE minimo dello 0%, un MAPE massimo del 19,64% e un MAPE medio del 4,07%. L'algoritmo RVM che utilizza la funzione di base radiale integrata basata sull'analisi delle componenti principali del kernel (KPCA_IRBF) è stato valutato attraverso le prestazioni RMSE e PCC. I risultati sperimentali hanno mostrato che KPCA_IRBF potrebbe ridurre l'errore quadratico medio (RMSE) di RVM di oltre il 30% e comprimere l'ampiezza media di CI di oltre il 90%. La tecnica PCA è stata utilizzata per ridurre le caratteristiche dei segnali del sensore e ottenere un'ottima previsione dell'usura dell'utensile con l'algoritmo NN. Identificando le sette caratteristiche principali dei segnali, ovvero le forze di taglio nelle direzioni x, y, z (F_x, F_y, F_z), il segnale di emissione acustica (AERms) e le accelerazioni nelle direzioni x, y, z , il tasso di successo (SR) della classificazione dello stato dell'utensile è stato compreso tra il 79% e il 98%. Considerando solo i segnali della forza di taglio, il tasso di successo è stato del 92%. Considerando solo le tre accelerazioni, la percentuale di successo è stata dell'81%. Considerando la coppia e le tre forze di taglio, la percentuale di successo è stata del 93%. Considerando la coppia con le tre accelerazioni, la percentuale di successo è stata dell'83%. L'algoritmo K-star è stato utilizzato con un insieme di caratteri statistici. L'input dell'algoritmo è derivato dai segnali di vibrazione. La classificazione è stata condotta utilizzando due indicatori denominati tassi LP e tassi FT. Il tasso TP indica il vero valore positivo. Il suo valore è compreso tra 0 e 1. Più è vicino a 1, migliore sarà la previsione dell'usura dell'utensile. La frequenza FT indica il valore falso positivo. Il suo valore è compreso tra 0 e 1. Più è vicino a 0, migliore sarà la previsione dell'usura dell'utensile. L'algoritmo K-star ha raggiunto un'accuratezza di classificazione del 78%. È stato utilizzato il filtro di Kalman

per prevedere l'accuratezza dei guasti degli utensili. Le prestazioni sono state misurate dai segnali di forza attraverso l'RMSE. È stato osservato che l'RMSE è diminuito quando i dati della forza sono stati presi dall'equazione del segnale misurato. L'algoritmo RF è stato confrontato con l'SVR e la rete feedforward NN. L'RF si è comportato molto meglio, con un punteggio di 64,03 e un'accuratezza del 71%, rispetto all'SVR e al feedforward NN. L'errore di previsione indicato dall'RMSE diminuisce del 4% e del 12% rispetto all'SVR e all'NN feedforward. Un sistema di rilevamento delle anomalie basato su GAN è stato dimostrato di essere in grado di rilevare il 90,56% dell'usura dell'utensile in un'applicazione TCM utilizzando segnali acustici misurati durante il processo di fresatura. Inoltre, è stato dimostrato che la probabilità che uno strumento non conforme venga erroneamente classificato come conforme è ridotta dal 16,65% al 4,52% sul set di dati sperimentale utilizzato. L'algoritmo K-star ha fornito un'accuratezza complessiva della classificazione del 96,5% con i segnali di vibrazione. La rete proposta (DCNN) ha raggiunto un'accuratezza del 100% nel rilevare correttamente gli utensili usurati e guasti. Classificando un nuovo utensile come usurato, la precisione di rilevamento di utensili usurati e rotti è stata dell'81%. L'architettura RBFN basata su un algoritmo genetico (GA) ha mostrato che in una variazione dell'errore quadratico medio del test modificando il numero di unità nascoste, l'errore diminuisce all'aumentare del numero di nodi nel livello nascosto, ma tende ad aumentare quando l'architettura di rete viene estesa oltre un livello ottimale. Il numero ottimale di nodi nascosti è 10 e l'errore di test associato è 2,0236%. Una rete neurale ibrida (ibrida NN) che incorpora una CNN e una RNN per la previsione dello stato dell'utensile e della rugosità superficiale lavorata sulla base dei profili di potenza misurati, ha raggiunto un'accuratezza del test superiore al 90% e all'82% per identificare rispettivamente le immagini dell'usura dell'utensile e della rugosità superficiale e non è stato osservato alcun overfitting. Le prestazioni dell'RNN nella previsione della rugosità superficiale hanno avuto un'accuratezza di previsione superiore all'85%. Il classificatore GAM, con i segnali di forza, basato sull'apprendimento ibrido potrebbe realizzare l'apprendimento di nuove conoscenze senza dimenticare le conoscenze originali. Il valore massimo era del 100% e la precisione minima era dell'89%. L'algoritmo di progressione differenziale SVR (DE-SVR)

utilizzando segnali di forza ha mostrato che gli errori relativi dell'accuratezza della previsione del valore VB nella fase stabile dello strumento di campionamento sono stati superiori all'88%, mentre l'accuratezza della previsione RUL della fase stabile è stata dell'88,5%. L'algoritmo SVM ha mostrato chiaramente come gli errori di forma e la durata dell'utensile possano essere influenzati positivamente regolando la velocità di avanzamento all'aumentare della larghezza di usura del fianco. Considerando l'errore di forma massimo, la durata potrebbe essere prolungata del 70% riducendo la velocità di avanzamento del 10%. Se si tollerasse una riduzione del 50% della velocità di avanzamento, l'estensione della vita utile potrebbe raggiungere il 440%. L'algoritmo SVM è stato utilizzato per identificare i punti di transizione TPIM inserendo segnali vibratorii. Ha dimostrato di avere risultati di classificazione più accurati e di poter raggiungere un tasso di classificazione del 90,8%. Il tasso di classificazione per il modello SVM senza TPIM è stato dell'81,9%. La modellazione della memoria a lungo termine (LSTM) ha mostrato risultati dove il modello di previsione più accurato è il modello LSTM a due livelli e otto unità nascoste che ha un valore RMSE di test di 0,00475. Il valore di regressione del training è stato 0,99593. L'algoritmo ANN utilizzato con i segnali di vibrazione e di emissione acustica ha avuto un'accuratezza compresa tra il 73,65% e l'87,78%.

La tabella 4.6 mostra i dati delle prestazioni di fresatura, tornitura e foratura. Nella tabella, a seconda dell'algoritmo e del sensore utilizzato, vengono presentati i dati prestazionali ottenuti.

Articolo	Segnale	Metodo I.A.	Performance	Risultati Performance
[10]	Suono	CNN con SGD	Accuratezza di previsione	(1) CNN accuratezza di previsione 81%
[11]	Corrente	SVM, LDA; KNN, NN, NB, DT	Accuratezza	(1) SVM accuratezza 90%
				(2) LDA accuratezza 90%
				(3) DT accuratezza 84.1%
				(4) BN accuratezza 85%
				(5) NN accuratezza 85%
[12]	Forza di taglio, vibrazione	HMM	MAPE, media e Accuratezza	(1) HMM MAPE = 25.05 per 68% livello di confidenza;

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

	e emissione acustica			(2) HMM MAPE = 18.37 per 95% livello di confidenza; (3) HMM MAPE = 39.68 per 99.7% livello di confidenza
				(1) Accuratezza ottenuta con CART, RF, KNN, SVM senza EBCA è circa 94%
[13]	Suono	CART, RF, KNN, SVM con EBCA e senza EBCA	Accuratezza senza EBCA Accuratezza con EBCA Accuratezza con training set 50%-60%-70%-80%	(2) Accuratezza ottenuta con CART, RF, KNN, SVM con EBCA è circa 96% (3) CART, RF, KNN, SVM: - training set 50% accuratezza da 93 a 95% - training set 60% accuratezza da 96 a 97% - training set 70% accuratezza da 97 a 98% - training set 80% accuratezza da 98 a 99%
[16]	Forza di taglio	ANN	R, MRE, R ²	(1) ANN R 0.992, (2) ANN MRE 5.42%, (3) ANN R ² 0.996
[19]	Forza di taglio, vibrazione	EAM ARTMAP, FUZZY ARTMAP (FAM)	Tasso medio di riconoscimento	(1) EAM tasso medio di riconoscimento 98.67% (2) FAM tasso medio di riconoscimento 89.67%
[20]	Forza di taglio	CNN, AC	Usura iniziale rapida prevista, usura uniforme prevista, usura a cedimento prevista Accuratezza %	(1) CNN accuratezza 90%
[27]	Forza di taglio	RVM con KPCA- IRBF	RMSE, CI_widht/CI_var	(1) KPCA_IRBF può ridurre l'errore quadratico medio (RMSE) di RVM più del 30%. (2) CI_width è più del 90%
[34]	Forza di taglio	Kalman filter	RMSE	(1) RMSE decrescono quando i dati di forza sono presi dal segnale misurato

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

[35]	Emissione acustica	CRF e HMM	Tasso di accuratezza	(1) Il tasso di accuratezza dell'HMM è più basso del modello CRF model per ogni stato di usura utensile
[39]	Forza di taglio, corrente	SVM, RF e feedforward NN	Score, RMSE e Accuratezza	(1) RF score 64.04
				(2) RF accuratezza 71%
				(3) RMSE indicato, l'errore di previsione decrese da 4% al 12% rispetto a SVR e a feedforward NN
[44]	Suono	GAN	Accuratezza, utensile non conforme	(1) GAN accuratezza 90.56% (2) GAN utensile non conforme ridotto dal 16.65% al 4.52%
[45]	Vibrazione	K-star	Tasso positivo (TP tasso) Tasso falso positivo (FP tasso) e accuratezza	K-star accuratezza 96.5 %
[46]	Suono	DCNN	Accuratezza	DCNN accuratezza da 81% a 100%
[52]	Potenza	NN incorporato CNN e RNN NN incorporato RNN	Accuratezza	(1) NN (CNN e RNN) accuratezza da 82% a 90% (2) NN (RNN) accuratezza 85%
[53]	Forza di taglio	ARTMAP (GAM)	Accuratezza	ARTMAP (GAM) accuratezza da 89% a 100%
[61]	Forza di taglio	DE-SVR	Accuratezza VB e Accuratezza RUL	(1) DE-SVR accuratezza VB 88% (2) DE-SVR accuratezza RUL 88.5%
[62]	Suono	SVM	Massimo errore di forma	SVM massimo errore di forma 70%
[63]	Vibrazione	SVM con TIPM SVM senza TIPM	Accuratezza	(1) SVM con TIPM accuratezza 90.8 % (2) SVM con TIPM accuratezza 81.9 %
[64]	Vibrazione	SVM	RMSE e accuratezza	(1) SVM RMSE 0.00475 (2) SVM accuratezza 99.6%
[18]	Forza di taglio	KPCA_IRBF	CI	(1) KPACA_IRBF CI 95%

CAPITOLO 4: Stato dell'arte dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile

[21]	Forza di taglio, coppia, vibrazione, emissione acustica	NN	SR	(1) NN SR forza + EA 92.2 % (2) NN SR coppia + EA 87.8% (3) NN SR coppia + forza + EA 98.9%
				Nell'ANFIS, MAPE dipende da velocità di taglio v_c , diametro di taglio D_c and velocità di avanzamento f . (1) V_c 200 mm/min D_c 1.6 mm f 0.25 mm/rev Minimo MAPE 0,48% Massimo MAPE 5.59% Media MAPE 2.3 % (2) V_c 250 mm/min D_c 1.2 mm f 0.25 mm/rev Minimo MAPE 0,96% Massimo MAPE 14.29% Media MAPE 5.08 % (3) V_c 300 mm/min D_c 0.8 mm f 0.25 mm/rev Minimo MAPE 0% Massimo MAPE 19.64% Media MAPE 4.07 %
	Forza di taglio, vibrazione	Algoritmo ANFIS	Minimo MAPE Massimo MAPE Media MAPE	
[28]	Forza di taglio, vibrazione e emissione acustica	NN with PCA	SR	(1) NN SR tra 79% e 98%. (2) NN solo segnali forza di taglio SR 92%. (3) NN solo tre accelerazioni SR 81% (4) NN Coppia e tre forze di taglio SR 93% (5) NN Coppia con tre accelerazioni SR 83%
[30]	Vibrazione	K-star	TP tasso e 'FP tasso definiti con l'accuratezza	(1) K-star accuratezza 78%
[68]	Vibrazione e emissione acustica	ANN	Accuratezza	ANN accuratezza da 73.65% a 87.78%

RF accuratezza da 84% a 97.4%				
[43]	Corrente e potenza	RF	Accuratezza, R^2 , MAE, RMSE	(1) R^2 0.74 (2) RMSE 5.11 (3) MAE 4.25 micron
[49]	Vibrazione	K-star	Accuratezza	(1) K-star accuratezza 79.56%
[51]	Forza di taglio	RBFN con GA	MSE e % MSE	(1) RBFN MSE 2.0236%

Tabella 4.6: Dati delle prestazioni degli algoritmi in fresatura, tornitura e foratura

4.4 Applicazione industriale e tendenze future della ricerca confrontati con le revisioni recenti

Sebbene le tecniche di apprendimento automatico abbiano dimostrato la loro idoneità per il TCM in molte condizioni diverse, ci sono nuove sfide prima che questo tipo di tecniche possa essere implementato sistematicamente nell'industria manifatturiera. Queste sfide possono essere suddivise in due categorie: (1) sensori e sistemi di acquisizione dati e (2) tecniche di apprendimento automatico. Le tecniche di apprendimento automatico richiedono set di dati estesi e affidabili, misurati in condizioni industriali reali, altrimenti non possono essere considerati una soluzione affidabile per l'industria manifatturiera. Pertanto, i sensori e i sistemi di acquisizione dovrebbero essere:

- sensori economici, affidabili, robusti e integrabili nelle macchine utensili. La lunga vita media delle macchine utensili, superiore ai 20 anni, dovrebbe essere considerata come l'obiettivo di quei nuovi sensori. Questo obiettivo di robustezza limiterà chiaramente la velocità e la sensibilità di tali sensori, anche se questa limitazione non dovrebbe essere troppo significativa;
- i sistemi di acquisizione dati sono responsabili dell'estrazione di informazioni pulite e affidabili dai sensori. Devono essere robusti, affidabili, veloci e personalizzabili per la loro integrazione i differenti CNC di cui sono dotate le macchine utensili;
- sviluppo di procedure e attrezzature per estrarre automaticamente tutte le informazioni utili dalle unità di elaborazione dati e dai CNC. Le nuove soluzioni

dovrebbero inviare queste informazioni al cloud, dove le unità di elaborazioni dati più potenti saranno in grado di analizzarle.

L'affidabilità dei sensori e dei sistemi di acquisizione dei dati renderanno più facile o più difficile il funzionamento delle tecniche di apprendimento automatico. Per questo c'è ancora molto lavoro da fare dal punto di vista delle tecniche di machine learning seguendo diversi obiettivi:

- l'identificazione di algoritmi di machine learning considerando i dati reali acquisiti in condizioni industriali. I dati reali implicano set di dati sbilanciati, molto rumorosi e, in alcuni casi, di piccole dimensioni. In questi casi, le tecniche di bilanciamento come la SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) o l'Undersampling dovrebbero essere ampiamente utilizzate. Inoltre è necessario cercare la generazione di set di dati intelligenti. Sono composti da istanze selezionate di set di dati più grandi che assicurano l'equilibrio e la rappresentazione di tutte le classi/comportamenti del processo di usura;
- presenza nel set dei dati reali di istanze non etichettate. La misurazione dell'usura dell'utensile non è possibile direttamente durante il processo di lavorazione. Dovrebbe essere fatta off-line prendendo in considerazione sistemi di acquisizione di immagini o sonde, aumentando il costo della soluzione di monitoraggio degli utensili e del processo di lavorazione. Le tecniche per colmare questa limitazione delle informazioni dovrebbero essere ampiamente utilizzate, come l'uso di algoritmi non supervisionati o semi-supervisionati;
- una volta che nuove macchine utensili con un ampio numero e tipo di sensori saranno installate in officine reali, l'enorme quantità di dati raccolti richiederà l'uso di tecniche di estrazione delle caratteristiche particolarmente adatte a set di dati fortemente sbilanciati per ridurre il flusso di dati tra le officine e il cloud. Inoltre, una volta che queste condizioni si verificheranno, le capacità delle tecniche di deep learning per la TCM potrebbero essere valutate correttamente;
- i problemi di affidabilità si verificheranno sempre durante una lunga vita utile delle soluzioni proposte in condizioni industriali. Questi problemi genereranno istanze al di fuori degli intervalli previsti che possono essere erroneamente

- considerate come istanze di rottura utensile. Pertanto, è necessaria anche l'identificazione di tecniche adeguate per il rilevamento dei valori anomali;
- la maggior parte degli algoritmi di apprendimento automatico richiede un ampio processo di messa a punto dei loro parametri da parte di esperti per ottenere modelli accurati del processo di usura. Sono necessarie nuove metodologie ottimizzate per una rapida messa a punto dei parametri senza l'assistenza di esperti;
 - sono necessarie tecniche di discretizzazione automatizzate ad autoapprendimento per l'usura per tenere conto contemporaneamente dell'accuratezza del modello e dei requisiti industriali.

Tutti questi cambiamenti sono dettati dalle tendenze globali nell'introduzione della digitalizzazione in tutti i settori della produzione per l'evoluzione dell'Industria 4.0 (Oztemel & Gursev, 2020). La produzione digitale è fondamentale per la Quarta Rivoluzione Industriale, in cui le macchine utensili, i sensori e le apparecchiature di analisi dovrebbero essere integrati nel loro insieme. L'uso dell'intelligenza artificiale contribuisce all'automazione della produzione e allo sviluppo di macchine decisionali autonome. Il passaggio dall'attuale ordine di produzione alla produzione digitale nelle condizioni dell'Industria 4.0 consentirà il rilascio di prodotti di qualità superiore, che velocizzeranno notevolmente i processi produttivi.

4.5 Risultati e conclusioni

In totale sono state identificate 77 pubblicazioni di misurazione online e offline, come mostrato nella Tabella 4.1. Lo scopo comune delle pubblicazioni era quello di confrontare i dati di usura degli utensili ottenuti offline con i dati di usura degli utensili online. Il confronto tra i due metodi di misurazione era il requisito essenziale. Le pubblicazioni che non prevedevano questo confronto non sono state prese in considerazione. I metodi di misurazione più utilizzati per confrontare le previsioni di misurazione online sono stati i microscopi digitali, i microscopi ottici, i microscopi a scansione laser, i microscopi digitali 3D, i sistemi di misurazione video, i proiettori di

profili e i microscopi a scansione elettronica (SEM). I metodi di misurazione online più comunemente utilizzati nella ricerca sono stati ANN, GA, FL, SVM, HMM, DT, RF e ANFIS, con l'uso di altri algoritmi come BN, KNN, PCA, CNN, C-mean, RVM, ELM, SSA, KALMN FILTER e CRF. Specificando gli algoritmi citati nei processi di fresatura e tornitura, sono stati tutti utilizzati in modo eterogeneo, mentre nei processi di foratura sono stati utilizzati gli algoritmi K-means, K-star, RF e GA;

I parametri di taglio più utilizzati nelle lavorazioni di fresatura sono stati la velocità del mandrino, la profondità di taglio e l'avanzamento; nella lavorazione di tornitura, la velocità di taglio, la profondità di taglio e l'avanzamento; nella lavorazione di foratura, vengono considerati tutti i parametri di taglio; vale a dire, velocità di taglio, velocità del mandrino, profondità di taglio, avanzamento e diametro di taglio. La lubrificazione è stata identificata solo in una pubblicazione;

Gli utensili più comunemente utilizzati per la fresatura, sono frese a inserto e in metallo duro; per la tornitura, l'inserto CNMG; e per la foratura, punte in acciaio rapido.

I sensori più comuni erano i dinamometri, utilizzati per ottenere il segnale della forza di taglio, e poi gli accelerometri o sensori di vibrazione, e infine i sensori di emissione acustica. Come descritto in precedenza, la ricerca deve concentrarsi su sensori a basso costo, wireless e affidabili per rilevare meglio i segnali e garantire l'affidabilità del processo di acquisizione dei dati. Ad esempio, i segnali della macchina come la potenza e la corrente sono meno utilizzati, ma dovrebbero essere i più interessanti dal punto di vista commerciale perché sono molto meno costosi.

La maggior parte delle feature estratte erano nel dominio del tempo e della frequenza. Le principali caratteristiche estratte sono state: media nel dominio del tempo, deviazione standard nel dominio del tempo, curtosi nel dominio del tempo, radice quadratica media (RMS) nel dominio del tempo, trasformata di Fourier veloce (FFT) nel dominio del tempo, varianza nel dominio del tempo, asimmetria nel dominio del tempo, picco nel dominio del tempo, massimo nel dominio del tempo, media nel dominio della frequenza, asimmetria nel dominio della frequenza, valore di picco nel dominio della frequenza, valore della varianza nel dominio della frequenza, curtosi nel dominio della frequenza, rapporto quadratico medio nel dominio della frequenza e baricentro nel

dominio della frequenza. Il dominio tempo-frequenza è stato il meno utilizzato. L'elaborazione di segnali derivanti dall'utilizzo di più sensori è stata eseguita attraverso l'analisi delle componenti principali (PCA) per ridurre l'elevata dimensione dei dati del sensore e l'estrazione di caratteristiche significative del segnale da utilizzare per il riconoscimento di modelli finalizzati al processo decisionale sullo stato di usura dell'utensile.

Le tecniche di intelligenza artificiale utilizzate per prevedere l'usura degli utensili sono numerose e varie. Ogni sensore identifica l'usura con grande accuratezza e precisione. I set di dati di addestramento dell'intelligenza artificiale ricavati dai sensori devono essere i più completi possibili. Anche lasciare i dati considerati poco interessanti potrebbe distorcere il risultato della previsione. Le prestazioni dell'intelligenza artificiale sono determinate dall'algoritmo predittivo. Analizzando le pubblicazioni, gli indicatori di performance più comuni sono stati la varianza (R), l'errore relativo medio (MRE), la covarianza (R^2), l'errore assoluto medio (MAE), l'errore quadratico medio (RMSE), l'errore percentuale assoluto medio (MAPE), il coefficiente di correlazione di Pearson (PCC) e l'intervallo di confidenza dei risultati attesi (CI). Ve ne sono anche di molto specifici, come lo spettrogramma dello strumento "Failure", la mappa di salienza dello strumento "Failure", il tasso di positività (TP rate) e il tasso di falsi positivi (FP rate).

Un dato molto importante è che l'accuratezza degli algoritmi utilizzati nelle pubblicazioni identificate variava dall'84% al 100% quando si trattava di un utensile di cui era già nota l'usura. D'altra parte, quando l'usura è sconosciuta perché l'utensile è nuovo, la precisione è scesa a circa al 73%.

Il TCM è un'attività fondamentale per la riduzione dei costi e la garanzia della qualità di qualsiasi processo di lavorazione. Le soluzioni basate sull'apprendimento automatico hanno dimostrato di essere adatte per la previsione dell'usura degli utensili, grazie alla loro capacità di gestire processi complessi. Si possono trarre le seguenti conclusioni:

- le ANN sono la tecnica di apprendimento automatico più popolare per la valutazione dell'usura a causa della natura non lineare dell'usura dell'utensile. Sebbene forniscano modelli accurati, ce ne sono due che ne limitano l'uso diretto a livello di fabbrica. Innanzitutto, l'ampia gamma di diverse tipologie di ANN

rende difficile selezionare quella più appropriata senza l'assistenza di un esperto, non sempre presente in ambienti industriali. In secondo luogo, le ANN richiedono un'ampia procedura di regolazione dei loro parametri, processo complesso che richiede molto tempo e che richiede, ancora una volta, l'assistenza di un esperto. Pertanto, sebbene la letteratura si riferisca all'ANN come la soluzione più comune, il suo utilizzo finale in ambienti industriali per la previsione dell'usura degli utensili è raro;

- le SVM, come le ANN, sono complessi algoritmi di apprendimento automatico che generano modelli accurati per la previsione dell'usura degli utensili. I diversi kernel che possono essere inclusi nelle SVM forniscono la flessibilità necessaria per adattarsi a qualsiasi condizione di usura, in particolare ai kernel non lineari. Tuttavia, allo stesso tempo, rende necessaria la presenza attiva di un esperto nel loro processo di messa a punto. Il processo di messa a punto delle SVM, anche se non immediato, è più semplice rispetto al processo di messa a punto delle ANN, Il limite principale delle SVM è la non capacità di digerire enormi set di dati. Sembra non essere un problema nella previsione dell'usura degli utensili, dove i set di dati sono di dimensioni molto limitate;
- gli alberi decisionali sono una tecnica di apprendimento semplice che si adatta perfettamente alla natura dispersiva dell'usura dell'utensile e, allo stesso tempo, forniscono regole visive all'ingegnere di processo, aiutandolo nel processo decisionale. Potrebbero avere alcune limitazioni per i processi di lavorazione in cui è possibile selezionare molte condizioni di taglio e utensili da taglio diversi, come la fresatura, ma si adatteranno perfettamente a processi di lavorazione molto standardizzati come la tornitura o la foratura;
- gli insiemi sono recenti tecniche di apprendimento automatico che hanno dimostrato la loro elevata precisione per il monitoraggio delle condizioni degli utensili. Non richiedono un intervallo di ottimizzazione dei parametri complessi come ANN e dimostrano la loro insensibilità alle dimensioni del set di dati di training. L'utilizzo di semplici classificatori dovrebbe risolvere qualsiasi difficoltà di addestramento se le dimensioni del set di dati aumentano

notevolmente. Questa soluzione dovrebbe essere la più promettente in futuro, anche se può essere integrata con altre tecniche, come l'estrazione di caratteristiche per ridurre il carico computazionale di tali modelli;

- altre tecniche di apprendimento automatico, come ANFIS, reti bayesiane, modelli di Markov, analisi dello spettro singolare o k-nearest neighbors hanno forti limitazioni per il loro uso industriale nella previsione dell'usura degli utensili. Tuttavia, possono essere soluzioni adatte in casi molto specifici.

Infine, nel prossimo futuro, potrebbero essere utilizzate nuove implementazioni di tecniche di apprendimento automatico per il monitoraggio delle condizioni degli utensili grazie allo sviluppo di sensori e sistemi di acquisizione e comunicazione economici, affidabili e robusti. Allo stesso tempo, ci si aspetta un duro lavoro nel campo della ricerca di machine learning per adattare le tecniche standard ai limiti dei dataset industriali nati sotto il paradigma dell'Industria 4.0, come dataset sbilanciati, non etichettati, molto rumorosi e, in alcuni casi, di piccole dimensioni. L'uso di tecniche di estrazione delle caratteristiche, tecniche di bilanciamento, algoritmi di rilevamento degli outlier, tecniche di autoapprendimento saranno necessarie per vincere le sfide future.

CAPITOLO 5

Esperimento TCM in Cembre S.p.A.

Durante l'analisi dello stato dell'arte si è potuto apprendere che i punti fondamentali sulla ricerca dei sistemi di monitoraggio dell'usura utensile sono la tipologia di usura utensile calcolata durante l'esperimento, la tipologia di dati estratti durante le lavorazioni e la loro archiviazione, la tipologia di sensori che determina il tipo di segnale e quindi il tipo di dato estratto e infine l'algoritmo scelto per ottenere una previsione molto accurata dell'usura utensile. I punti indicati devono essere interpretati in un contesto industriale. Una macchina utensile utilizzata in una qualsiasi produzione industriale deve realizzare prodotti nel modo più veloce possibile e col minor costo. Quando si cerca di monitorare l'usura di un utensile si devono realizzare prove per determinare la scelta corretta in ogni passaggio. I vari step da effettuare sottraggono tempo della macchina utensile alla produzione e in un contesto industriale a volte non è possibile. Per questo motivo prima di realizzare il sistema di monitoraggio usura utensile di Cembre S.p.A. sono stati progettati e gestiti tutti i passaggi per ridurre il tempo di occupazione macchina. I passaggi sono stati:

- esecuzione prove su macchine utensili diverse per definire il tipo di usura da calcolare e individuare la lavorazione più opportuna per l'esperimento;
- individuazione della tipologia di sensori;
- definizione dell'architettura HW-SW per creare un sistema di monitoraggio di usura utensile industriale;
- definizione dell'algoritmo di predizione usura utensile;
- trasportabilità del sistema di monitoraggio in qualsiasi macchina utensile aziendale.

5.1 Esperimenti per la scelta della tipologia di usura utensile

Per realizzare gli esperimenti descritti nelle prossime pagine oltre a varie tipologie di macchine utensili presenti in Cembre S.p.A., sono stati utilizzati due tipologie di

microscopi per effettuare le misure e ricavarne le immagini dell'usura. I due microscopi sono lo SMART SCOPE LITE ZIP 300 e il QUICK SCOPE (figura 5.1). Lo Smart Scope Zip Lite combina una rigida struttura in granito con una avanzata ottica con Zoom motorizzato 7:1 e sistema di auto calibrazione Accucentric che consente al sistema di auto calibrarsi ad ogni variazione di ingrandimento per garantire la massima accuratezza in ogni condizione di misura. La telecamera a colori è ad alta risoluzione e il sistema di illuminazione è a tre luci: diascopeia, frontale coassiale e anulare a LED con angolo di incidenza programmabile. Zip Lite è un sistema Multisensor: la misura ottica di un particolare può essere infatti combinata con sonde laser e tastatore 3D tipo Renishaw o Feather Probe con l'opzionale stazione rack di cambio sonda automatico. Ottica, laser e tastatore sono calibrati rispetto allo stesso riferimento in modo da poter effettuare misure di tipo combinato con telecamera, tastatore ed eventuale laser. AccuCentric® è uno zoom motorizzato di auto calibrazione ad ogni cambio di ingrandimento. Il Quick Scope invece è un sistema di misura ottico manuale che permette una eccellente osservazione della superficie. Il Quick Scope offre le seguenti caratteristiche: possibilità di osservare una ampia varietà di pezzi; risoluzione 0,1 μm e campo asse Z di 150 mm; power zoom: consente un rapido cambio di ingrandimento; un raffinato sistema di illuminazione consente di esaltare tutte le caratteristiche dei pezzi; il sistema di sblocco rapido consente alla tavola di passare rapidamente da spostamenti di precisione a spostamenti rapidi; la funzione "Quick Navigation" consente di ripetere rapidamente le misure; l'asse Z motorizzato consente una funzione accurata di messa a fuoco.



Figura 5.1: SMART SCOPE ZIP LITE 300 e QUICK SCOPE

Ogni esperimento è stato eseguito tre volte per validare la misura dell'usura utensile VB. Le foto dell'usura utensile, per ogni esperimento descritto, indicano il primo test. Le altre non sono riportate perché molto simili al primo.

5.1.1.1 Definizione geometrica del cavallotto per cilindro, dell'attrezzatura di bloccaggio e della materia prima



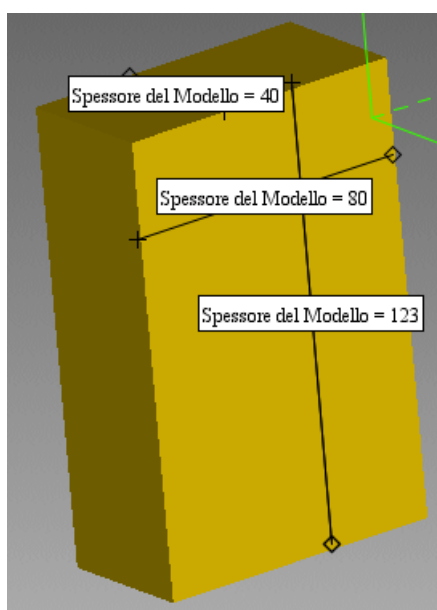


Figura 5.3: dimensioni del semilavorato 80x123 millimetri con 40 millimetri di spessore.

Il semilavorato viene bloccato sull'attrezzatura per un tratto lungo 5 millimetri di spessore con l'attrezzatura che si vede in figura 5.4.

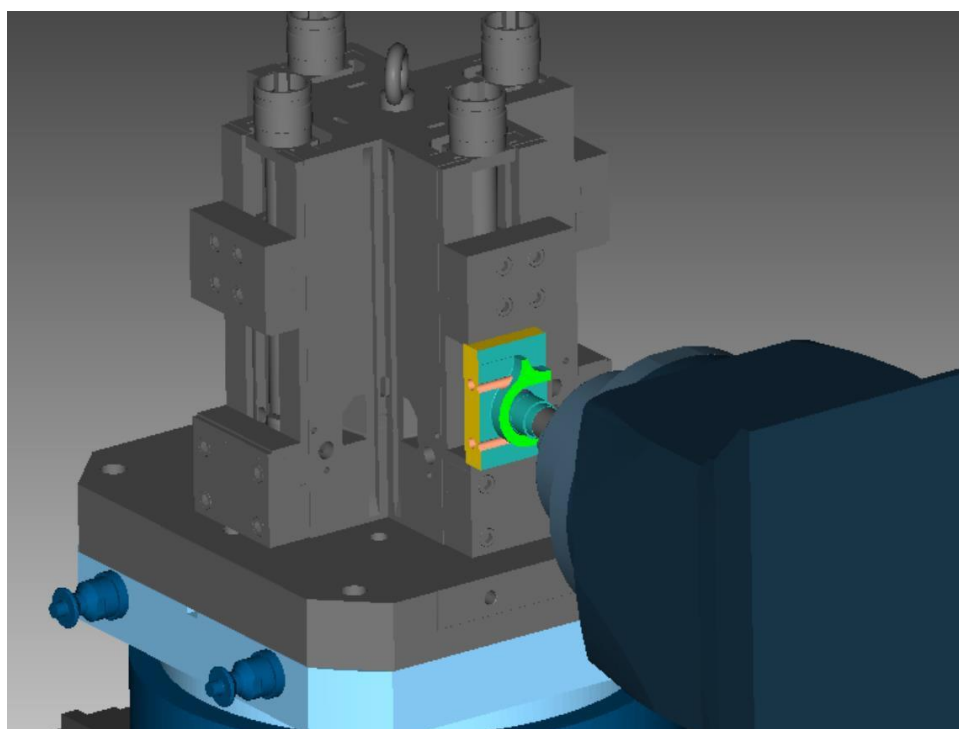


Figura 5.4: attrezzatura di bloccaggio del semilavorato 80x123x40.

5.1.1.2 Calcolo dell'usura VB

Al fine di determinare i criteri da applicare per la gestione delle scorte a magazzino e per definire gli utensili più utilizzati durante la produzione, uno strumento di facile impiego è quello della collocazione degli utensili nella curva A-B-C (curva di Pareto). Tale curva si costruisce partendo dal numero di utensili utilizzati posti in relazione con il tempo del loro utilizzo in produzione, tempo mandrino nel caso in esame.

Dall'analisi A-B-C l'inserto I364 è la prima voce di costo perché utilizzato nelle frese con diametro 63, 50, 40, 32 e 25 millimetri. È un inserto che esegue sia operazioni di finitura sia di sgrossatura. Nel 2019 ne sono stati acquistati in Cembre 1780 per un valore di quasi 14000 euro (figura 5.5).

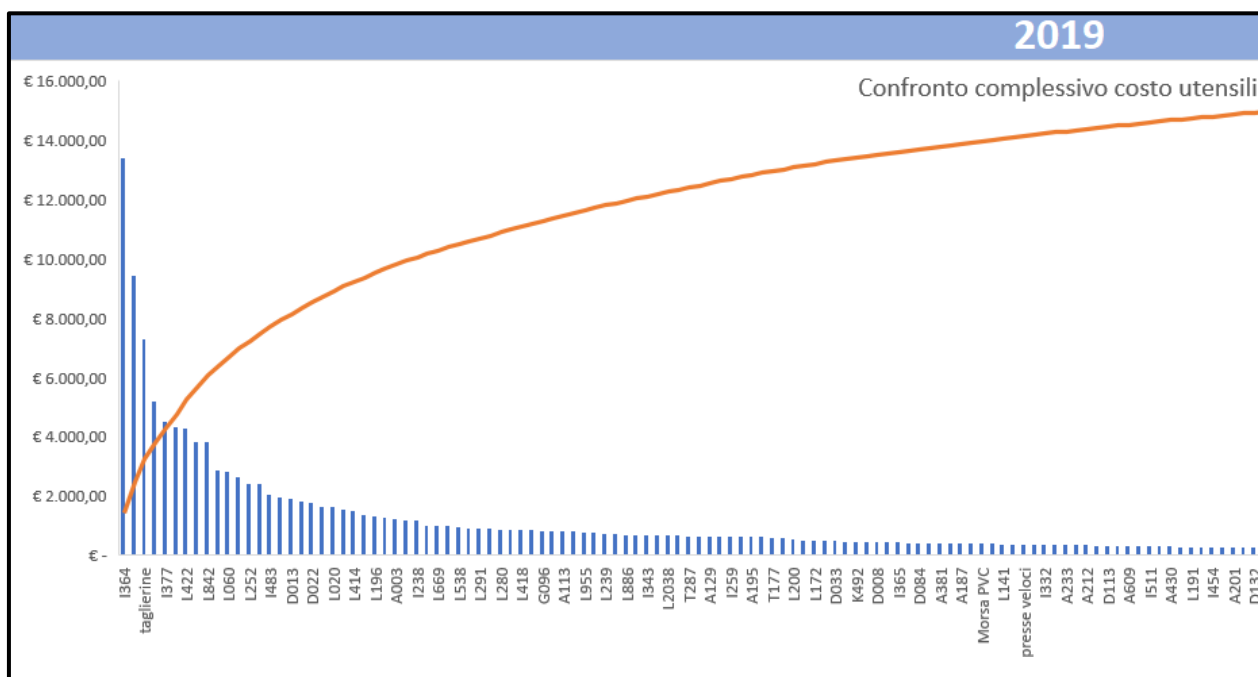


Figura 5.5: analisi A-B-C utensili Cembre 2019. Inserto I364 è la prima voce di costo.

La fresa FRA0225HSK63 che si utilizza per eseguire la fresata del cavallotto è una fresa con diametro 40 millimetri ad inserti della KYOCERA. Essa ha 5 denti. La figura 5.6 ne mostra le caratteristiche. Gli inserti che monta sono gli I364.

L'inserto I364 ha come rompitruciolo il JT e qualità PR1225. Dalla figura 5.8 è possibile vedere il parametro di avanzamento al dente al giro a seconda dei materiali da tagliare.

• JT Chipbreaker

Workpiece Material	fz (mm/t)		Insert Grade (Cutting Speed: m/min)				
	Holder		Cermet	MEGACOAT		PVD Coated Carbide	
	MEC10~MEC19	MEC20~MEC40 MEC040R~MEC160R		PR1225	PR1210	PR830	PR905
Stainless Steel	0.06~0.08~0.1	0.08~0.12~0.15	-	☆ 100~160~200	-	☆ 100~140~180	-
Carbon Steel	0.06~0.1~0.15	0.08~0.15~0.25	☆ 120~160~200	★ 120~180~250	-	☆ 120~160~200	-
Alloy Steel	0.06~0.1~0.12	0.08~0.15~0.2	☆ 100~140~180	★ 100~160~220	-	☆ 100~140~180	-
Mold Steel	0.06~0.08~0.1	0.08~0.12~0.2	☆ 80~120~150	★ 80~140~180	-	☆ 80~120~150	-
Gray Cast Iron	0.06~0.1~0.15	0.08~0.18~0.25	-	-	★ 120~180~250	-	☆ 100~140~180
Nodular Cast Iron	0.06~0.08~0.1	0.08~0.15~0.2	-	-	★ 100~150~200	-	☆ 80~120~160
Titanium Alloys	0.06~0.08~0.1	0.08~0.15~0.2	-	-	★ 30~50~70	-	☆ 20~35~50

Figura 5.8: parametri di taglio inserto I364.

La lavorazione eseguita con la fresa FR0225HSK63 è documentata attraverso le figure che seguono. Nella figura 5.9 si vede il semilavorato, nella figura 5.10 l'inizio della lavorazione, nella figura 5.11 il percorso di lavorazione con 26 passate da 1,3 millimetri di profondità di passata.

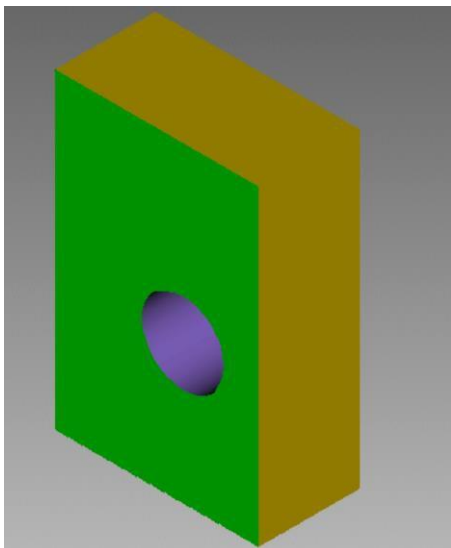


Figura 5.9: semilavorato.

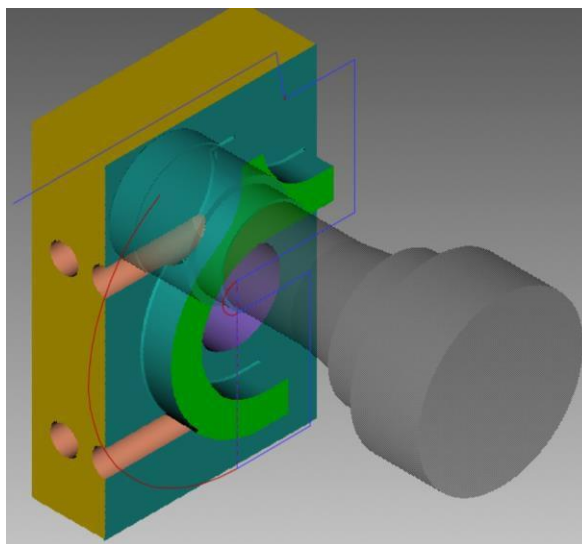


Figura 5.10: inizio della lavorazione.

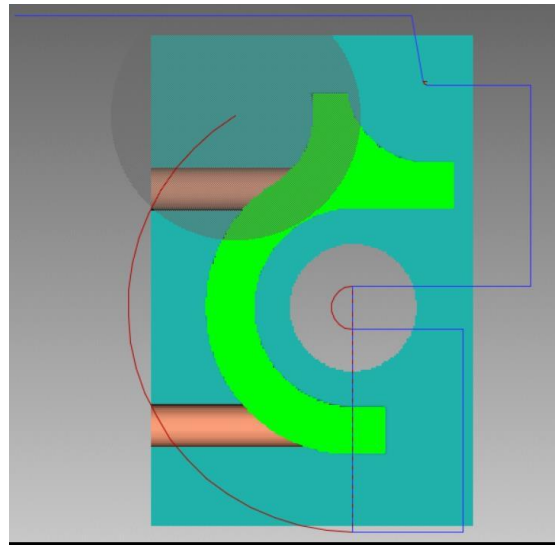


Figura 5.11: percorso della lavorazione.

Le condizioni di taglio della lavorazione vengono indicate nella tabella 5.1.

CONDIZIONI DI TAGLIO	
Ap (mm)	1,3
F mm/min	960
N (giri/min)	1600
Vt (m/min)	201
fz (mm/dente)	0,12
numero denti z	5
Diametro fresa (mm)	40
numero passate	26

Tabella 5.1: condizioni di taglio della Fresa FR0225HSK63 nel Cavallotto per cilindro.

La misura dell'usura VB viene effettuata attraverso lo Smart Scope LITE 300 presente nel dipartimento di qualità di Cembre S.p.A. Nella figura 5.12 viene rappresentato il tipo di ingrandimento 55,5X e come viene effettuata la misura. Essa è stata effettuata nel pezzo sul tagliente principale e sul tagliente secondario dopo ognuna delle 13 passate programmate (figura 5.12). L'inserto riesce a fare circa 5 pezzi. In totale sono stati acquisiti 10 punti. I punti acquisiti sono ogni 545 secondi di lavoro. Essendo il primo esperimento si sono presi 10 punti valutando sia le esigenze lavorative di produzione sia come variava l'usura nel tempo.

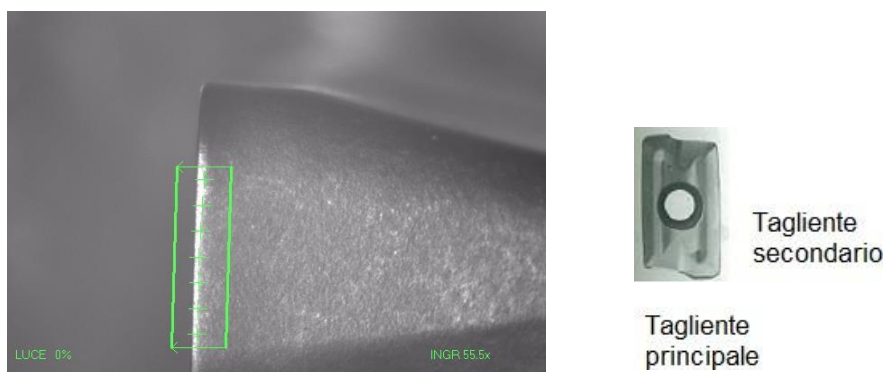


Figura 5.12: ingrandimento 55,5X con misura dell'usura VB. Tagliente principale e secondario

Le foto che seguono rappresentano l'inserto al termine del primo, secondo, terzo, quarto e quinto pezzo lavorato. Al termine della lavorazione del quinto pezzo, la macchina non permette ulteriori lavorazioni col medesimo utensile in quanto l'utensile eccessivamente usurato genera forze di taglio troppo elevate. Foto dell'inserto dopo il primo pezzo sul petto del tagliente (figura 5.13), sul tagliente secondario (figura 5.14) e sul tagliente principale (figura 5.15). Il tagliente principale ha una leggera usura abrasiva mentre il secondario ha un'usura abrasiva di spessore 0,08 millimetri.

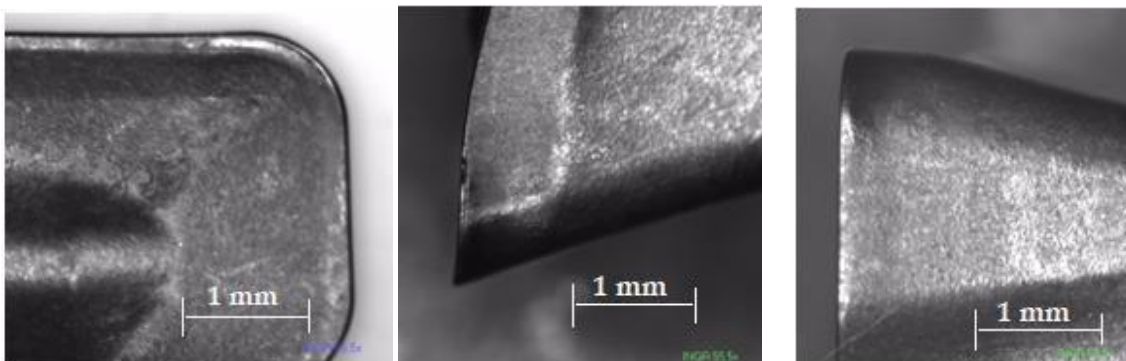


Figura 5.13: petto tagliente. **Figura 5.14:** tagliente sec. **Figura 5.15:** tagliente princ.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il secondo pezzo sul petto del tagliente (figura 5.16), sul tagliente secondario (figura 5.17) e sul tagliente principale (figura 5.18). Il tagliente principale ha una leggera usura abrasiva mentre il secondario ha un'usura con scheggiature.

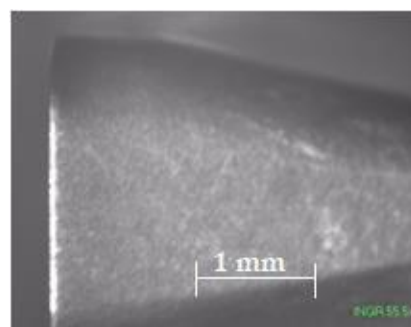
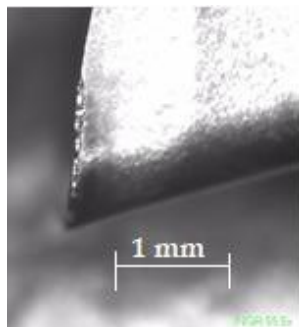
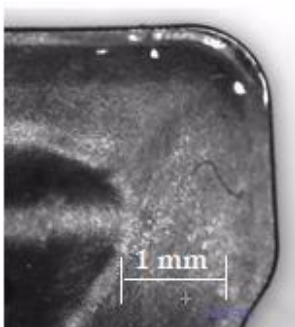


Figura 5.16: petto tagliente. **Figura 5.17:** tagliente sec. **Figura 5.18:** tagliente princ.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il terzo pezzo sul petto del tagliente (figura 5.19), sul tagliente secondario (figura 5.20) e sul tagliente principale (figura 5.22). Il tagliente principale ha una leggera usura abrasiva mentre il secondario ha perso il filo tagliente sul tratto della profondità di passata di 1,3 millimetri.

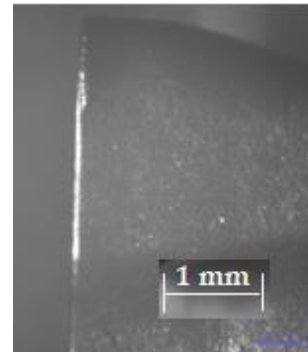
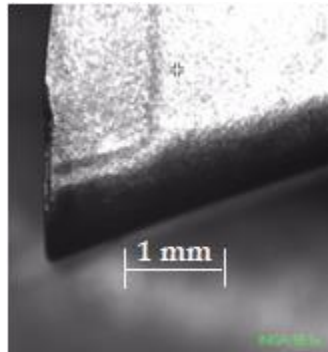


Figura 5.19: petto tagliente. **Figura 5.20:** tagliente sec. **Figura 5.21:** tagliente princ.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il quarto pezzo sul petto del tagliente (figura 5.22), sul tagliente secondario (figura 5.23) e sul tagliente principale (figura 5.24). Il tagliente principale ha una leggera usura abrasiva mentre il secondario ha un solco profondo di valore 0,3 millimetri circa sul tratto della profondità di passata di 1,3 millimetri.

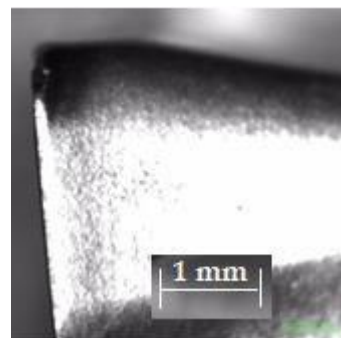
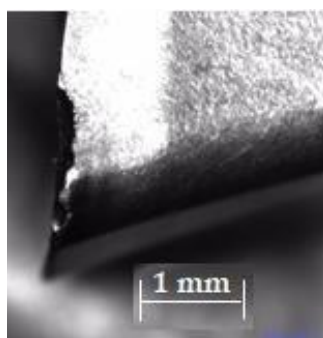
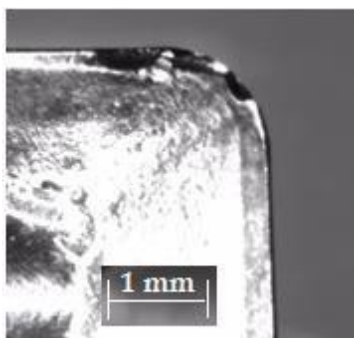


Figura 5.22: petto tagliente. **Figura 5.23:** tagliente sec. **Figura 5.24:** tagliente princ.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il quinto pezzo inserto sul petto del tagliente (figura 5.25), sul tagliente secondario (figura 5.26) e sul tagliente principale (figura 5.27). Il tagliente principale ha una leggera usura abrasiva mentre il secondario risulta completamente distrutto. È difficile calcolare anche l'usura VB perché non si riconosce più il filo tagliente. A causa dell'eccessiva forza generata sulla fresa, la macchina ha diminuito l'avanzamento aumentando il tempo di lavorazione di circa 200 secondi. L'usura è intorno a 0,5-0,6 millimetri. L'inserto non è più utilizzabile.

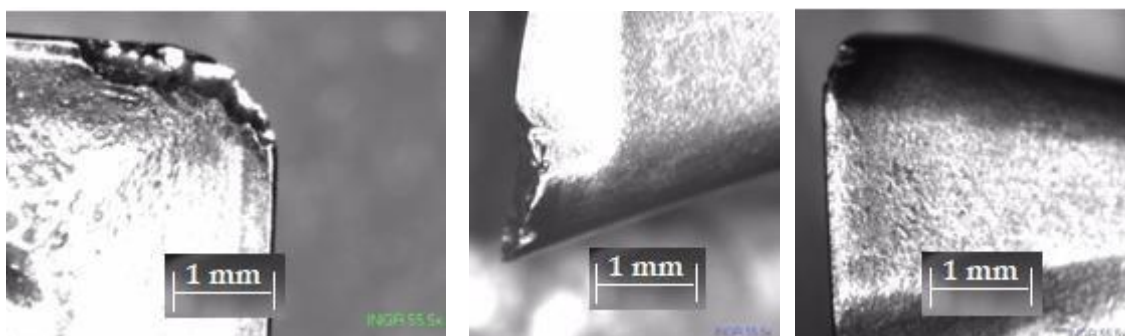


Figura 5.25: petto tagliente. *Figura 5.26:* tagliente sec. *Figura 5.27:* tagliente princ.

Le misure di VB per il primo inserto sono nella tabella 5.2-5.3 che seguono. Vengono indicate sia le misure sul tagliente principale che sul tagliente secondario in millimetri. Esse sono state prese ogni 545 secondi.

USURA TAGLIANTE PRINCIPALE (mm)						USURA TAGLIANTE SECONDARIO (mm)					
Tempo (s)	INSERTO 1	INSERTO 2	INSERTO 3	INSERTO 4	INSERTO 5	Tempo (s)	INSERTO 1	INSERTO 2	INSERTO 3	INSERTO 4	INSERTO 5
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
545	0.03	0.04	0.05	0.03	0.05	545	0.084	0.09	0.086	0.088	0.091
1090	0.05	0.05	0.05	0.04	0.05	1090	0.092	0.096	0.095	0.095	0.098
1635	0.06	0.066	0.062	0.063	0.06	1635	0.099	0.107	0.11	0.12	0.12
2180	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07	2180	0.12	0.13	0.135	0.143	0.138
2725	0.075	0.075	0.075	0.075	0.075	2725	0.14	0.15	0.156	0.16	0.158
3270	0.08	0.08	0.08	0.08	0.08	3270	0.17	0.17	0.18	0.185	0.19
3815	0.085	0.085	0.085	0.085	0.085	3815	0.19	0.2	0.2	0.197	0.21
4360	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09	4360	0.31	0.31	0.32	0.33	0.34
4905	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	4905	0.45	0.43	0.47	0.45	0.47
5450	0.11	0.12	0.1	0.12	0.1	5450	0.6	0.56	0.58	0.6	0.6

Tabella 5.2: Usura VB Tagliente principale *Tabella 5.3:* Usura VB Tagliente secondario

Le relative curve di usura VB vengono rappresentate nelle figure 5.28 e 5.29 che seguono. Sul tagliente principale si nota un'usura costante che rimane nell'intorno del decimo di millimetro per tutti i pezzi. Sul tagliente secondario l'usura VB ha una parte centrale costante in cui la velocità di usura è costante fino ad un tempo di circa 4000 s, dopodiché

la velocità d'usura aumenta rapidamente. L'inserto infatti come mostrano le foto è notevolmente usurato.

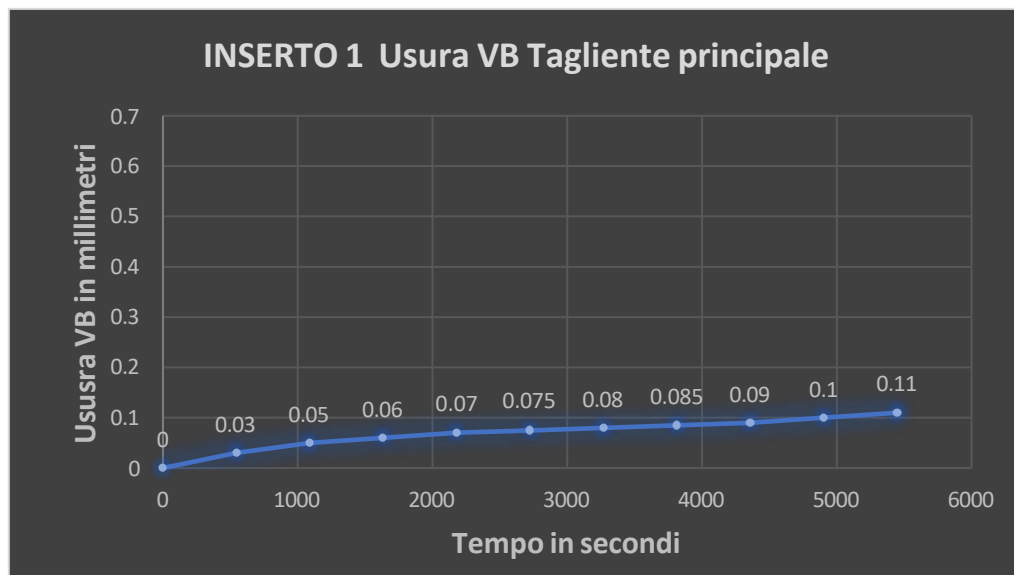


Figura 5.28: usura VB tagliente principale.

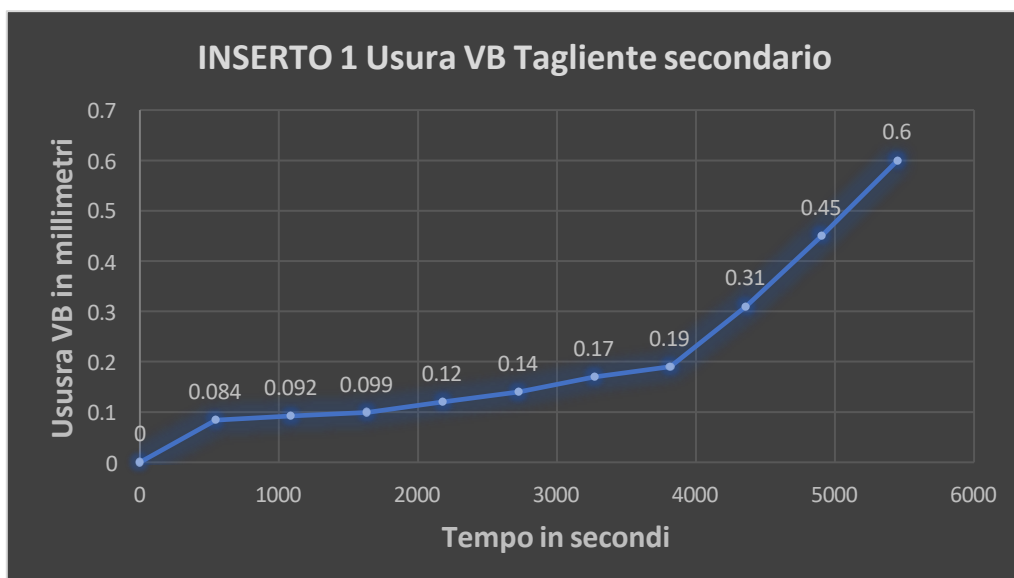


Figura 5.29: usura VB tagliente secondario.

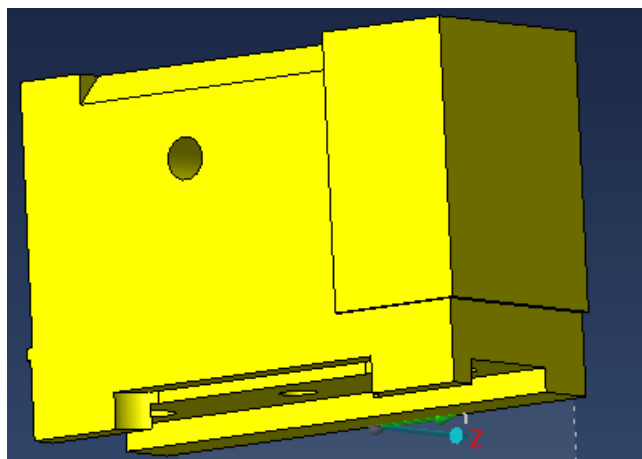


Figura 5.31: dimensioni del semilavorato 87x60 millimetri con 40 millimetri di spessore.

Il semilavorato viene bloccato con l'attrezzatura che si vede in figura 5.32.

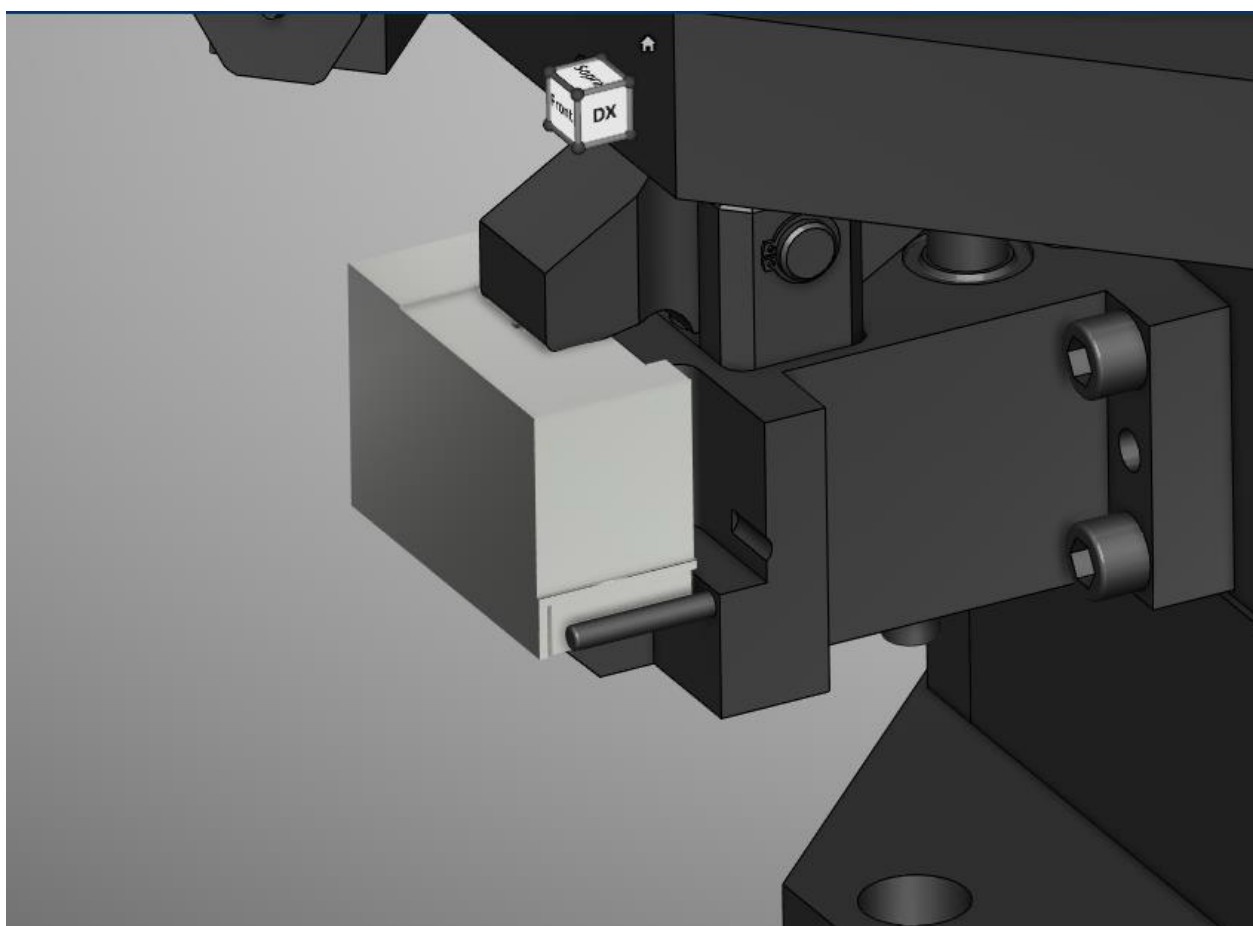


Figura 5.32: attrezzatura di bloccaggio del semilavorato 87x60x40.

5.1.2.2 Calcolo dell'usura VB

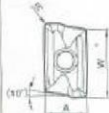
Anche in questo caso viene utilizzato l'inserto I364, per cui le analisi di Pareto effettuate per l'esempio del cavallotto per cilindro sono le medesime. In questo caso però la fresa utilizzata è diversa ed è la fresa FRA027HSK63. È una fresa con diametro di 16 millimetri ad inserti della KYOCERA. Essa ha 5 denti. La figura 5.33 ne mostra le caratteristiche.



Milling Toolholder
MEC16-S16-11T

Specifiche

Diametro (d1)	ø16 mm
Numero di inserti	2
Lunghezza totale (L)	100 mm
Recesso	30 mm
Diametro stelo (SD)	16 mm
Tipo di stelo	Cilindrico
Angolo tagliente	90 °
Refrigerante interno	SI
Dimensioni inserto	11T
Marca	Kyocera

Insert	Description	Dimensioni (mm)										Materiali									
		A	T	φd	W (X)	re (Z)	α	β	γ	TN100M	TC60	PR1225	PR1230	PR1210	PR630	PR730	PR830	PR1025	PR660	PR905	PW30
   	BDMT 110302ER-JT	6.3	3.0	2.8	11.0	0.2	18°15°	-	-												
	110304ER-JT					0.4															
	110308ER-JT					0.8															
	BDMT 11T302ER-JT	6.7	3.8	2.8	11.0	0.2	18°13°	-	-												
	11T304ER-JT					0.4															
	11T308ER-JT					0.8															
	11T312ER-JT					1.2															
	11T316ER-JT					1.6															
	11T320ER-JT					2.0															
	11T324ER-JT					2.4															
	11T331ER-JT					3.1															
	BDMT 170404ER-JT	9.6	4.9	4.4	17.0	0.4	18°13°	-	-												
	170408ER-JT					0.8															
	170412ER-JT					1.2															
	170416ER-JT					1.6															
	170420ER-JT					2.0															
	170424ER-JT					2.4															
	170431ER-JT					3.1															
	170440ER-JT					4.0															

• JT Chipbreaker

Workpiece Material	fz (mm/t)		Insert Grade (Cutting Speed: m/min)				
	Holder		Cermet	MEGACOAT		PVD Coated Carbide	
	MEC10~MEC19	MEC20~MEC40 MEC040R~MEC160R		PR1225	PR1210	PR830	PR905
Stainless Steel	0.06-0.08-0.1	0.08-0.12-0.15	-	☆ 100~160~200	-	☆ 100~140~180	-
Carbon Steel	0.06-0.1-0.15	0.08-0.15-0.25	☆ 120~160~200	★ 120~180~250	-	☆ 120~160~200	-
Alloy Steel	0.06-0.1-0.12	0.08-0.15-0.2	☆ 100~140~180	★ 100~160~220	-	☆ 100~140~180	-
Mold Steel	0.06-0.08-0.1	0.08-0.12-0.2	☆ 80~120~150	★ 80~140~180	-	☆ 80~120~150	-
Gray Cast Iron	0.06-0.1-0.15	0.08-0.18-0.25	-	-	★ 120~180~250	-	☆ 100~140~180
Nodular Cast Iron	0.06-0.08-0.1	0.08-0.15-0.2	-	-	★ 100~150~200	-	☆ 80~120~160
Titanium Alloys	0.06-0.08-0.1	0.08-0.15-0.2	-	-	★ 30~50~70	-	☆ 20~35~50

Figura 5.33: caratteristiche della fresa FR0274HSK63.

La lavorazione eseguita con la fresa FR0274HSK63 è documentata attraverso le figure che seguono. Nella figura 5.34 si vede il semilavorato, nella figura 5.35 l'inizio della lavorazione, nella figura 5.36 il percorso di lavorazione e nella figura 5.37 la lavorazione finita.

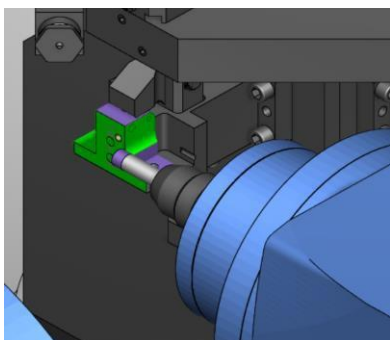


Figura 5.34: semilavorato.

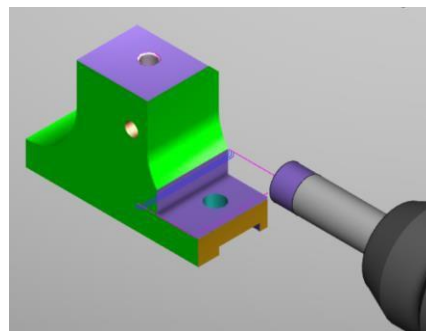


Figura 5.35: inizio della lavorazione.

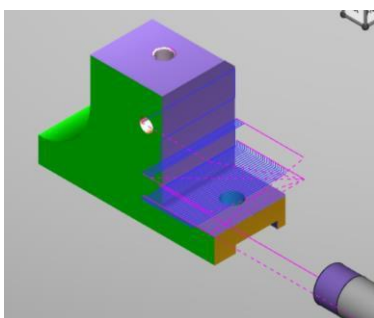


Figura 5.36: percorso della lavorazione.

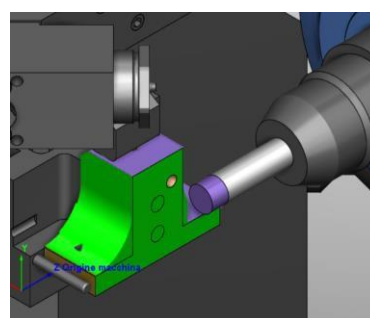


Figura 5.37: lavorazione finita.

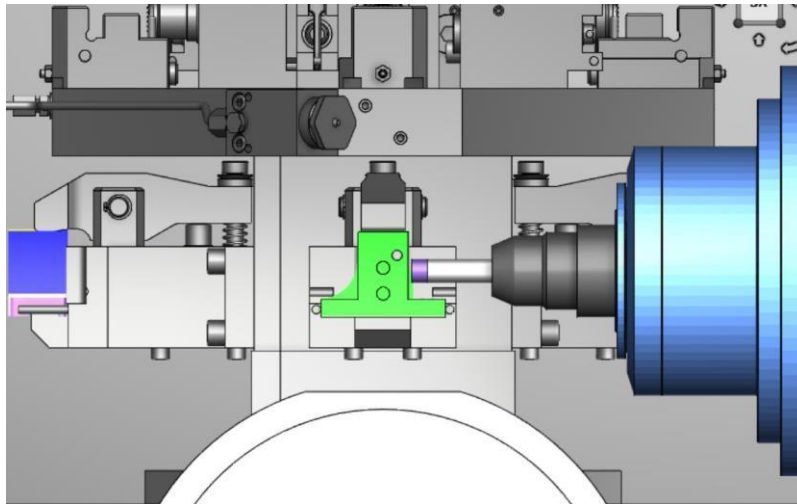


Figura 5.38: lavorazioni con FR0274HSK63.

Le condizioni di taglio della lavorazione vengono indicate nella tabella 5.4.

CUTTING CONDITION	
Ap Cutting depth (mm)	0,8
F Feed rate mm/min	800
N Revolution per minutes (round/min)	4000
Vt Cutting speed (m/min)	200,96
fz Feed per tooth (mm/tooth)	0,1
Zc Number of tooth	2
Dc Mill diameter (mm)	16

Tabella 5.4: condizioni di taglio della Fresa FR0274HSK63 nel supporto di bloccaggio DBG.

La misura dell'usura VB viene effettuata attraverso il Quick Scope presente in Università di Brescia. Il tipo di ingrandimento utilizzato è 65 x. Essa è stata effettuata alla fine del primo, quarto, ottavo, dodicesimo, sedicesimo e ventesimo pezzo sul tagliente principale e sul tagliente secondario (figura 5.39). L'inserto riesce a fare circa 24 pezzi.



Figura 5.39: ingrandimento 0,65 con misura dell'usura VB. Tagliente principale e secondario

Le foto che seguono rappresentano l'inserto al termine del primo, quarto, ottavo, dodicesimo, sedicesimo e ventesimo pezzo lavorato. La macchina utensile alla fine del ventiquattresimo pezzo lavorato non permette più la lavorazione di altri pezzi perché la fresa sforza troppo dovuto all'inserto troppo usurato.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il primo pezzo sul tagliente secondario (figura 5.40) e sul tagliente principale (figura 5.41). Il tagliente principale ha un'usura abrasiva che porta subito il valore a 0,1 millimetri mentre il tagliente secondario non ha nessuna usura.

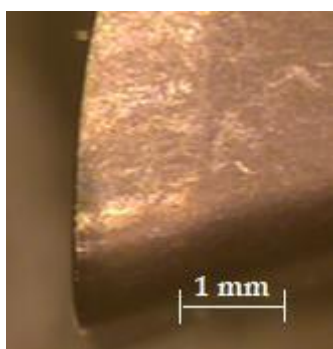


Figura 5.40: tagliente secondario

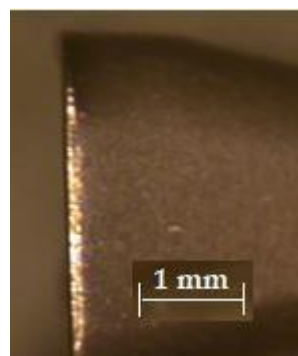


Figura 5.41: tagliente principale.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il quarto pezzo sul tagliente secondario (figura 5.42) e sul tagliente principale (figura 5.43). Il tagliente principale ha un'usura abrasiva che rimane costante a 0,1 millimetri mentre il tagliente secondario non ha nessuna usura.

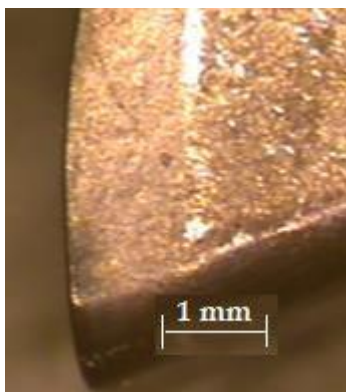


Figura 5.42: tagliente secondario

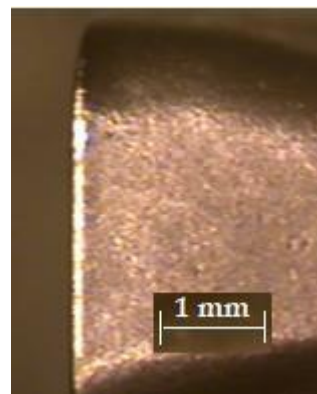


Figura 5.43: tagliente principale.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo l'ottavo pezzo sul tagliente secondario (figura 5.44) e sul tagliente principale (figura 5.45). Il tagliente principale ha un'usura abrasiva che rimane costante a 0,1 millimetri mentre il tagliente secondario non ha nessuna usura

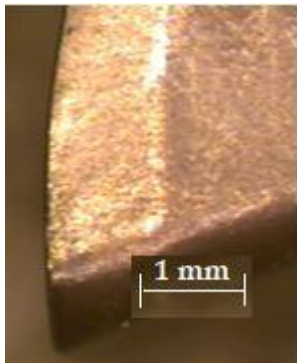


Figura 5.44: tagliente secondario

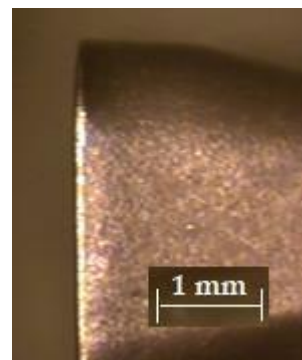


Figura 5.45: tagliente principale.

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il dodicesimo pezzo sul tagliente secondario (figura 5.46) e sul tagliente principale (figura 5.47). Il tagliente principale ha un'usura abrasiva costante ma ora in aumento mentre il tagliente secondario ha una leggera usura abrasiva.

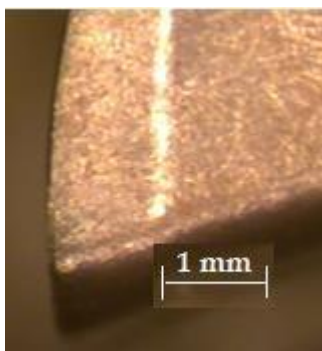


Figura 5.46: tagliente secondario

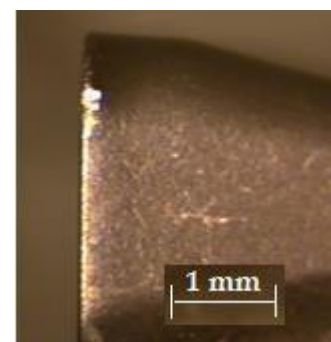


Figura 5.47: tagliente principale

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il sedicesimo pezzo sul tagliente secondario (figura 5.48) e sul tagliente principale (figura 5.49). Il tagliente principale ha una un'usura abrasiva che inizia a non essere più costante mentre il tagliente secondario ha un'usura con scheggiature di circa 0,12 millimetri.

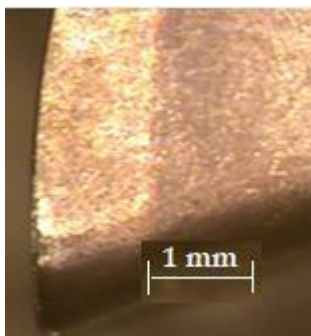


Figura 5.48: tagliente secondario

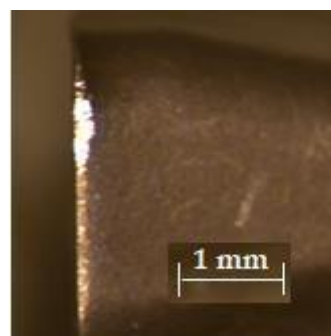


Figura 5.49: tagliente principale

Come si nota dalle foto dell'inserto dopo il ventesimo pezzo sul tagliente secondario (figura 5.50) e sul tagliente principale (figura 5.51). Il tagliente principale ha una leggera usura abrasiva con scheggiature di circa 0,2 millimetri mentre il tagliente secondario ha ceduto completamente creando un cratere che va oltre gli 0,3 millimetri di usura.

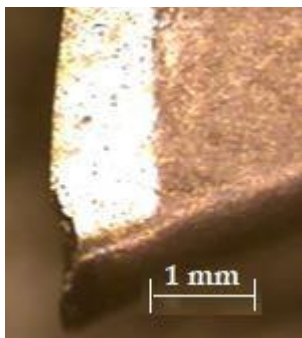


Figura 5.50: tagliente secondario

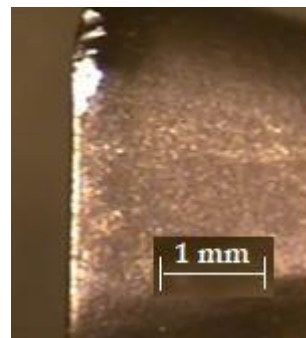


Figura 5.51: tagliente principale

USURA TAGLIENTE PRINCIPALE (mm)				USURA TAGLIENTE SECONDARIO (mm)			
Numero pezzi	INSERTO 1	INSERTO 2	INSERTO 3	Numero pezzi	INSERTO 1	INSERTO 2	INSERTO 3
0	0	0	0	0	0	0	0
1	0.098	0.099	0.098	1	0	0	0
4	0.1	0.099	0.1	4	0	0	0
8	0.12	0.12	0.13	8	0.02	0.018	0.022
12	0.169	0.16	0.163	12	0.075	0.07	0.085
16	0.18	0.18	0.18	16	0.12	0.12	0.14
20	0.2	0.2	0.2	20	0.31	0.31	0.31

Tabella 5.5: Usura VB Tagliente principale Tabella 5.6: Usura VB Tagliente secondario

Le tabelle 5.5-5.6 indicano i valori dell'usura VB dopo un determinato numero di pezzi e le curve di usura VB vengono rappresentate nelle figure 5.52 e 5.53 che seguono. Sul tagliente principale si nota un'usura costante che rimane nell'intorno del decimo per quasi tutti i pezzi, poi dal dodicesimo pezzo in poi aumenta fino a 0,2 millimetri. Sul

tagliente secondario l'usura VB è assente fino all'ottavo pezzo poi compare ma come usura con scheggiatura. Tra il sedicesimo e il ventesimo pezzo l'inserto cede di schianto e l'usura si porta oltre gli 0,3 millimetri.

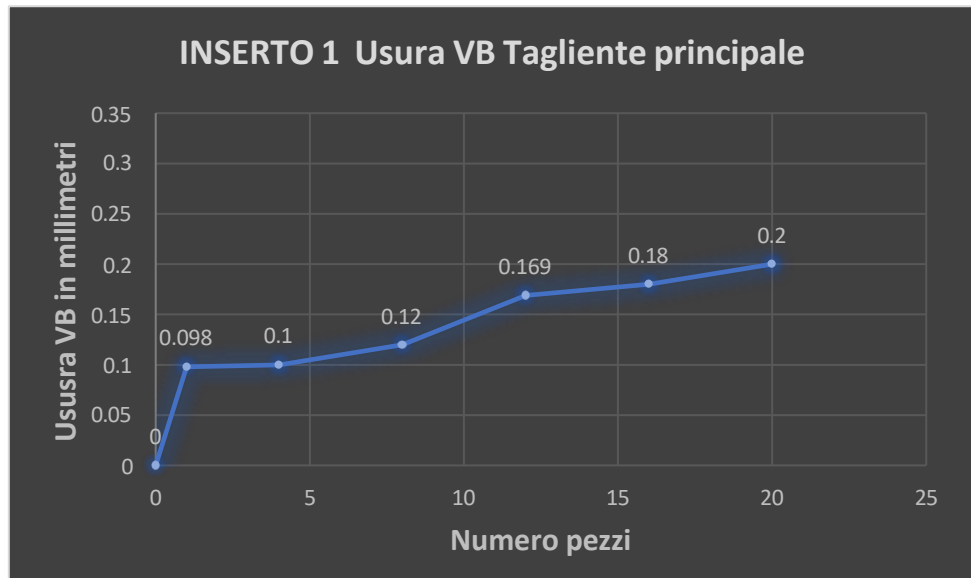


Figura 5.52: usura VB tagliente principale.

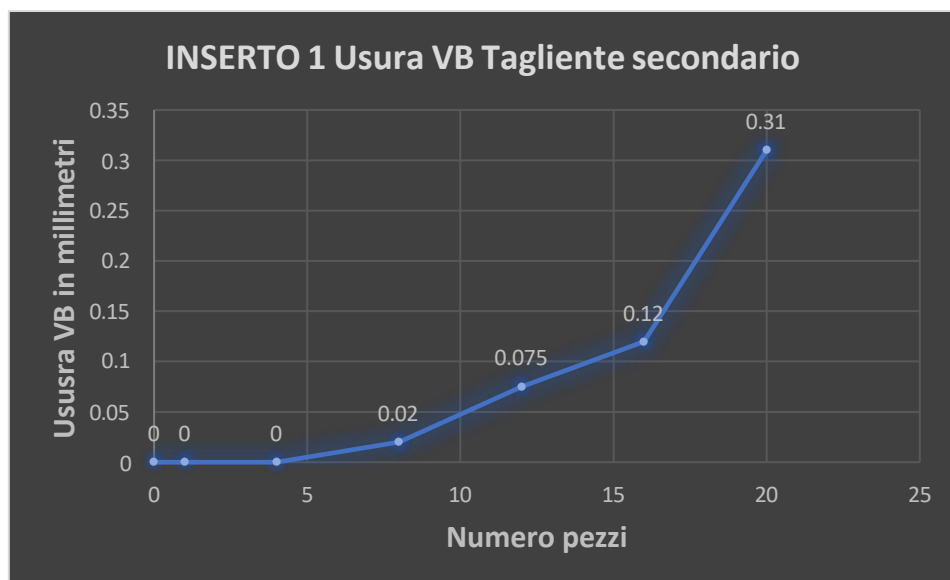


Figura 5.53: usura VB tagliente secondario.

5.1.3.1 Definizione geometrica della punta PV, dell'attrezzatura di bloccaggio e della materia prima

e della materia prima

[illegible]

Attraverso il carica-barre passa in macchina e vengono eseguite le varie operazioni di tornitura per sgrossatura, tornitura per finitura, fresatura e filettatura. L'operazione che si analizza per determinare l'usura e la vita utensile è la tornitura per sgrossatura del codolo diametro 14 millimetri con rugosità della superficie massimo di 1,2 μm . L'inserto

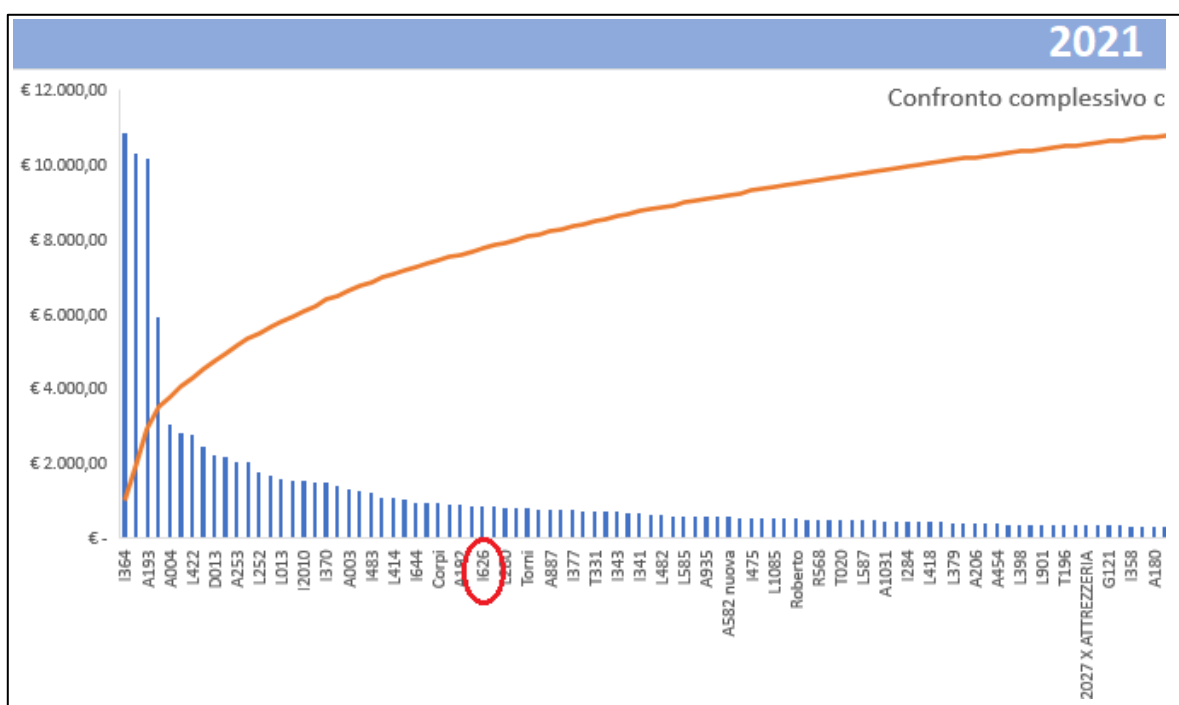


Figura 5.56: analisi A-B-C utensili Cembre 2021. Inserto I626 è costato 884 euro.

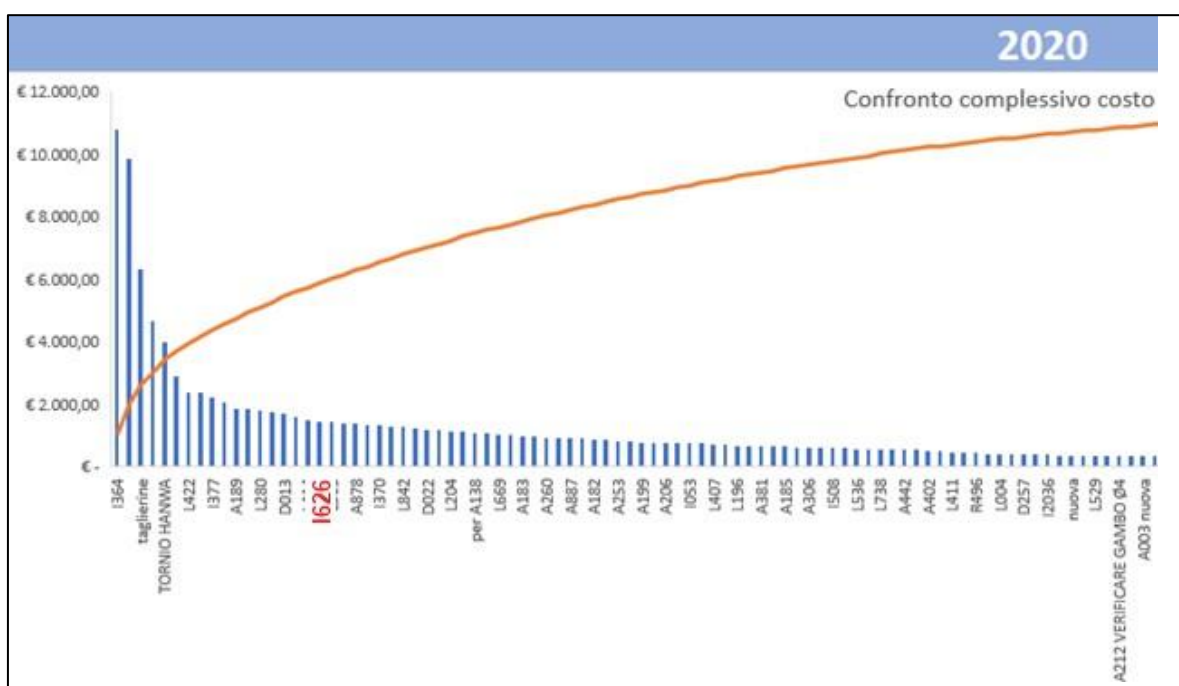


Figura 5.57: analisi A-B-C utensili Cembre 2018. Inserto I626 è costato 1448 euro.

L' utensile TE00685 (denominazione Cembre) che si utilizza per eseguire la sgrossatura del codolo della punta PV è rappresentato nella figura 5.58. Questo utilizza l'inserto I626 spiegato precedentemente.

SDJC-FF (Without Offset) (External / Copying)

SDJC% 0808F-07FF
SDJC% 1010JX-11FF
SDJC% 1212JX-11FF shows above figure

● Right-hand shown

Toolholder Dimensions

Description		Std.		Dimension (mm)							Standard Corner-R (te)	Spare Parts			
												Clamp Screw	Wrench		
		R	L	H1=h	B	L1	L2	F1	F2	S					
SDJC%	0808F -07FF	●	●	8	8	85	14	8	0.5	0	0.2	SB-2570TR	FT-8		
	1212F -11FF	●	●	12	12		20	12	1			SB-4085TR	FT-15		
SDJC%	1010JX-07FF	●	●	10	10	120	-	10	-	0	0.2	SB-2570TR	FT-8		
	1010JX-11FF	●	●	10	10		20	10	3						
	1212JX-11FF	●	●	12	12		20	12	1						
	1616JX-11FF	●	●	16	16		-	16	-						
	2020JX-11FF	●	●	20	20		-	20	-						

NEW

Figura 5.58: caratteristiche dell'utensile TE00685.

La sgrossatura viene eseguita sul codolo. Il codolo passa da diametro 20 millimetri a diametro 14 millimetri. La rugosità della superficie deve essere massimo di 1,2 micron. Nella figura 5.59 si vede l'utensile TE00685 che esegue la lavorazione. Nella figura 5.60 si vede l'interno del tornio HANWA. Nella figura 5.61 si vede il disegno della lavorazione da eseguire tramite l'utensile TE00685.

Utensile TE00685



Figura 5.59: TE00685 che realizza il codolo.



Figura 5.60: immagine del tornio internamente.

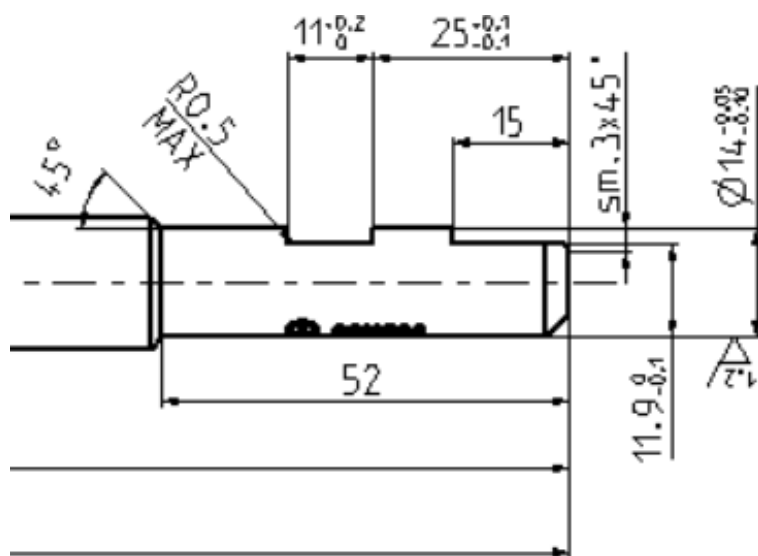


Figura 5.61: disegno della lavorazione da eseguire.

Le condizioni di taglio della lavorazione vengono indicate nella tabella 5.7.

CONDIZIONI DI TAGLIO	
PRIMA PASSATA	
Ap (mm)	1
fz (mm/giro)	0,1
N (giri/min)	130
Vt (m/min)	8,164
SECONDA PASSATA	
Ap (mm)	2
fz (mm/giro)	0,1
N (giri/min)	130
Vt (m/min)	8,164

Tabella 5.7: condizioni di taglio dell'utensile TE00685 nella punta PV.

La misura dell'usura VB viene effettuata attraverso lo Smart Scope LITE 300. Nella figura 5.62 è stato rappresentato il tipo di ingrandimento 45,9X con cui viene fotografato l'inserto. Le foto vengono scattate ogni 10 pezzi eseguiti. È stata poi calcolata l'usura sia sul petto che sul fianco del tagliente.



Figura 5.62: rappresenta il petto dell'inserto, il fianco dell'inserto e lo schema indicante le due parti.

Nelle figure successive si vedranno le foto degli inserti ogni 10 pezzi fino ai 130 pezzi lavorati. Foto dell'inserto che non ha lavorato né sul petto del tagliente (figura 5.63) né sul fianco del tagliente (figura 5.64)

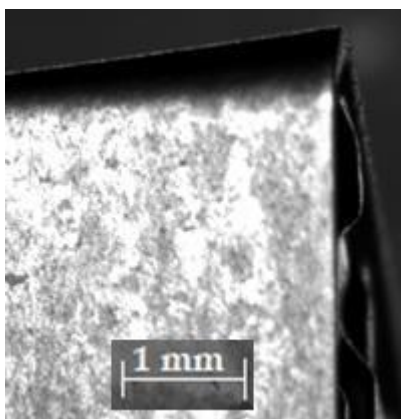


Figura 5.63: fianco tagliente.

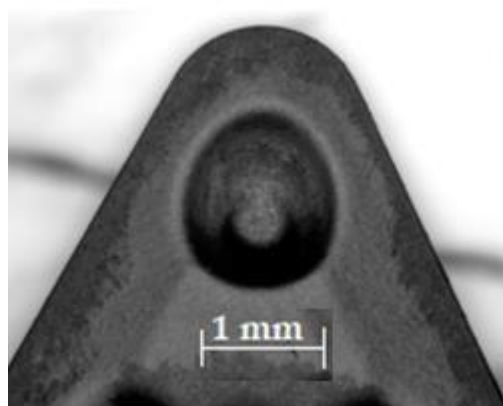


Figura 5.64: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 10 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.65) e sul fianco del tagliente (figura 5.66)

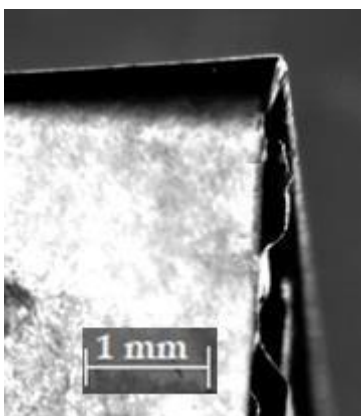


Figura 5.65: fianco tagliente.

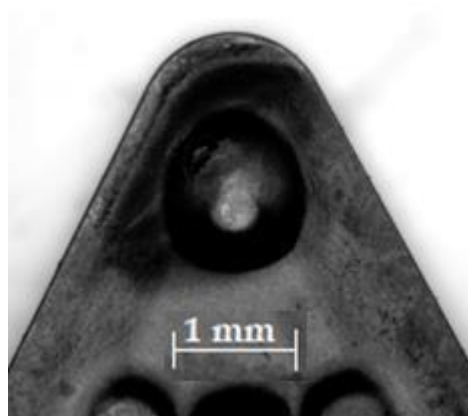


Figura 5.66: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 20 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.67) e sul fianco del tagliente (figura 5.68)

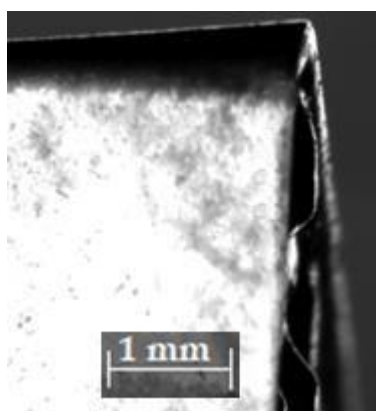


Figura 5.67: fianco tagliente.

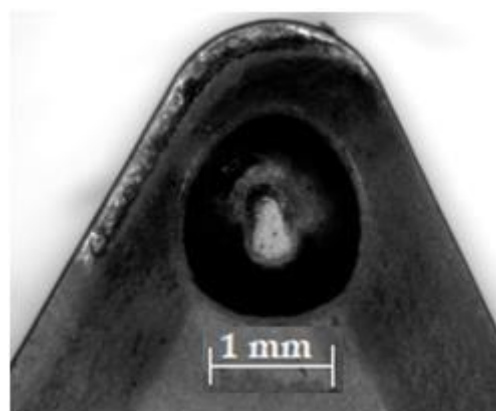


Figura 5.68: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 30 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.69) e sul fianco del tagliente (figura 5.70).

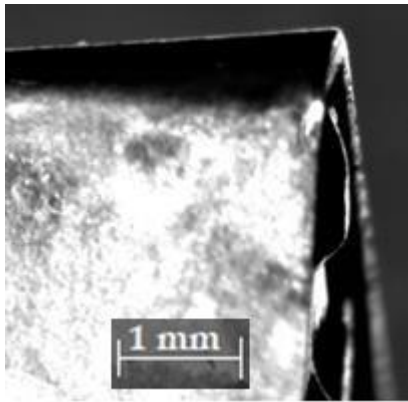


Figura 5.69: fianco tagliente.

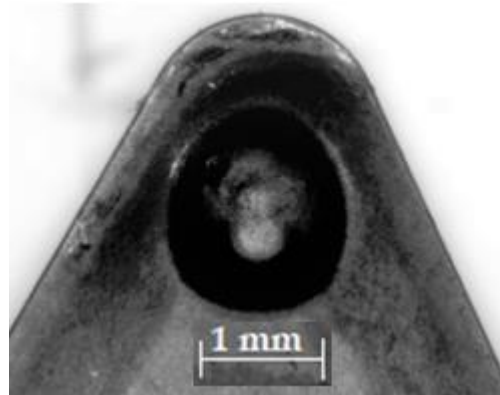


Figura 5.70: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 40 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.71) e sul fianco del tagliente (figura 5.72).

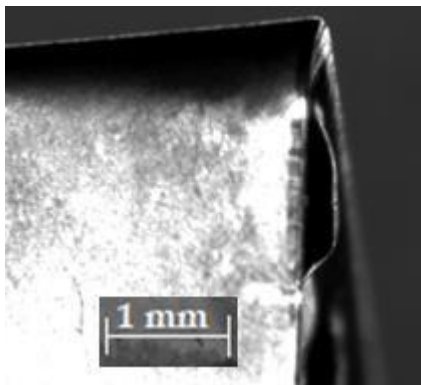


Figura 5.71: fianco tagliente.

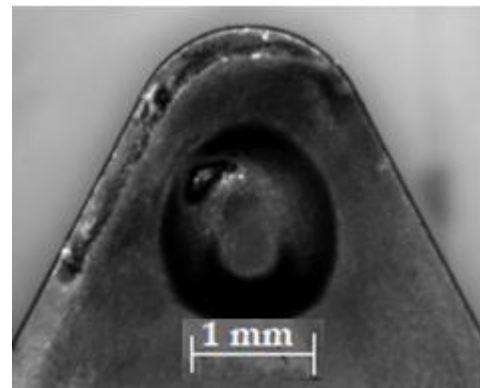


Figura 5.72: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 50 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.73) e sul fianco del tagliente (figura 5.74).

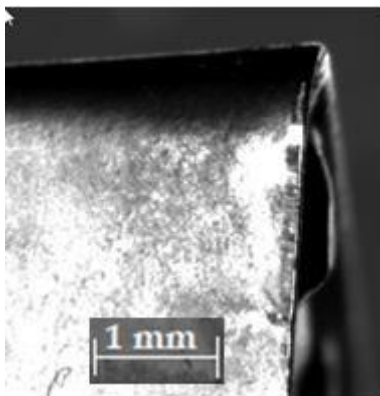


Figura 5.73: fianco tagliente.

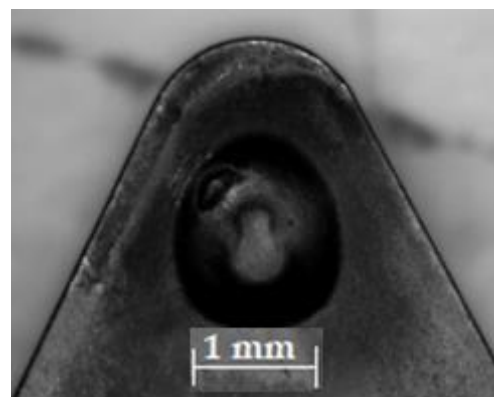


Figura 5.74: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 60 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.75) e sul fianco del tagliente (figura 5.76).

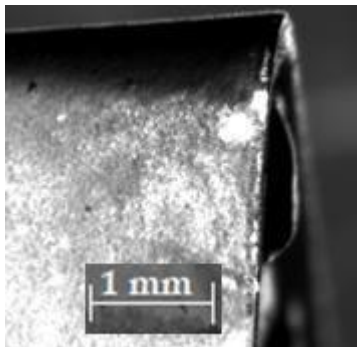


Figura 5.75: fianco tagliente.

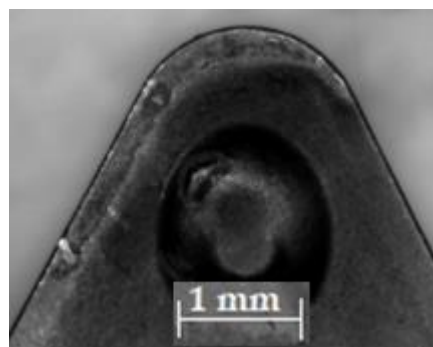


Figura 5.76: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 70 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.77) e sul fianco del tagliente (figura 5.78).

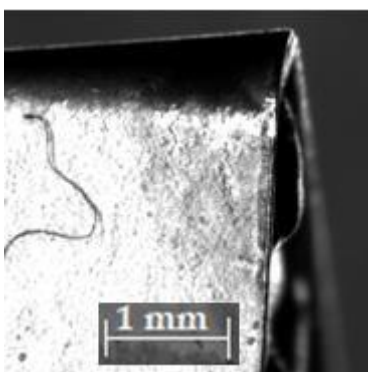


Figura 5.77: fianco tagliente.

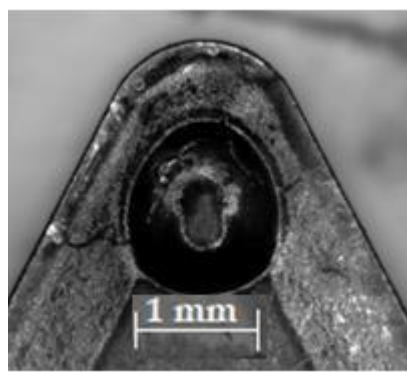


Figura 5.78: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 80 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.79) e sul fianco del tagliente (figura 5.80).



Figura 5.79: fianco tagliente.

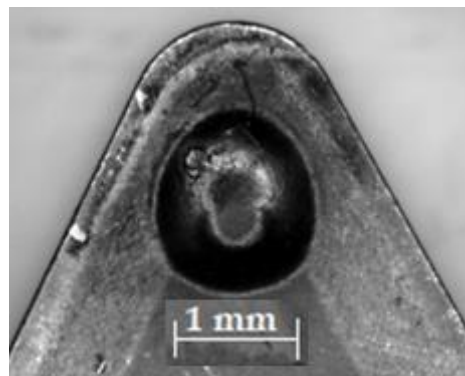


Figura 5.80: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 90 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.81) e sul fianco del tagliente (figura 5.82).

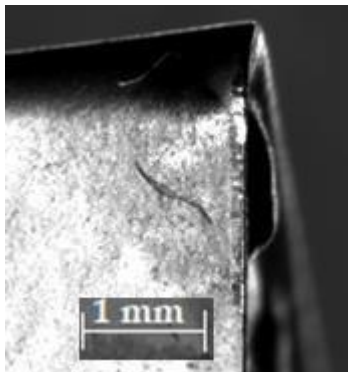


Figura 5.81: fianco tagliente.

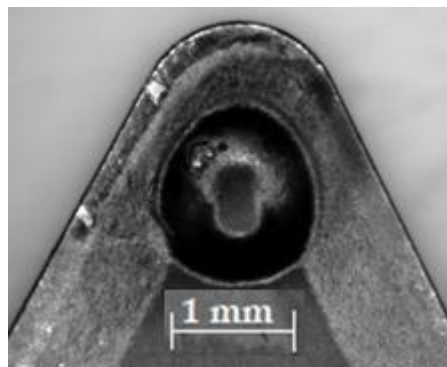


Figura 5.82: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 100 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.83) e sul fianco del tagliente (figura 5.84).

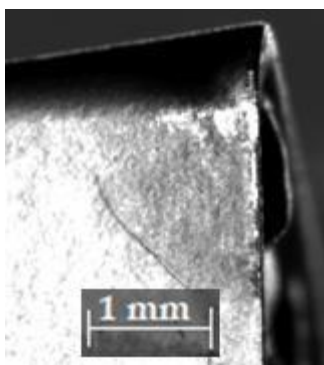


Figura 5.83: fianco tagliente.

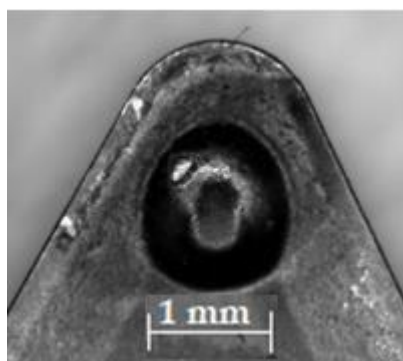


Figura 5.84: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 110 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.85) e sul fianco del tagliente (figura 5.86).



Figura 5.85: fianco tagliente.

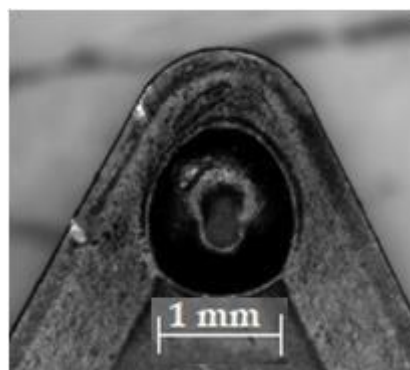


Figura 5.86: petto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 120 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.87) e sul fianco del tagliente (figura 5.88).

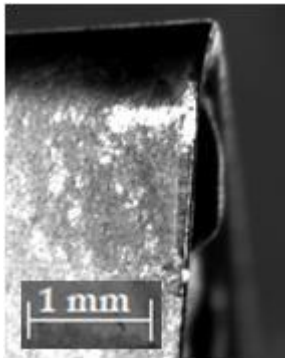


Figura 5.87: fianco tagliente.

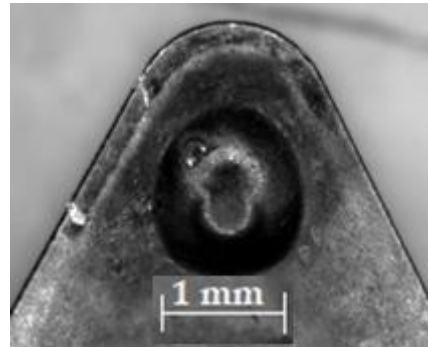


Figura 5.88: fpetto dell'inserto

Foto dell'inserto dopo avere lavorato 130 pezzi sul petto del tagliente (figura 5.89) e sul fianco del tagliente (figura 5.90).

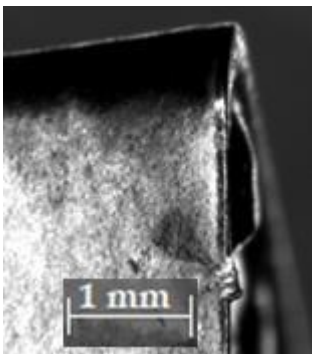


Figura 5.89: fianco tagliente.

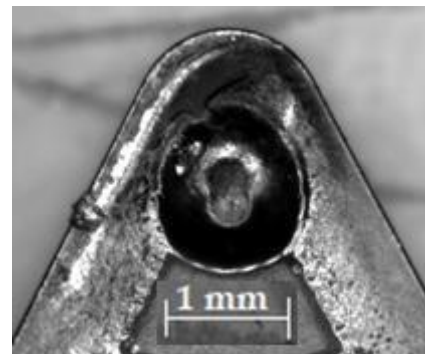


Figura 5.90: petto dell'inserto

Le misure di usura sul fianco e sul petto dell'inserto sono indicate nella tabella che segue (tabella 5.8). Le misure sono espresse in millimetri ogni 10 pezzi lavorati. Il tagliente non è arrivato alla completa usura ma la specifica di rugosità del disegno comporta la sostituzione dell'inserto.

USURA FIANCO INSERTO (mm)				USURA PETTO TAGLIANTE (mm)			
Numero pezzi	INSERTO 1	INSERTO 1	INSERTO 3	Numero pezzi	INSERTO 1	INSERTO 1	INSERTO 3
10	0.05	0.05	0.04	10	0.12	0.12	0.12
20	0.05	0.06	0.05	20	0.15	0.14	0.13
30	0.05	0.06	0.06	30	0.16	0.15	0.16
40	0.1	0.09	0.08	40	0.17	0.16	0.17
50	0.1	0.1	0.09	50	0.17	0.17	0.17
60	0.11	0.11	0.11	60	0.18	0.18	0.18
70	0.11	0.115	0.11	70	0.18	0.182	0.18
80	0.11	0.115	0.11	80	0.18	0.185	0.183
90	0.11	0.12	0.12	90	0.184	0.185	0.184
100	0.12	0.125	0.12	100	0.188	0.19	0.187
110	0.12	0.125	0.123	110	0.19	0.19	0.19
120	0.13	0.13	0.128	120	0.195	0.198	0.199
130	0.13	0.13	0.133	130	0.22	0.23	0.21

Tabella 5.8: usura del fianco e del petto dell'inserto.

Le curve di usura del fianco e del petto dell'inserto vengono rappresentate nella figura 5.91 che segue. Dal grafico si nota che le usure sono costanti. L'inserto non arriva ad usurarsi completamente perché si deve rispettare la rugosità del pezzo di 1,2 μm .

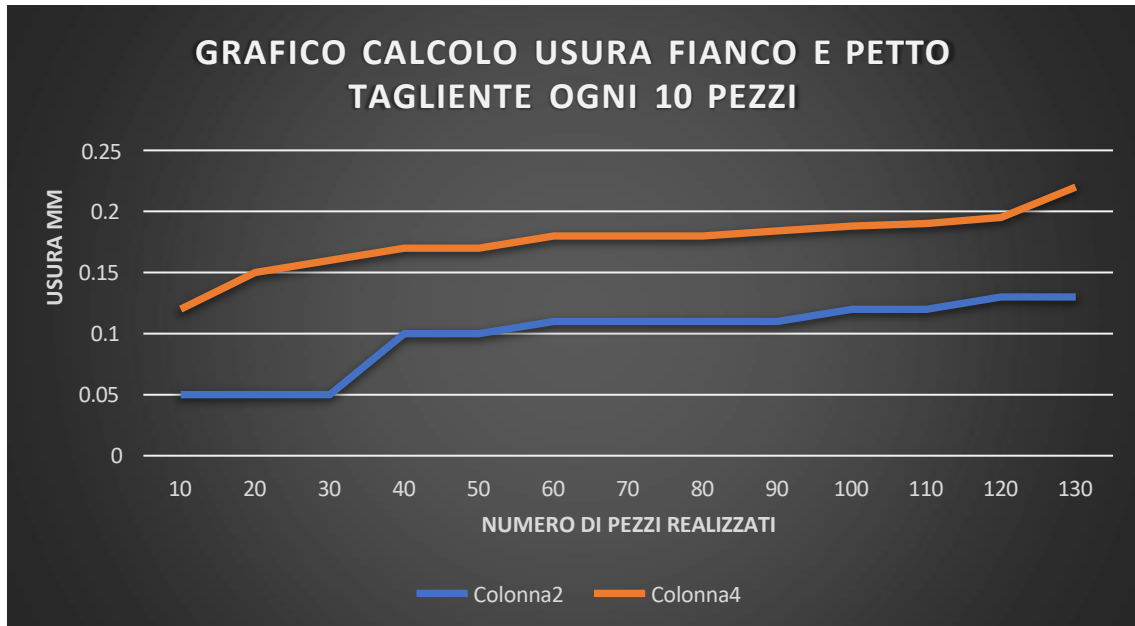


Figura 5.91: usura del fianco e del petto dell'inserto.

5.1.3.3 Calcolo della rugosità superficiale

La rugosità è stata misurata sul primo pezzo, sul pezzo 110 e sul pezzo 120. Si nota che l'usura dell'inserto porta ad un aumento della rugosità. L'inserto viene cambiato appena dopo i 120 pezzi eseguiti, circa tra i 120 e i 130 pezzi. La rugosità a 120 pezzi è nell'intorno di $1,1 \mu\text{m}$. Nella tabella 5.9 sono indicati i risultati della rugosità al pezzo 1, al pezzo 110 e al pezzo 120 in tre punti diversi cioè nella zona alta, centrale e bassa del codolo. Queste zone vengono indicate nella figura 5.92.

RUGOSITA' μm						
		ALTO		CENTRALE		BASSO
PEZZO 1		0,485		0,475		0,456
		0,525		0,479		0,435
		0,471		0,495		0,49
PEZZO 110		0,901		0,892		1,003
		0,919		0,87		1,023
		0,853		0,855		0,997
PEZZO 120		1,143		0,954		1,051
		1,116		1,166		1,023
		1,028		1,18		0,997

Tabella 5.9: dati rugosità

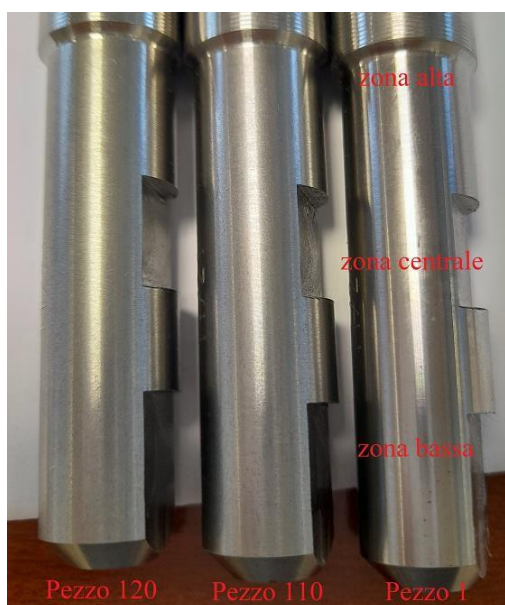


Figura 5.92: immagini dei pezzi 1, 110 e 120. La zona alta, centrale e bassa indicano dove è stata misurata la rugosità.

Il semilavorato viene bloccato sull'attrezzatura come si vede nella figura 5.95.

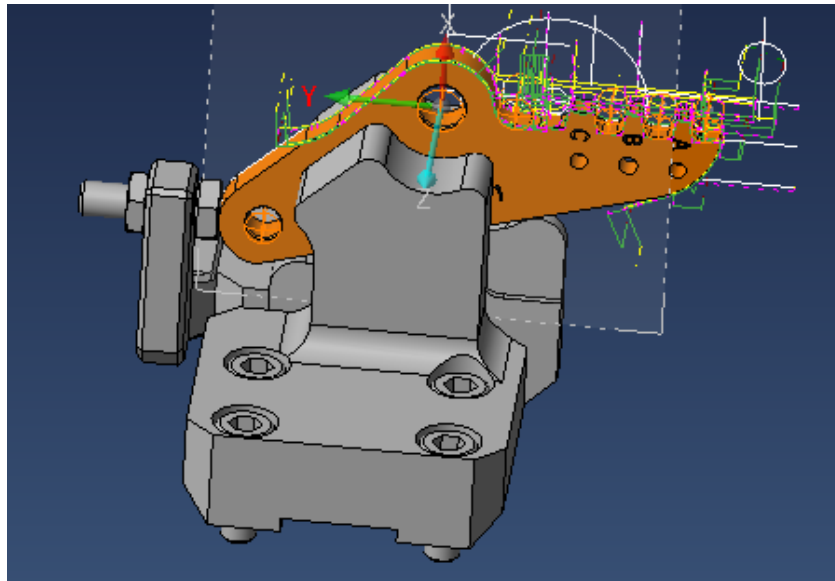


Figura 5.95: attrezzatura di bloccaggio del microfuso di partenza.

5.1.4.2 Calcolo dell'usura VB

Dall'analisi A-B-C la punta diametro 8,03 è la seconda voce di costo perché è utilizzata per realizzare i fori nelle testine di tutte le pinze che servono per realizzare crimpare i capicorda. Il costo totale affrontato nel 2020 per acquistarle è 9984,1 euro (figura 5.96).

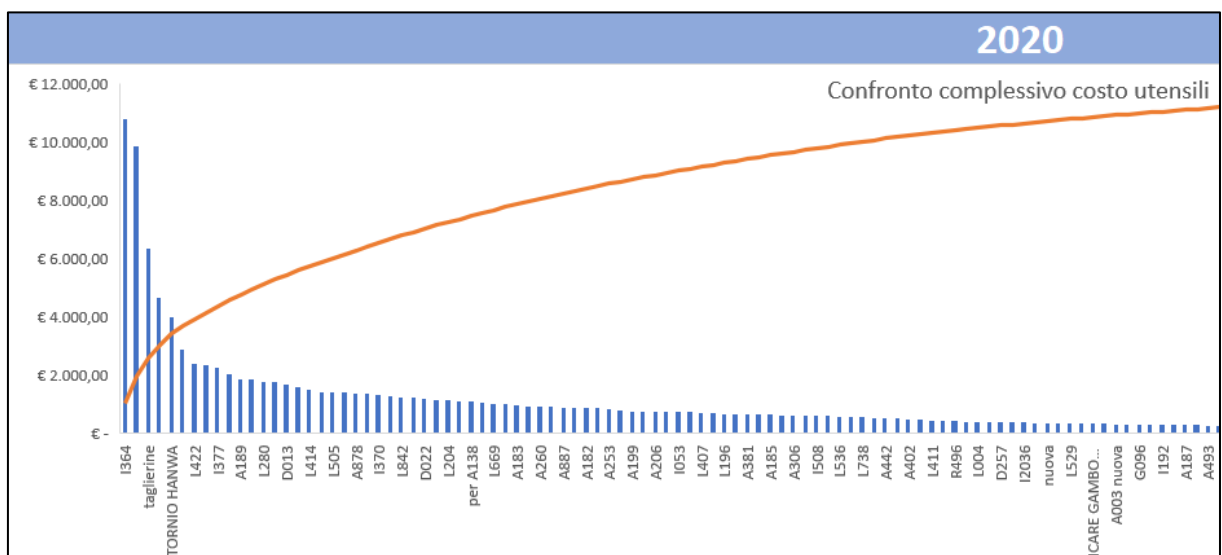


Figura 5.96: analisi A-B-C utensili Cembre 2020. Punta A193 è la seconda voce di costo.

La fresa PUR063 che si utilizza per eseguire il foro nella testina HF1 è una punta dell'azienda OSG. Essa ha 2 denti. Le figure 5.97-5.98 ne mostrano le caratteristiche.

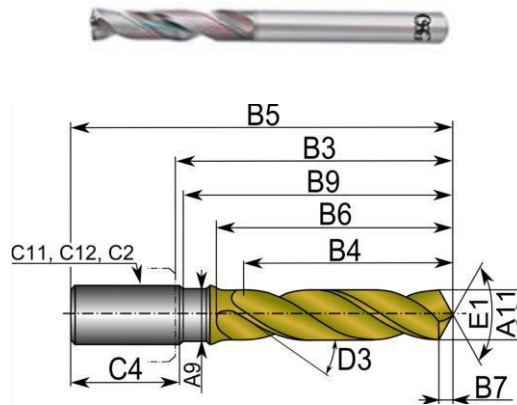


Figura 5.97: caratteristiche della fresa PUR063.

Description		Value
J21	Article number	8688908
NSM	Standard number of properties layout	DIN4000-81
J3	Company code	OSG - OSG
BLD	Tool style code	1
A11	Cutting diameter 1st step minimum	8.03 mm
B3	Protruding length	40 mm
B4	Usable length	23.9 mm
B5	Overall length	90 mm
B6	Length chip flute	40 mm
B7	Point length	0.7 mm
B9	Neck length	40
C11	Connection code type machine side	ZYL - cylindrical shank
C12	Connection code form at machine side	01
C14	Connection code unit base machine side	1 - Metric with coolant
C15	Connection code style machine side	5 - Shaft in machine direction or hole in workpiece direction
C2	Connection size code machine side	0080
C3	Connection diameter machine side	8 mm
C31	ISO-tolerance class shank diameter	h6
C4	Shank length	50 mm
D1	Flute count	2
D2	Flute helix hand	R - Hand of helix right
D3	Flute helix angle	30 Degree
D7	Weight of item	0.055 kg
E1	Point angle 1st step	160 Degree
F1	Cutting direction	R - Right
H11	Standard designation of the grade, main application	HC
H21	Coolant entry style code	4 - With Coolant entry, axial on hole circle
H22	Coolant exit style code	4 - With Coolant exit, axial on hole circle
H4	Body material code	H - Solid carbide
H5	Coating	Nano Cr, Ni layer
J7	Data chip provision	0 - Without data chip
Has3D	Generated 3D graphic	1

Figura 5.98: caratteristiche della punta PUR063

La lavorazione eseguita con la punta PUR063 è documentata attraverso le figure che seguono. Nella figura 5.99 si vede il semilavorato, nella figura 5.100 l'inizio della lavorazione, nella figura 5.101 il percorso di lavorazione e nella figura 5.102 la lavorazione finita.

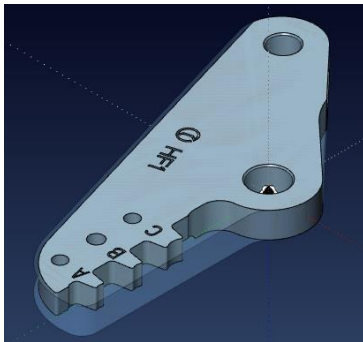


Figura 5.99: semilavorato.

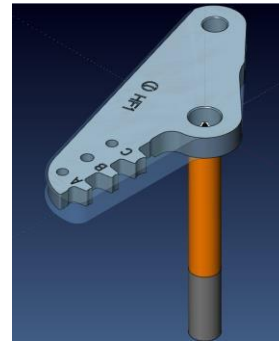


Figura 5.100: inizio della lavorazione.

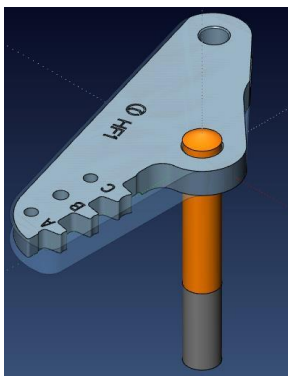


Figura 5.101: percorso della lavorazione

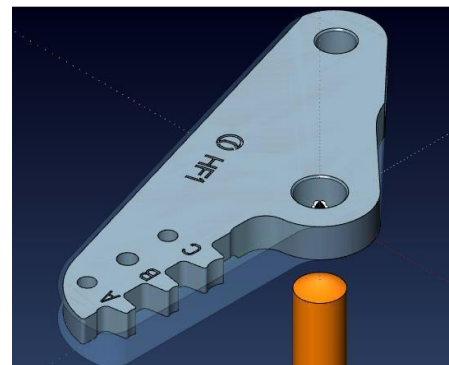


Figura 5.102: lavorazione finita

Le condizioni di taglio della lavorazione vengono indicate nella tabella 5.10.

CUTTING CONDITION	
Ap Cutting depht (mm)	6,05
F Feed rate mm/min	300
N Revolution per minutes (round/min)	2000
Vt Cutting speed (m/min)	50,43
fz Feed per tooth (mm/tooth)	0,075
Zc Number of tooth	2
Dc Mill diameter (mm)	8,03

Tabella 5.10: condizioni di taglio della punta PUR063 nella testina HF1.

La misura dell'usura VB viene effettuata attraverso il Quick Scope. Il tipo di ingrandimento utilizzato è 65 x. Essa è stata effettuata alla fine del cinquantesimo, centocinquantesimo, trecentocinquantesimo e quattrocentosettantacinquesimo pezzo sul tagliente 1 e sul tagliente 2 (figura 5.103). La punta riesce a realizzare circa 475 pezzi.

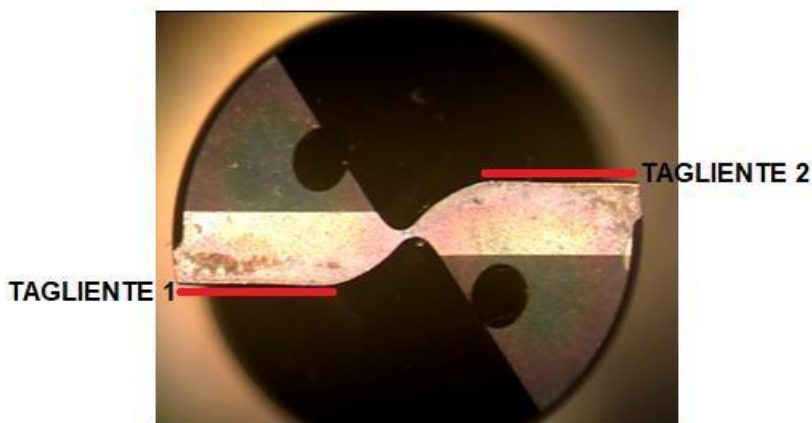


Figura 5.103: ingrandimento 0,65 con misura dell'usura VB. Tagliente 1 e 2.

Le foto che seguono rappresentano la punta diametro 8,03 al termine del cinquantesimo, centocinquantesimo, trecentocinquantesimo e quattrocentosettantacinquesimo pezzo lavorato.

Foto della punta dopo il cinquantesimo pezzo sul tagliente 1 e 2 (figura 5.104). Come si nota la punta su entrambi i taglienti non presenta usura.

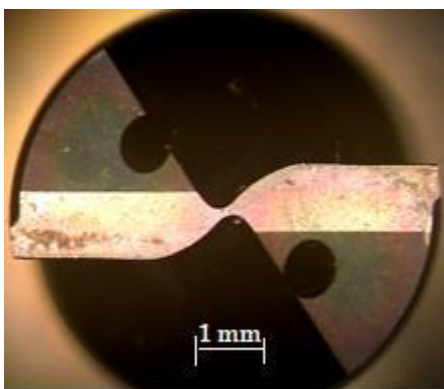


Figura 5.104: tagliente 1 e 2

Foto della punta dopo il centocinquantesimo pezzo sul tagliente 1 e 2 (figura 5.105). Come si nota la punta su entrambi i taglienti non presenta usura.

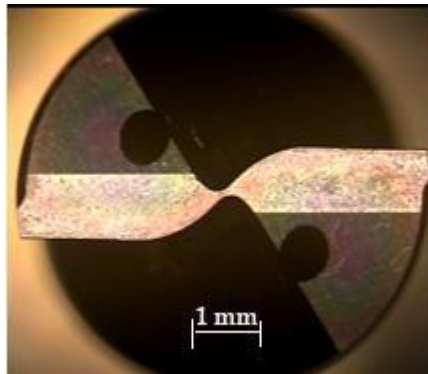


Figura 5.105: tagliente 1 e 2

Foto della punta dopo il trecentocinquantesimo pezzo sul tagliente 1 e 2 (figura 5.106). Come si nota la punta su entrambi i taglienti ha una piccola usura di 0,06 millimetri

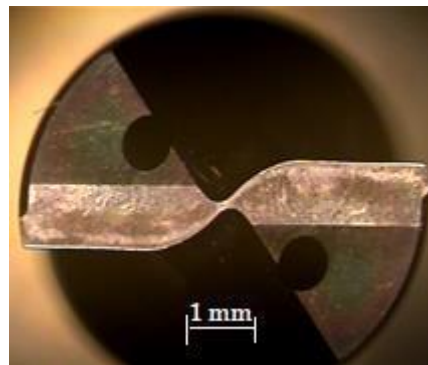


Figura 5.106: tagliente 1 e 2

Foto della punta dopo il quattrocentosettantacinquesimo pezzo sul tagliente 1 e 2 (figura 5.107). Come si nota la punta su entrambi i taglienti presenta un'usura di circa 0,2 millimetri. La punta non consente più di essere utilizzata per la lavorazione.

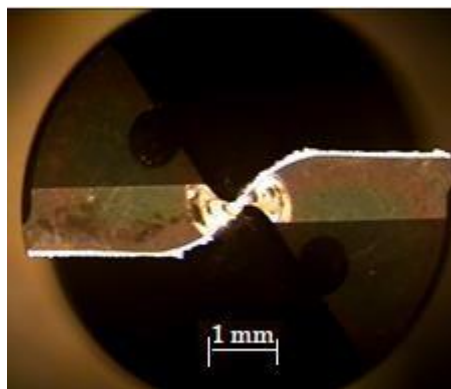


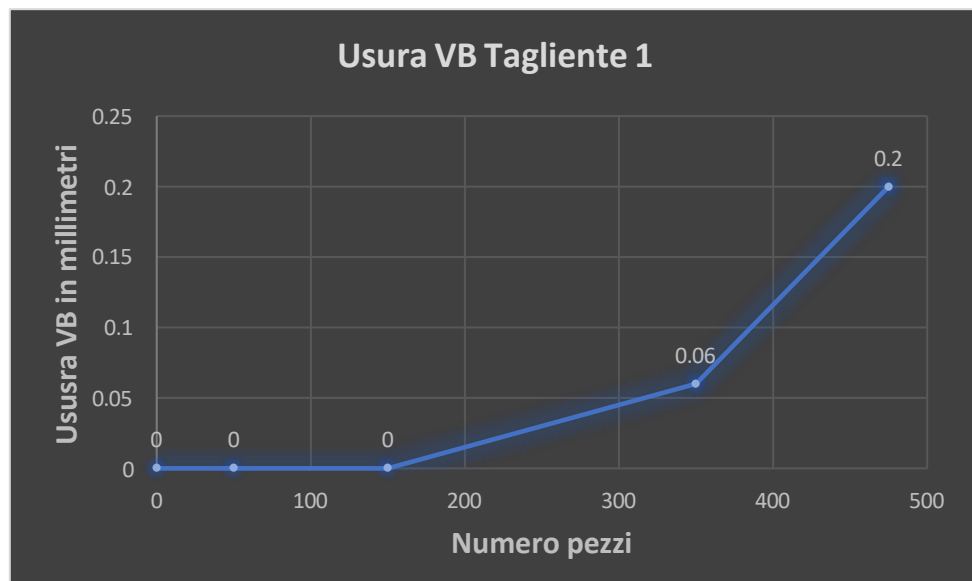
Figura 5.107: tagliente 1 e 2

Le misure di VB della punta sono nella tabella 5.11-5.12 che seguono. Vengono indicate sia le misure sul tagliente 1 che sul tagliente 2.

USURA TAGLIENTE 1 (mm)				USURA TAGLIENTE 2 (mm)			
Numero pezzi	PUNTA 1	PUNTA 2	PUNTA 3	Numero pezzi	PUNTA 1	PUNTA 2	PUNTA 3
0	0	0	0	0	0	0	0
50	0	0	0	50	0	0	0
150	0	0.02	0.01	150	0	0.02	0.015
350	0.06	0.08	0.09	350	0.06	0.07	0.08
475	0.2	0.18	0.21	475	0.2	0.22	0.19

Tabella 5.11: Usura VB Tagliente 1**Tabella 5.12:** usura VB Tagliente 2

Le curve di usura VB vengono rappresentate nelle figure 5.108 e 5.109 che seguono. Su entrambi i taglienti si nota che l'usura non è presente fino a circa 150 pezzi lavorati. Progressivamente inizia ad aumentare fino ai 350 pezzi e poi cambia il suo andamento portando velocemente l'usura da 0,06 a 0,2 millimetri fino ai 475 pezzi dove non è più utilizzabile la fresa.

**Figura 5.108:** usura VB tagliente 1.

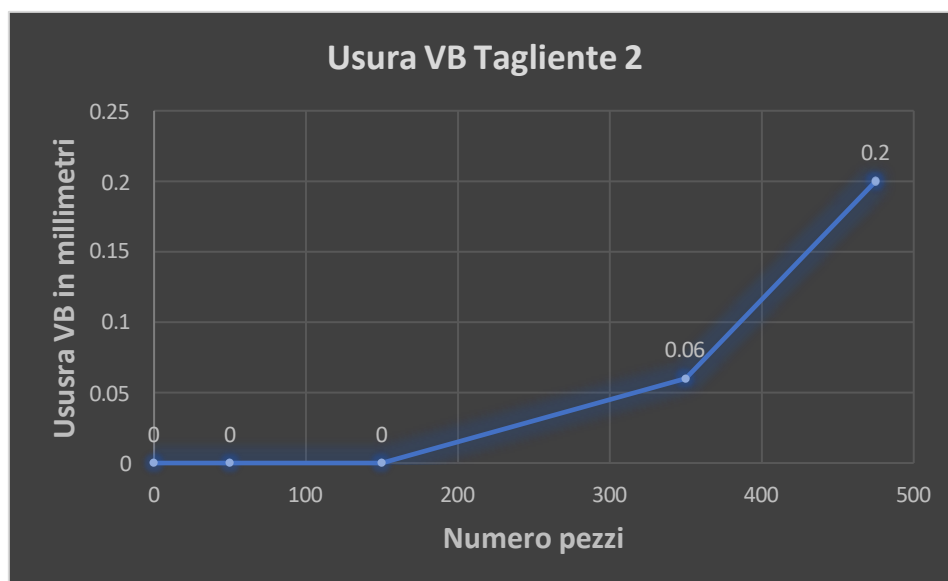


Figura 5.109: usura VB tagliente secondario.

5.1.5 Conclusioni esperimenti

Gli esperimenti sono stati realizzati su macchine di fresatura, foratura e tornitura. Sono stati effettuati due esperimenti che coinvolgono un centro di lavoro ad asse orizzontale, uno con macchina utensile ad asse verticale e infine uno con un tornio. Gli utensili utilizzati sono due frese ad inserti, una punta e un utensile di tornitura a sgrossare. Le misure di usura calcolate sono la VB e la rugosità superficiale. I microscopi utilizzati nella misura dell'usura VB sono lo SMART SCOPE ZIP LITE 300 e il QUICK SCOPE. Fra queste possibili scelte si è deciso di partire ad analizzare la predizione utensile della punta diametro 8,03 millimetri, calcolando l'usura VB attraverso il microscopio SMART SCOPE ZIP LITE 300.

5.2 Sensori utilizzati

Gli esperimenti di foratura trovati durante l'analisi dello stato dell'arte sono stati pochi e fare riferimento ad uno di quelli poteva non dare i risultati corretti di previsione di usura. I sensori più utilizzati in ogni lavorazione sono i dinamometri che calcolano la forza di taglio. I dinamometri sono molto costosi e di difficile posizionamento all'interno di macchine utensili. Si è deciso di utilizzare i sensori che sono al secondo e al terzo posto per utilizzo durante gli esperimenti nella predizione dell'usura utensile cioè

l'accelerometro che calcola le vibrazioni e il sensore di emissione acustica a frequenze diverse. I sensori utilizzati sono:

- sensore di emissione acustica KISTLER 8152C1050510 (figura 5.110).



Figura 5.110: sensore di emissione acustica 8152C1050510.

Le caratteristiche del sensore di emissione acustica sono descritte nella tabella 5.13.

Technical data

Type	Unit	8152C0...0	8152C1...0	8152C0...1	8152C1...1	8152C0...2	8152C1...2
Dynamic							
Frequency range ± 10 dB	kHz	50 ... 400	100 ... 900	50 ... 400	100 ... 900	50 ... 400	100 ... 900
Sensitivity	dBref 1V/ (m/s)	57	48	57	48	57	48
Environmental							
Overload shock (0.5 ms pulse)	gpk	2,000					
Operating temperature range	°C [°F]	-55 ... 165 [-65 ... +330]					
Electrical - output							
Bias, nom.	VDC	2.2					
Impedance	Ω	<10					
Voltage full-scale	V	± 2					
Current	mA	2 ... 4					
Source							
Voltage (Coupler)	VDC	5 ... 36					
Constant current	mA	3 ... 6					
Construction							
Sensing element	type	ceramic					
Housing/base	material	stainless steel					
Protection-housing/connector		IP65 (EN 60529 @ NEMA 4X)					
Ground isolation	M Ω	>1	>1 M Ω , Isolation Test Voltage (≥ 1 min.; 5 mA) ≥ 500 VAC				
PFA/Armored cable lengths	m	standard length of 3 m, 5 m, 10 m, 15 m, or 20 m					
PFA cable bend radius	mm	25					
Armor conduit bend radius	mm	38					
Weight (head without cable)	gr	29					
Mounting torque	N·m	9 ± 1					

Tabella 5.13: caratteristiche del sensore 8152C1050510.

- accelerometro triassiale KISTLER 8763B500CBSP5 (figura 5.111).

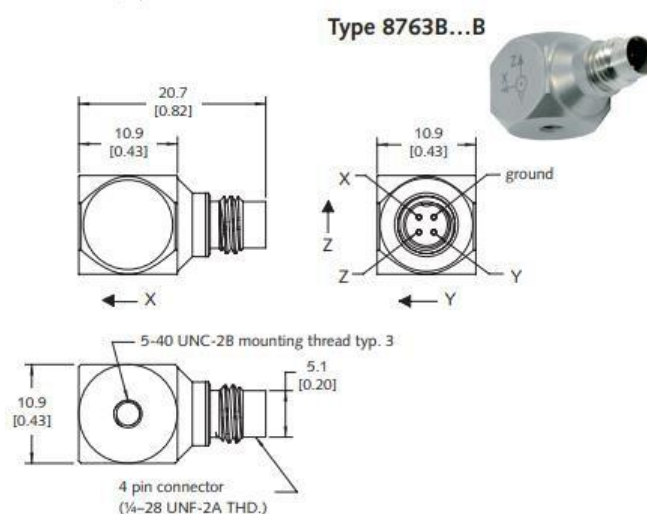


Figura 5.111: accelerometro 8763B500CBSP5.

Le caratteristiche del sensore di emissione acustica sono descritte nella tabella 5.14

Technical Data

Type	Unit	8763B050...	8763B100...	8763B250...	8763B500...	8763B1K0...	8763B2K0...
Acceleration range	g	±50	±100	±250	±500	±1,000	±2,000
Acceleration limit	g	±100	±200	±500	±1,000	±2,000	±2,000
Threshold (1 Hz ... 10 kHz), nom.	g_{rms}	<0.0004	<0.0006	<0.0015	<0.0025	<0.0035	<0.0045
Sensitivity, at 100 Hz, 10 g_{rms}	mV/g	100±15 %	50±15 %	20±15 %	10±15 %	5±15 %	2.5±15 %
Resonant frequency, nom.	kHz	35	35	55	55	55	55
Frequency response, ±5 % ±10 %	Hz	0.5 ... 7,000 0.3 ... 10,000	0.5 ... 7,000 0.3 ... 10,000	1 ... 10,000 0.7 ... 15,000	1 ... 10,000 0.7 ... 15,000	1 ... 10,000 0.7 ... 15,000	1 ... 10,000 0.7 ... 15,000
Amplitude linearity	%FSO	±1					
Transverse sensitivity, max. 5 %	%	2.5					

Environmental

Base strain sensitivity @250 $\mu\epsilon$	$g/\mu\epsilon$	0.002	0.002	0.005	0.005	0.005	0.005
Shock (1 ms pulse width), max.	g	5,000					
Vibration, max.	g	200	400	1,000	2,000	2,000	2,000
Operating temperature range	°C [°F]	-54 ... 100 [-65 ... 210]	-54 ... 100 [-65 ... 210]	-54 ... 120 [-65 ... 250]			
Time constant	s	≥0.8	≥0.8	≥0.4	≥0.4	≥0.4	≥0.4
Temp. coeff. of sensitivity, -54 ... 24 °C [-65 ... 75 °F] 23 ... 100 °C [75 ... 210 °F]	%/°C [%/°F]	0.18 [0.10] 0.01 [0.006]	0.18 [0.10] 0.01 [0.006]	0.18 [0.10] -0.04 [-0.02]	0.18 [0.10] -0.04 [-0.02]	0.18 [0.10] 0.02 [0.01]	0.18 [0.10] 0.02 [0.01]

Output

Bias, nom.	VDC	13
Impedance	Ω	<100
Current	mA	2
Voltage, F.S., nom.	V	±5

Supply

Current, nom.	mA	2 ... 18
Voltage	VDC	22 ... 30

Tabella 5.14: caratteristiche accelerometro 8763B500CBSP5.

5.3 Definizione dell'architettura HW-SW

5.3.1 Introduzione

La realizzazione di un esperimento di ricerca industriale implica la progettazione dettagliata di un'architettura HW-SW per il corretto flusso dei dati, la loro memorizzazione e la loro trasportabilità in più macchine utensili aziendali. Per questi motivi il progetto dell'architettura ha seguito le seguenti fasi: definizione dello scopo del progetto, definizione delle fonti dei dati, definizione dei requisiti dell'elaboratore dei dati (personal computer), definizione del flusso dei dati, definizione del tipo di dati, definizione dell'acquisizione dell'analisi e del processamento dei dati, definizione dell'analisi e predizione.

Lo schema di lavoro proposto nella figura 5.112 è stato preso come esempio per progettare lo schema procedurale di Cembre S.p.A. Esso mostra le fasi delle misurazioni offline e online. Il confronto tra le due misure consentirà di ottimizzare i risultati. L'ottimizzazione verrà successivamente valutata sotto l'aspetto tecnico ed economico. Nella misura offline, si devono effettuare attraverso il microscopio, le misure dell'usura VB dopo un certo numero di pezzi realizzati. La definizione del numero di pezzi realizzati dipende dai parametri di taglio e quindi dalla velocità dell'usura utensile. Nella misura online invece, non si misura l'usura utensile dopo un determinato numero di pezzi ma essa viene calcolata indirettamente acquisendo istante per istante i segnali proveniente dai sensori o direttamente dalla macchina utensile. Da questi segnali vengono estratte le caratteristiche del segnale che, inserite nell'algoritmo di machine o deep learning, individuano la previsione dell'usura utensile con una certa precisione o accuratezza. La previsione confrontata con la misura offline della VB permette una previsione accurata o no dell'usura utensile.

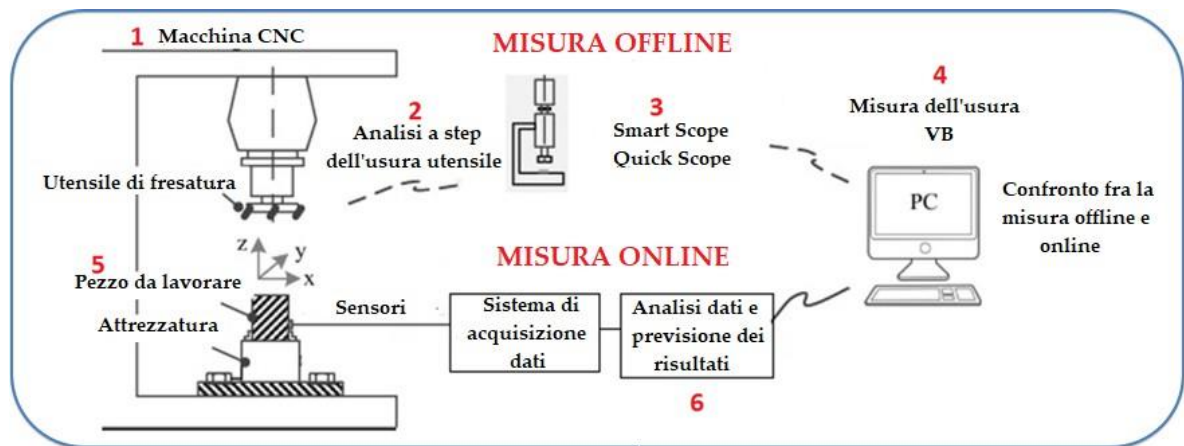


Figura 5.112: schema di misura offline e online

5.3.2 Scopo del progetto

Lo scopo del progetto è quello di realizzare un sistema di raccolta e analisi dati per la predizione dell'usura dell'utensile di foratura di 8,03 millimetri di diametro. Questa punta è montata sul macchinario "Robodrill a 5 assi con controllo numerico Fanuc 31i B5" per realizzare la foratura nei prodotti chiamati testina. La testina viene montata sulla pinza che serve a crimpare i capicorda (figura 5.113). Questa punta realizza ogni anno circa 30000 forature per i differenti modelli di pinze prodotte da Cembre S.p.A.



Figura 5.113: esempio di pinza crimpatrice HN-A25.

5.3.2.1 Robodrill

Tra i centri di lavoro commercializzati dalla nota azienda FANUC vi è il centro di lavoro verticale versatile e ad alta velocità chiamato Robodrill. Ne esistono diverse versioni, distinte per:

- numero di utensili massimi contenuto in torretta. Esistono versioni a 14 utensili o a 21 utensili.
- numero di assi mobili. Le Robodrill a 4 assi contengono nella sigla della nomenclatura la lettera A, viceversa nel caso delle macchine a 5 assi compare la lettera B.

In particolare le macchine presenti nel reparto macchine CNC in Cembre S.p.A sono del modello α -D21MiA5 e α -D21MiB5 (versione a 5 assi viene utilizzata per la produzione della testina).

Il linguaggio utilizzato per programmare le Robodrill è molto simile al sistema di codifica ISO ed è stato elaborato dalla casa madre FANUC; nello specifico la serie di codifica in questione è la 31i-B5 Plus. Le macchine Robodrill raggiungono un'altezza di 2m e un peso attorno alle 2ton, da cui derivano i vincoli per la modalità di installazione e fissaggio al suolo. Vista esternamente (figura 5.114) ogni macchina è dotata di una porta anteriore (A) che separa la camera di lavorazione dell'operatore, di un interruttore principale sul retro (C) e di un pannello operatore (B). Quest'ultimo include sia tasti operativi e manopole sia un pannello tattile che consente di visualizzare due tipologie di schermate:

- CNC screen per le operazioni di base dell'unità di comando;
- Quick screen, schermata operativa per le impostazioni dedicate (ad esempio la modifica manuale del part program).

Oltre ai tasti operativi standard per il settaggio della lavorazione è presente una tastiera con layout QUERTY che fa parte dell'unità MDI (Manual Data Input) integrata alla macchina e consente di modificare manualmente il part program caricato. Tra le manopole ne è presente una associata al potenziometro e consente di regolare la velocità

di avanzamento in fase di test portandola fino al 200% dei valori di avanzamento impostati nel part program.

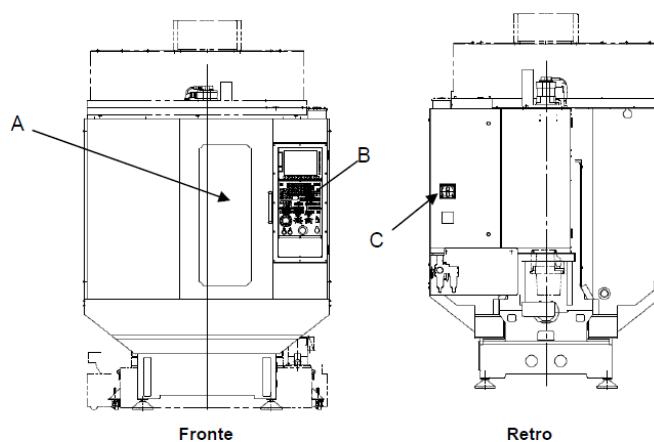


Figura 5.114: viste frontale e sul retro di una generica macchina Robodrill.

All'interno della macchina (5.115) si trovano:

- una torretta porta utensili di forma circolare;
- due tacche di rimozione per l'installazione e rimozione di un utensile, montate una orizzontalmente sulla destra della torretta e l'altra nella parte in basso a sinistra;
- un mandrino orientato come l'asse Z;
- la tavola dove fissare l'attrezzatura porta pezzo (C);

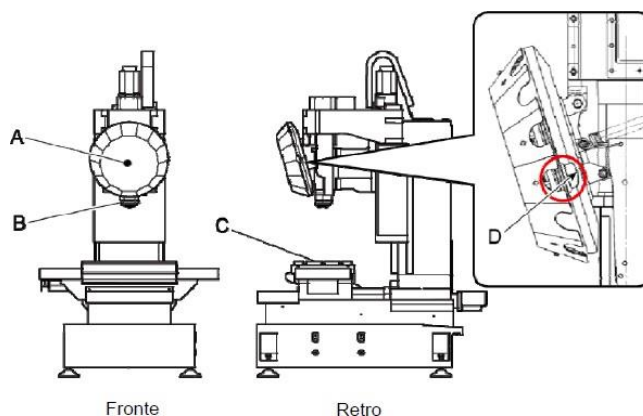


Figura 5.115: vista della struttura interna della macchina Robodrill.

I movimenti consentiti dai 5 assi presenti nel modello α -D21MiB5 (figura 5.116) sono i seguenti:

- traslazione lungo l'asse X, posto in perpendicolare rispetto alla superficie data dalla porta anteriore, sul piano che contiene la tavola porta pezzo;
- traslazione lungo l'asse Y, ortogonale all'asse X e posto sul piano della tavola porta pezzo;
- traslazione lungo l'asse Z, posizionato in corrispondenza dell'asse del mandrino;
- rotazione su B, ovvero rotazione intorno all'asse Y;
- rotazione su C, ovvero rotazione intorno all'asse C.

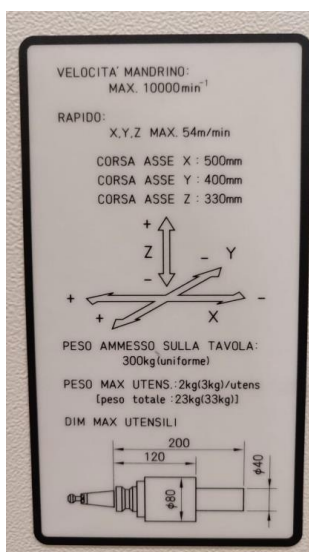


Figura 5.116: i 5 assi di movimentazione nella Robodrill α -D21MiB5 e le altre specifiche riportate sul fronte della macchina.

Tutte le movimentazioni appena descritte sono effettuate dalla tavola porta pezzo ad eccezione della traslazione lungo Z che deriva dal movimento della torretta lungo una guida verticale. Nel caso della macchina a 4 assi si hanno le stesse traslazioni lungo i 3 assi mentre il quarto movimento è dato dalla rotazione intorno all'asse X. Quindi nel caso a 4 assi la tavola porta pezzi non bascula (non ruota su Y) e non consente la rotazione intorno all'asse Z (su C) ma ruota rispetto al suo asse (lungo A).

La figura 5.117 mostra la macchina α -D21MiB5 presente nel reparto Cembre.



Figura 5.117: macchina Robodrill α -D21MiB5 in azione con annessa isola robotizzata e interno della macchina utensile con i sensori accelerometro e di emissione acustica

La torretta di una Robodrill può contenere utensili di un peso massimo di 3kg e il cambio utensile risulta molto rapido (si stima intorno ai 1.6s). Il sistema di refrigerazione è collegato al mandrino e utilizza liquido con una pressione fino a 70bar. La velocità di rotazione del mandrino massima arriva a 24.000 giri/min e la coppia assicurata dal mandrino è di 100Nm. La soglia di rumore che si raggiunge secondo il costruttore si attesta sui 70dB ma questo è strettamente variabile in funzione delle condizioni di lavoro. Il modello presente in azienda ha una corsa massima lungo l'asse X di 500mm, lungo Y di 400mm e rispetto a Z di 330mm; qui lo spazio di lavoro sul piano X-Y risulta essere 650mm*400mm.

Gli utensili che possono essere installati sulla torretta delle Robodrill α -D21MiA5 e α -D21MiB5 sono unicamente quelli standard della vecchia Associazione Giapponese dei Costruttori di Macchine Utensili, ovvero i porta utensili con attacco BT30 (presente in azienda), MAS403 oppure P30T-1. Associati a queste sigle vi sono standard normati che stabiliscono forma e dimensioni della sagoma del codolo conico e del perno di attacco, come mostrato in figura 5.118. Per altri modelli di Robodrill invece si usano utensili standard secondo le normative tedesche DIN e con perno di attacco FANUC. Consultando i manuali di impiego di una specifica macchina vengono anche presentati

i limiti di lunghezza e diametro degli utensili utilizzabili che se superati porterebbero a collisioni con le parti della macchina e una maggior usura del cuscinetto del mandrino.

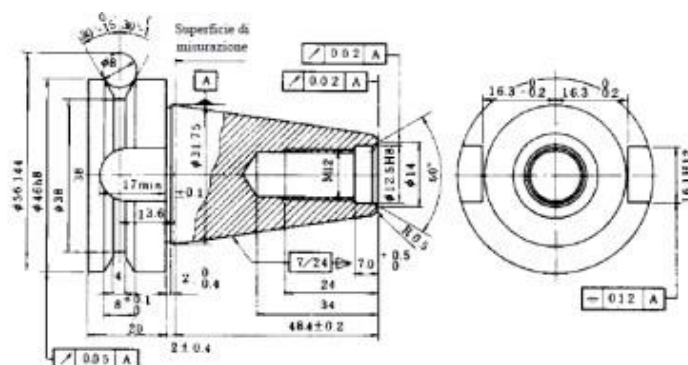


Fig. 4 (a) Codolo conico

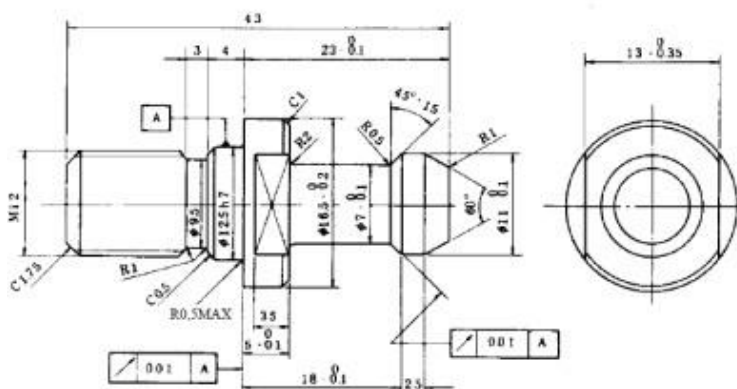


Fig. 4 (b) Perno di attacco

Figura 5.118: specifiche degli attacchi mandrino standard utilizzabili sulle macchine Robodrill.

La Robodrill a 5 assi presente in azienda è stata installata con annessa un'isola robotizzata stazionaria, progettata per essere fissata al pavimento e ad uso esclusivo della macchina utensile. L'isola è una macchina progettata per la movimentazione di flange che devono essere caricate (quando grezze) e scaricate (quando sono prodotti finiti) sulla Robodrill collegata. L'isola è composta da (figura 5.119):

- una cassettera robotizza;
- robot Fanuc LRMATE 7L;
- cassette porta campione;
- sistema di protezioni;

- quadro elettrico.

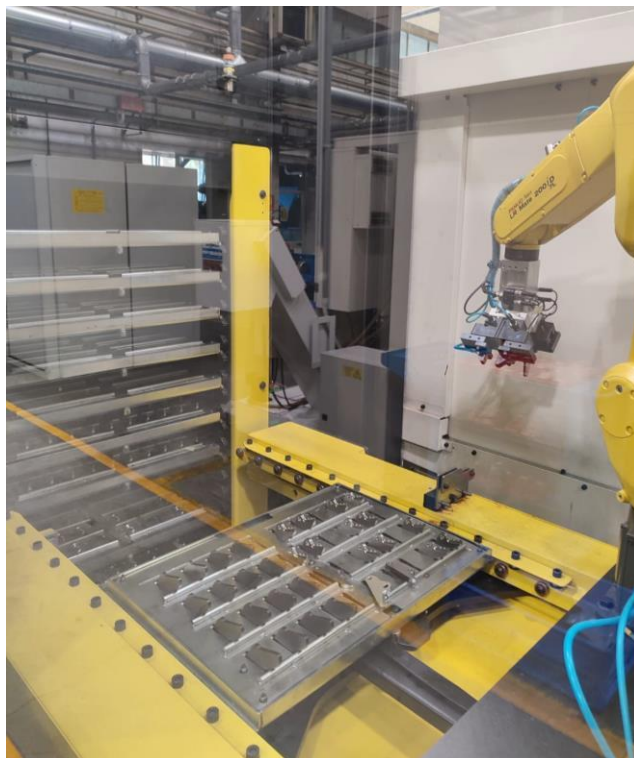


Figura 5.119: isola robotizzata annessa alla macchina Robodrill a 5 assi.

Il magazzino pezzi si sviluppa in senso verticale ed è dotato di un dispositivo mobile di sostituzione automatica dei pallet porta pezzi. Il sistema che governa le sequenze operative della macchina è di tipo PLC ovvero vi è un controllore logico programmabile associato poi a componenti elettromeccanici. I pallet vengono adattati alla geometria del pezzo lavorato e in questo caso contengono una base sagomata dove vengono appoggiate le testine di forma e dimensioni simili, lavorate sulla Robodrill.

Le principali operazioni svolte dall'isola robotizzata sono:

- a. estrazione del cassetto nella cassettiera ad opera del Robot;
- b. prelievo del pezzo grezzo dal cassetto e deposizione sull'attrezzatura presente nella macchina utensile;
- c. prelievo del pezzo finito e deposizione del cassetto.

L'isola comunica all'operatore mediante un segnale luminoso che diventa verde se il ciclo è in marcia, giallo se è in attesa di apertura della porta, rosso fisso nel momento in cui la porta è aperta o lampeggiante quando si ha una condizione di allarme.

5.3.3 Architettura HW-SW: fonti dei dati, flusso dei dati, tipo di dati, acquisizione dell'analisi e del processamento dei dati, analisi e predizione

In questa sezione viene descritta l'architettura del modello di Machine Learning (ML) adatto a prevedere l'usura degli utensili nelle applicazioni industriali. Il modello deve essere addestrato fornendo misurazioni sperimentali sia offline che online da correlare all'usura dell'utensile. Per fare ciò le misure dirette sono utili per calibrare le misure indirette acquisite in continuo durante la lavorazione. I sensori online producono segnali che vengono prima tradotti attraverso il sistema di acquisizione dati e poi analizzati per creare il dataset corretto da inserire nel modello AI. Nella figura 5.120 è possibile osservare come è stata progettata l'architettura HW-SW.

L'architettura può essere divisa in tre sezioni principali, ovvero la fonte dei dati, l'acquisizione ed elaborazione dei dati, l'analisi e la previsione dell'usura dell'utensile.

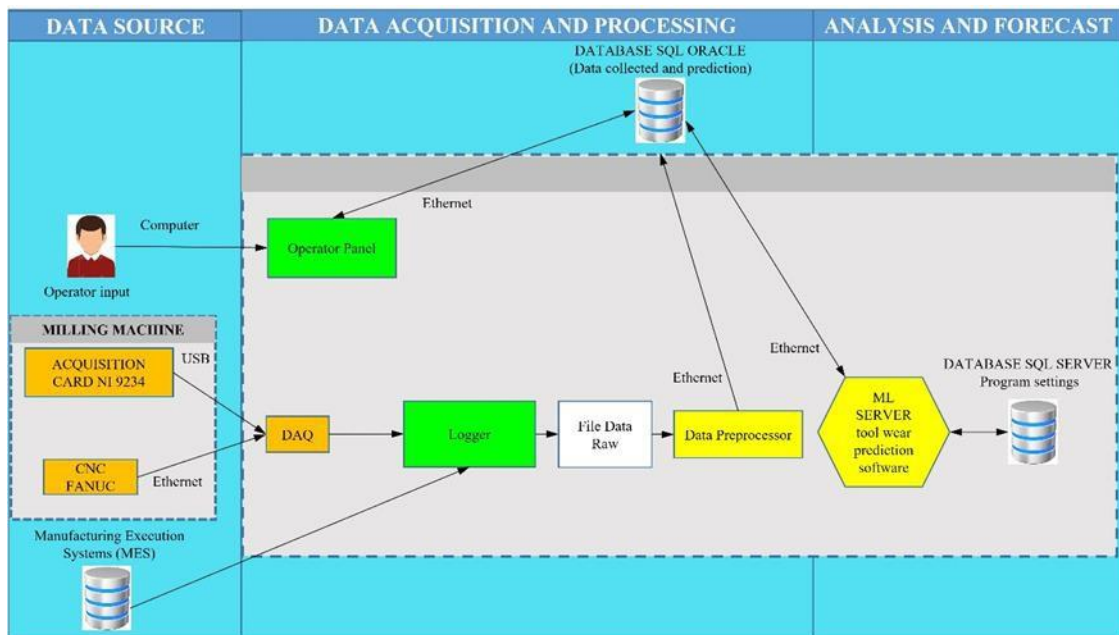


Figura 5.120: architettura HW-SW di predizione usura utensile

L'origine dati rappresenta i dati coinvolti nel processo. Possono essere classificati considerando le tre origini dei dati: il software logistico per i Manufacturing Execution Systems (MES); la macchina utensile ed i sensori su di essa installati; e l'operatore. Il software MES contiene tutte le informazioni riguardanti il processo di lavorazione da

eeguire su una determinata macchina utensile, come il diametro dell'utensile, la lunghezza dell'utensile, il numero di eliche dell'utensile, il materiale dell'utensile e del pezzo. Inoltre, contiene i parametri del processo tecnologico per un'operazione specifica, come la velocità di avanzamento e la velocità di taglio. I segnali fisici e di processo misurati durante la lavorazione vengono acquisiti dai macchinari tramite sensori e dati forniti dal CN. Maggiori informazioni sui segnali monitorati per il caso di studio specifico descritto in questo lavoro saranno fornite nella sezione seguente. Infine l'operatore dovrà inserire i dati attualmente non presenti nel software MES, quali lo stato di usura utensile VB, l'immagine di usura utensile VB ed un codice identificativo dell'utensile utilizzato.

L'attività di acquisizione ed elaborazione dei dati viene eseguita attraverso alcuni software che raccolgono e successivamente elaborano i dati per fornire un input adeguato agli algoritmi di machine learning. Vengono utilizzati quattro diversi software:

- Gestione dispositivi di acquisizione dati (DAQ).
- Pannello operatore
- Logger
- Data Preprocessor

La parte di analisi e previsione dell'algoritmo è deputata a supervisionare la fase di training del modello ML e la classificazione degli stati di usura degli utensili. Infatti, un indice Wear Level (WL) è definito come un numero intero che spazia su due-tre-cinque livelli. L'indice WL viene calcolato assumendo un valore iniziale pari a 1, che corrisponde ad un valore VB di 0 mm. Un indice WL pari a 2 corrisponde al valore massimo accettabile di VB, denominato. Questo avviene nel wear level a 2 livelli. Nel caso di più livelli i valori assumono fino a 5 valori. Sono state fatte più prove per definire il miglior wear level. Quando il modello è in produzione, per ogni record inserito nel database, il modello ML deve effettuare una previsione circa lo stato di usura dell'utensile utilizzato. Il risultato viene salvato nel database SQL.

5.3.3.1 DAQ

Il DAQ Device Manager è responsabile dell'interfacciamento con vari dispositivi di acquisizione dati e della fornitura di un'interfaccia unificata per uno o più consumatori di dati. I dispositivi con cui si interfaccia sono uno chassis National Instruments, modello cDaq 9184, con collegamento USB e il CNC FANUC della macchina ROBODRILL MC051, connesso in rete con IP 10.15.52.15. Dalla cDaq 9184 ricava i segnali dei sensori, mentre dalla CNC FANUC i dati di potenza e coppia del mandrino. Il Pannello Operatore ha il compito di autenticare l'utente che vuole accedere al sistema, leggendo le previsioni fatte dal modello ML e mostrandole all'utente, permettendo all'operatore di aggiungere note sull'usura dell'utensile, scrivendo gli input forniti dall'utente nel database.

5.3.3.2 Pannello di Controllo

Il Pannello Operatore deve:

- permettere di specificare da parte dell'utente la configurazione del macchinario nel momento di una certa lavorazione;
- permettere di inserire un riscontro sull'usura dell'utensile percepita dall'utente;
- autenticare l'utente che vuole accedere al sistema;
- leggere da database SQL le predizioni fatte dall'algoritmo di ML e mostrarle all'utente;
- permettere di fare il backup del database.

Nel menu principale (figura 5.121) sono presenti informazioni base sulla lavorazione in corso: nome lavorazione, articolo in produzione, per ogni posizione del carosello tipo di utensile, numero seriale identificativo, se la raccolta dati è attiva per tale utensile e informazioni di base relative all'utensile stesso.

Tramite alcuni pulsanti è possibile:

- attivare o inibire il salvataggio dei dati per un certo utensile caricato in macchina;
- terminare una lavorazione o iniziare una nuova lavorazione;

- prelevare utensili per controllo ed inserire esito di un controllo;
- impostare l'inventario degli utensili, degli articoli e degli utensili in database;

LAVORAZIONE IN CORSO: Pannello operatore attivo

ARTICOLO IN LAVORAZIONE: MATERIALE ARTICOLO:

Nessun utente registrato

Numero carosello	Tipo utensile	Numero seriale	Raccolta dati attiva	DC	NOF	Materiale tagliente	AP	AE	VC	F	AZ	S	Ultima usura utensile (misurata)	Ultima usura utensile (prevista)
1	FRR001	ABC123	SI										1	2
2	FRR001	ABC124	NO										2	3
3	STR001	DEF506	SI										3	2
4	RTR002	DEF507	SI										1	2
5	STR002	DEF508	NO										5	2
6	FRR001	DEF509	NO										5	2
7	FRR004	DEF510	NO										4	3
8	STR001	DEF511	NO										2	4
9	FRR001	ABC125	NO										3	5
10	STR002	ABC126	NO										2	5
11	RTR002	ABC127	NO										1	1
12	STR001	ABC128	NO										1	1

Figura 5.121: menù principale Pannello Operatore

Quando si effettua una nuova lavorazione, in caso vi sia ancora aperta un'operazione precedente l'utente dovrà cliccare sul tasto "TERMINA LAVORAZIONE CORRENTE" per chiuderla. Successivamente dovrà cliccare su "INIZIA NUOVA LAVORAZIONE" (figura 5.122) e viene aperto il menù nuova lavorazione.

NUOVA LAVORAZIONE

NOME LAVORAZIONE: ARTICOLO:

Modifica articolo

UTENSILI IN USO

Numero carosello	Tipo utensile	Numero seriale	Raccolta dati attiva	DC	NOF	Materiale tagliente	AP	AE	VC	F	AZ	S
1	FRR001	ABC123	SI									
2	FRR001	ABC124	NO									
3	STR001	DEF506	SI									
4	RTR002	DEF507	SI									
5	STR002	DEF508	NO									
6	FRR001	DEF509	NO									
7	FRR004	DEF510	NO									
8	STR001	DEF511	NO									
9	FRR001	ABC125	NO									
10												
11												
12												

Figura 5.122: menù Pannello Operatore per NUOVA LAVORAZIONE

L'utente esegue le seguenti operazioni:

- inserisce nome della lavorazione;
- eventualmente seleziona l'articolo (prodotto da realizzare) in produzione con il bottone "Modifica articolo", che lo porta ad un menù di selezione degli articoli registrati (figura 5.123):

Nome	Materiale
6160074	FERRO
6160075	OTTONE
6160076	ACCIAIO

Figura 5.123: selezione articolo

- inserisce gli utensili in uso, almeno in ogni posizione del carosello che vuole monitorare. Ogni tipo di articolo ha una ricetta che indica quali sono i tipi di utensile che devono stare in ogni posizione, se non corrispondono a quanto inserito dall'utente, l'utente deve essere informato. Per modificare gli utensili presenti sul carosello si deve:

- clickare sul numero del carosello (figura 5.124);

Numero carosello	Tipo utensile	Numero seriale	Raccolta dati attiva	DC	NOF	Materiale tagliente	AP	AE	VC	F	AZ	S
1	FRR001	ABC123	SI									
2	FRAR04	ABC124	NO									
3	STR001	DEF306	SI									
4	RTG002	DEF307	SI									
5	STR002	DEF308	NO									
6	FRR001	DEF309	NO									
7	FRAR04	DEF310	NO									
8	STR001	DEF311	NO									
9	FRR001	ABC125	NO									
10												
11												
12												

Figura 5.124: nuova lavorazione con selezione utensile e modifica utensile

- clickare su modifica utensile, che lo porta ad un menù di selezione utensile (figura 5.125).

Numero seriale	Tipo utensile	Raccolta dati attiva	DC	NOF	Materiale tagliente	AP	AE	VC	F	AZ	S	Ultima usura utensile (misurata)	Ultima usura utensile (prevista)
6160074	FRR001	SI											
6160075	FRR001	SI											
6160076	FRR001	SI											

Figura 5.125: menù di selezione utensile

L'utensile deve essere controllato ad intervalli regolari dopo un determinato numero di pezzi deve essere controllato. Il controllo avviene tramite l'operatore che blocca la macchina, estrae l'utensile e tramite il microscopio misura l'usura utensile. Ci sono due tipi di controlli qualità utensile:

- uno fatto dall'esperto di usura degli utensili, che serve all'addestramento dell'algoritmo di machine learning. Questo controllo deve portare ad una valutazione dell'usura dell'utensile insieme a varie misurazioni oggettive che permettano l'analisi dei controlli a posteriori, anche dopo lungo tempo dal momento del controllo;
- uno fatto dall'operatore bordo macchina, una volta che l'algoritmo è stato addestrato, che permette la validazione dell'algoritmo sul campo. Questo controllo è una valutazione più semplice che indica solo se l'algoritmo ha dato una risposta corretta o ha sbagliato previsione.

Il controllo qualità AVANZATO per addestramento dell'algoritmo viene effettuato dall'esperto dell'usura utensili. Per inserire un nuovo controllo qualità utensile l'esperto fa le seguenti operazioni:

1. seleziona un utensile in macchina e clicca su "preleva utensile per controllo AVANZATO" (figura 5.126). Viene aggiunto in database un controllo qualità utensile avanzato, che verrà poi visualizzato nel punto 4;

LAVORAZIONE IN CORSO

ARTICOLO IN LAVORAZIONE: MATERIALE ARTICOLO

Pannello operatore attivo: Roberto Munaro

Numero carosello	Tipo utensile	Numero seriale	Raccolta dati attiva	DC	NOF	Materiale tagliente	AP	AE	VC	F	AZ	S	Ultima usura utensile (misurata)	Ultima usura utensile (prevista)
1	FRAR01	ABC123	SI										1	2
2	FRAR04	ABC124	NO										2	3
3	STR001	DEF506	SI										3	2
4	RTR002	DEF507	SI										1	2
5	STR002	DEF508	NO										5	2
6	FRR001	DEF509	NO										5	2
7	FRAR04	DEF510	NO										4	3
8	STR001	DEF511	NO										2	4
9	FRR001	ABC125	NO										3	5
10	STR002	ABC126	NO										2	5
11	RTR002	ABC127	NO										1	1
12	STR001	ABC128	NO										1	1

INIZIA NUOVA LAVORAZIONE

TERMINA LAVORAZIONE CORRENTE

MODIFICA INVENTARIO

Attiva raccolta dati

Disattiva raccolta dati

Preleva utensile per controllo AVANZATO

Inserisci esito controllo AVANZATO

Preleva utensile per controllo SEMPLICE

Preleva utensile per controllo SEMPLICE

Figura 5.126: controllo qualità avanzato

- fa il controllo dell'utensile in laboratorio, se ci sono immagini le salva in opportune cartelle condivise in rete in modo che possano essere recuperate dall'HMI;
- clicka su "inserisci esito controllo AVANZATO" (figura 5.127);

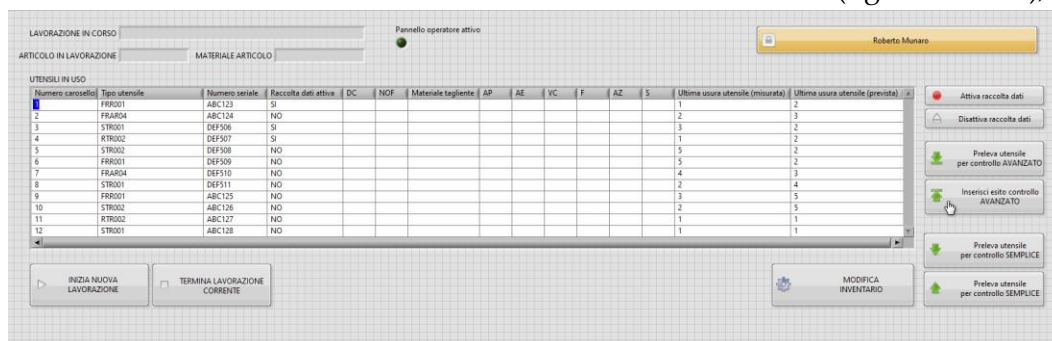


Figura 5.127: controllo qualità avanzato

- seleziona l'utensile prelevato in precedenza (figura 5.128)



Figura 5.128: selezione dell'utensile prelevato

- inserisce i dati relativi al controllo (figura 5.129):

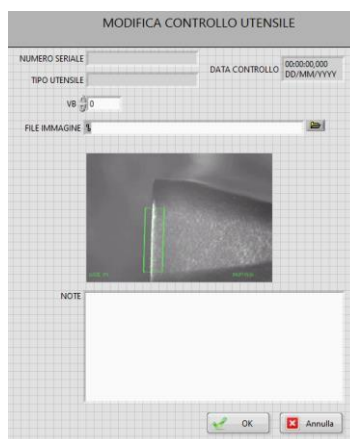


Figura 5.129: inserimento dati controllo utensile

Il controllo qualità “SEMPLICE” per addestramento dell’algoritmo viene effettuato dall’operatore macchina. Per inserire un nuovo controllo qualità utensile l’esperto fa le seguenti operazioni:

1. seleziona un utensile in macchina e clicca su “preleva utensile per controllo SEMPLICE” (figura 5.130). Viene aggiunto in database un controllo qualità utensile semplice, che verrà poi visualizzato nel punto 4;

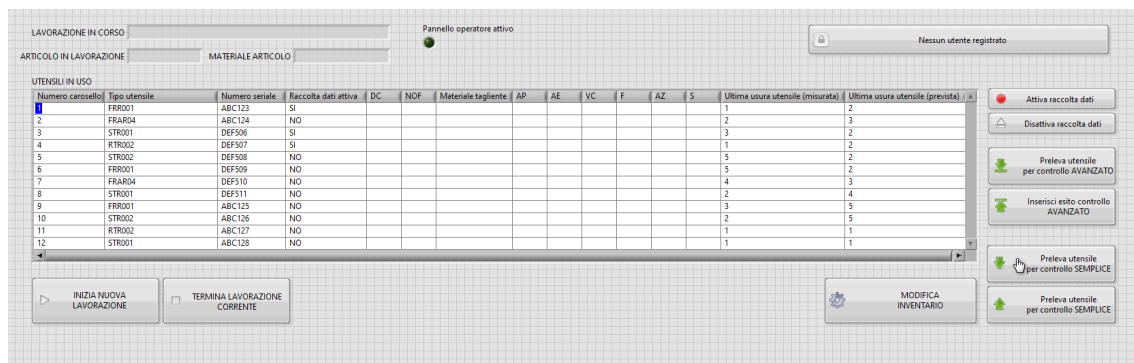


Figura 5.130: prelevamento utensile per controllo SEMPLICE

2. fa il controllo dell’utensile in laboratorio, se ci sono immagini le salva in opportune cartelle condivise in rete in modo che possano essere recuperate dall’HMI;
3. Clicca su “inserisci esito controllo SEMPLICE” (figura 5.131);

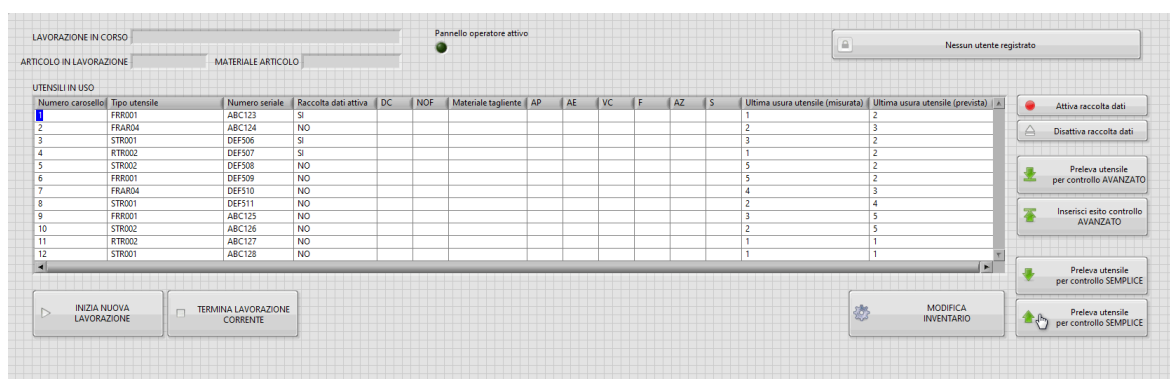


Figura 5.131: prelevamento utensile per controllo SEMPLICE

4. seleziona l’utensile prelevato in precedenza (figura 5.132);

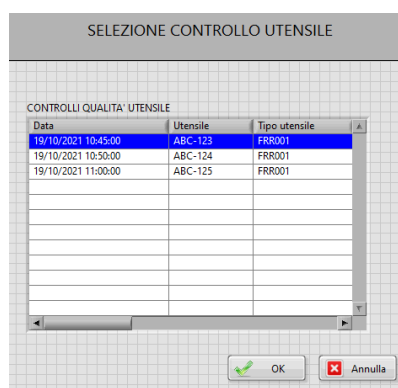


Figura 5.132: selezione dell’utensile prelevato

5. Inserisce i dati relativi al controllo (figura 5.133):

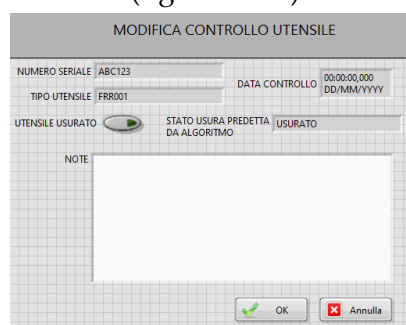


Figura 5.133: modifica controllo utensile e inserimento dati

Per inserire un nuovo utensile o modificarne uno già inserito dal menù principale si deve cliccare su “Modifica inventario” (figura 5.134) per arrivare nel menù di selezione di cosa modificare.



Figura 5.134: modifica inventario

Nel menù di selezione, “Modifica utensili” si può selezionare l’utensile da modificare. In una nuova riga si può aggiungere un nuovo utensile (figura 5.135).

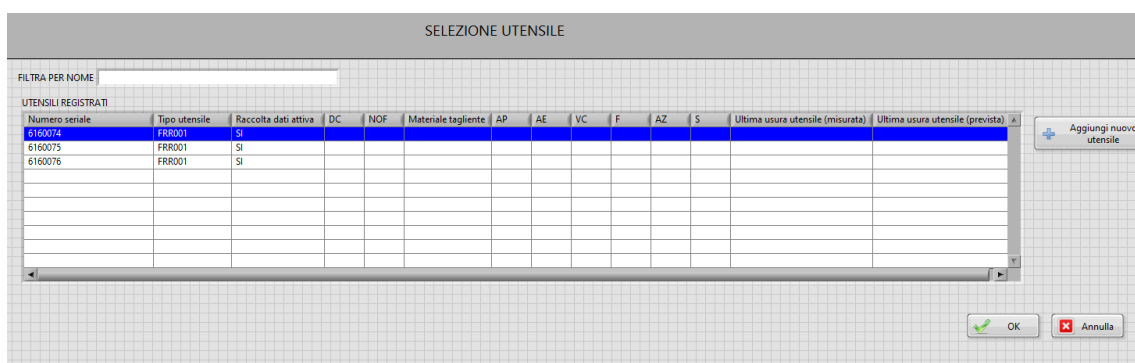


Figura 5.135: modifica dati utensile oppure inserire un utensile nuovo

Una volta selezionato l'utensile o creato un nuovo utensile si può modificare il suo numero seriale o tipo tramite menù apposito (figura 5.136)

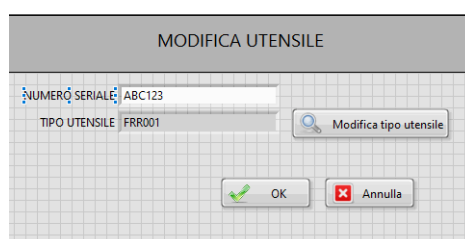


Figura 5.136: modifica numero seriale utensile

Se l'utente clicca su modifica tipo utensile viene mandato al menù di selezione del tipo di utensile (figura 5.137)

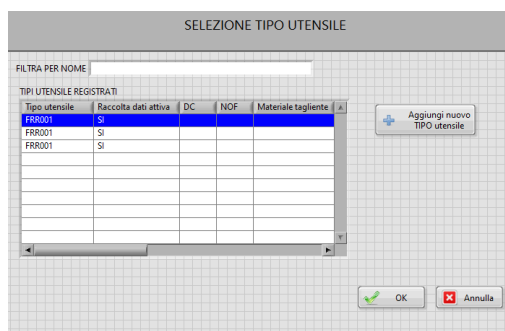


Figura 5.137: selezione del tipo di utensile

Quando si vuole inserire un nuovo utensile si esegue la seguente procedura:

1. si deve cliccare dal menù principale su "Modifica inventario", poi "MODIFICA TIPI UTENSILE";

2. si deve cliccare su aggiungi nuovo TIPO utensile (figura 5.138);

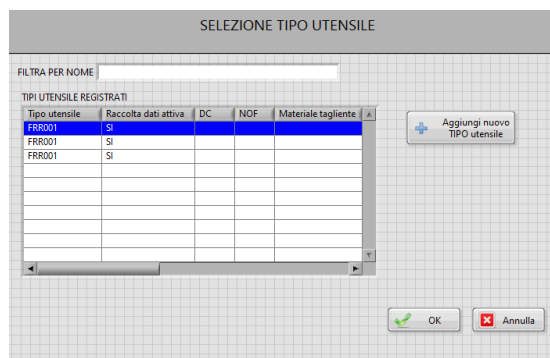


Figura 5.138: aggiungi nuovo TIPO di utensile

3. si deve modificare nell'editor inserendo diametro di taglio e numero di denti (figura 5.139).



Figura 5.139: inserimento diametro di taglio e numero denti

Quando si deve modificare o inserire un nuovo articolo di esegue la seguente procedura:

1. dal menù principale cliccare su “Modifica inventario”, poi “MODIFICA ARTICOLI”;
2. cliccare su aggiungi nuovo articolo. Invece per modificare basta selezionare l'articolo (figura 5.140)

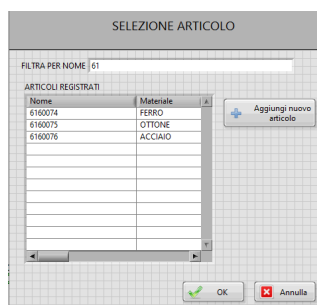


Figura 5.140: inserimento nuovo articolo o modifica articolo

3. modificare l'articolo nell'editor che si apre. Si può modificare il materiale dell'articolo, i tipi di utensili e i valori standard di lavorazione associati (figura 5.141);

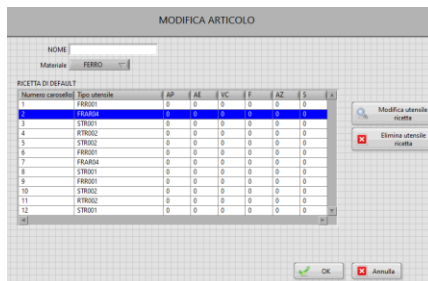


Figura 5.141: modificare dell'articolo nell'editor

Per modificare un utensile associato si deve eseguire la seguente procedura:

- clickare sull'utensile e modifica ricetta utensile;
- selezionare il tipo di utensile e impostare i parametri di default nell'editor che si apre (figura 5.142)

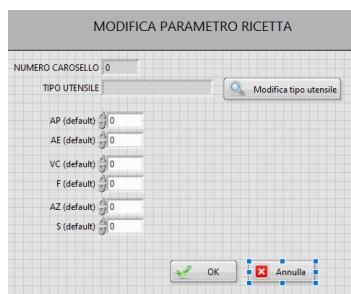


Figura 5.142: modifica parametri ricetta utensile

L'architettura del software del Pannello Operatore è costituito da diverse classi che sono:

- User: rappresenta un utente dell'applicazione
- Article: rappresenta un articolo
- Job: rappresenta una singola lavorazione
- Tool: rappresenta un singolo utensile
- ToolType: rappresenta una categoria di utensili
- RecipeSetting: rappresenta l'impostazione dei tipi di utensile previsti sul carosello di una macchina utensile per un certo articolo (Article)

- MachineSetting: rappresenta l'impostazione degli utensili (Tool) sul carosello della macchina utensile per una certa lavorazione (Job)
- ToolCheck: rappresenta un controllo fatto su un utensile durante una lavorazione in SimpleToolCheck e AdvancedToolCheck
- Forecast: rappresenta una previsione del modello di ML
- Feature: rappresenta una serie di caratteristiche sulla quale è stata fatta una previsione

Tutte queste classi sono figlie di DBObject, che contiene i metodi necessari a fare il salvataggio ed il caricamento di questi oggetti da database:

- loadFromDB (static) → caricamento da database
- storeInDB (static) → salvataggio in database
- getValuesForDB (dynamic, required call parent method) → ricava i valori degli attributi da salvare in database
- setValuesFromDB (dynamic, required call parent method) → imposta i valori degli attributi della classe in base a quanto letto dal database
- getTableOfDB (static) → ritorna il nome della tabella nel database associata all'oggetto, non richiede override perché ritorna come standard il nome della classe stessa
- getTableDefinition (dynamic, required call parent method) → ritorna la definizione della tabella per la query di creazione e aggiornamento della struttura della tabella stessa

La struttura del database del Pannello Operatore è specificata nella figura 5.143, nel quale le tabelle gialle rappresentano record storici (ci possono essere più record con le stesse informazioni, a parte il campo ID), mentre quelli blu i record di inventario:

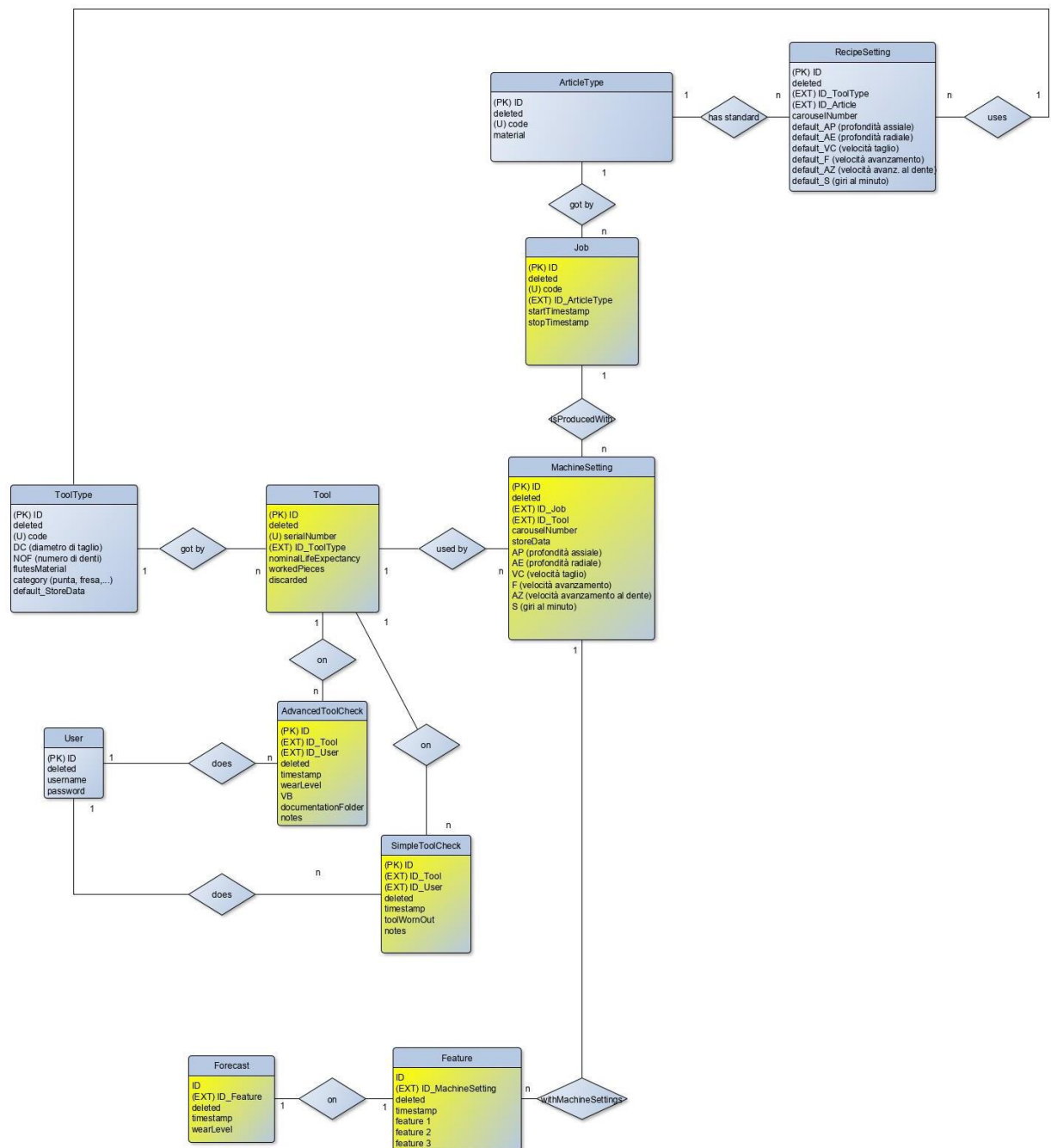


Figura 5.143: struttura database Pannello Operatore

5.3.3.3 Logger

Logger ha il compito di raccogliere i dati dal DAQ Device Manager e dal MES, identificando quando l'utensile sta lavorando per registrare i dati di lavorazione.

iDaqDTLogger deve leggere informazioni provenienti dai seguenti device in iDaq tramite iDaqDT:

- sensori-cDAQ1Mod1 con lettura dati dei sensori da scheda National Instruments con programma LabView;
- macchina utensile-Fanuc con lettura dati da CNC Fanuc della macchina utensile Robodrill

Il Logger deve permettere di:

- salvare (loggere) i dati letti su file per poter essere analizzati tramite software come R e Python;
- trasmettere i dati al programma DataPreprocessor, in modo che possano essere elaborati per estrarre informazioni utili per il ML Server. La trasmissione dei dati al DataPreprocessor verrà sviluppata dopo una prima fase di analisi dei dati salvati.

Durante le operazioni di salvataggio e trasmissione dei dati il Logger deve accertarsi di mantenere l'occupazione del disco al minimo possibile tramite la compressione periodica dei file prodotti e la selezione dei dati da salvare in base a quando gli utensili sono effettivamente in uso.

Il Logger dovrà selezionare i dati provenienti dalla scheda di acquisizione solo se c'è effettivamente un utensile che sta lavorando il pezzo (a contatto con il pezzo stesso) e se quell'utensile è uno di quelli indicati dal pannello operatore come pezzi candidati all'acquisizione dei dati.

Per fare questo il Logger si interfacerà con:

- il device di iDaq collegato al CNC FANUC dal quale sono campionati:
 - o il numero dell'utensile in uso
 - o la potenza del mandrino
- il database del pannello operatore dal quale legge la lista degli utensili in uso al momento della lavorazione.

Ogni qualvolta l'utensile toccherà il pezzo partirà la registrazione, che poi sarà chiusa ogni volta che l'utensile si staccherà dal pezzo. In questo modo verranno prodotti degli spezzoni di registrazione.

Lo schema di funzionamento dell'algoritmo del Logger funziona come la figura 5.144.

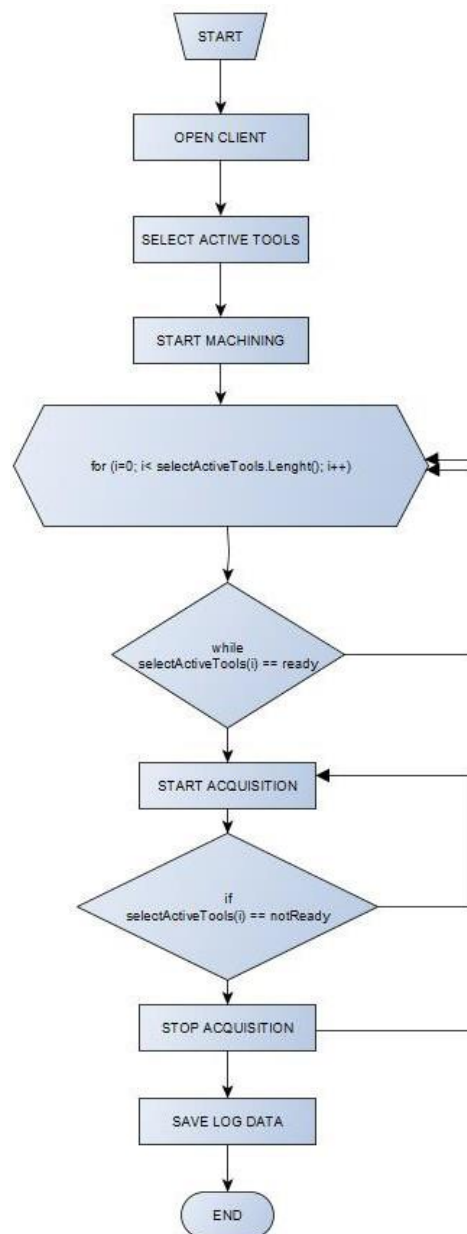


Figura 5.144: algoritmo di funzionamento del Logger

I dati raccolti dal programma sono salvati in file, posti in sottocartelle opportune di una cartella di base: C:\Cembre\iDaqDTLogger\data

Ogni volta che viene chiuso uno spezzone di registrazione (figura 5.144) vengono prodotti due file: uno con la registrazione dei dati provenienti dal device CNC FANUC ed uno con la registrazione dei dati provenienti dalla scheda di acquisizione.

Il nome del file è `<prefisso>_YYYYmmdd_HHMMSS_uuu.csv`, dove `<prefisso>` è il nome del device dal quale provengono i dati, `YYYYmmdd_HHMMSS_uuu` è la data del timestamp del primo record che è scritto nel file con la precisione del millisecondo (ad. Esempio se la registrazione del device CM051-cDAQ1Mod1 inizia alle 14:30:02.234 del 04/10/2021 allora il file si chiamerà `MC051-cDAQ1Mod1_20211004_143002_234.csv`)

Il formato del file è .csv con separatore punto-e-virgola (;) e separatore decimale punto (.). Ogni colonna corrisponderà ad un canale di iDaq, con la prima colonna che è il timestamp assoluto del record. Ogni record è registrato nel formato “YYYY-mm-dd HH:MM: SS. uuuuuu” (precisione del microsecondo).

Ogni file conterrà un header con queste righe:

- nome canale;
- GUID canale;
- Unità di misura;
- Tipo di dato (Timestamp, Numeric, String, Boolean, Path);
- Frequenza nominale di campionamento in Hz

La prima colonna ha come nome canale Time, GUID vuoto, unità di misura vuota e tipo Timestamp (TSMP).

Tra header e registrazioni è infrapposta una riga con 6 asterischi *****.

Un esempio di file valido è:

```
Time;AccX;AccY;AccZ;Microfono
;ABC123;DEF345;HIJ908;PIR022
;g;g;g;Pa
Timestamp;Numeric;Numeric;Numeric;Numeric
200000;20000;20000;20000;20000
*****
```

2021-05-21 00:00:00.556747;57.594939;57.594939;57.594939;15.252 2021-05-21 00:00:01.566048;58.60424;58.60424;58.60424;58.60424

Per evitare che ci siano cartelle con troppi file, ogni file prodotto va posto nella seguente sottocartella: <cartella di base>\YYYY\YYYYmmdd dove <cartella di base> è la cartella di base dove sono salvati i dati del programma, YYYY è lo stesso anno che compare sul file e YYYYmmdd è lo stesso anno mese e giorno dei file che sono salvati all'interno della cartella. Ad esempio il file MC051-cDAQ1Mod1_20211004_143002_234.csv va salvato nella cartella C:\Cembre\iDaqDTLogger\data\2021\20211004

Per evitare l'accumulo di memoria nel pc si implementano le seguenti strategie:

- i dati salvati all'interno dei file csv conterranno un numero di decimali il più ridotto possibile (ad esempio per i dati degli accelerometri bastano 3 decimali, per i dati di tipo BOOL, I32 non servono decimali);
- a fine giornata il programma comprime le sottocartelle con una data più vecchia di due giorni. Ogni cartella viene compressa in un file zip. Ad esempio se è il 04/10/2021 vengono compresse in due file zip le cartelle C:\Cembre\iDaqDTLogger\data\2021\20211001, C:\Cembre\iDaqDTLogger\data\2021\20211002;
- vengono salvati solo gli spezzoni di dati relativi al tipo di utensili sotto analisi, solo quando stanno realmente lavorando.

Ogni volta che il datalogger chiude una registrazione, crea un link file in cui sono contenuti i path ai file contenenti le registrazioni. Il link file è un file con estensione .ini, è nominato come LinkFile_<timestamp file di registrazione> ed è posto nella cartella C:\Cembre\iDaqDTLogger\linkFiles\TODO.

Il formato del link file è:

```
[<nome device 0>]
path=<path al file della registrazione del device 0>
[<nome device 1>]
```

```
path=<path al file della registrazione del device 1>
```

Ad esempio se sono creati MC051-cDAQ1Mod1_2021-11-05_102106_177.csv e MC051-CNCFanuc_2021-11-05_102106_177.csv, alla chiusura dei file viene creato anche il link file "C:\Cembre\iDaqDTLogger\linkFiles\TODO\LinkFile_2021-11-05_102106_177.ini" con scritto:

```
[MC051-cDAQ1Mod1]
path = "C:\Cembre\iDaqDTLogger\data\2021\20211105\MC051-cDAQ1Mod1_2021-11-05_102106_177.csv"
[MC051-CNCFanuc]
path = "C:\Cembre\iDaqDTLogger\data\2021\20211105\MC051-CNCFanuc_2021-11-05_102106_177.csv"
```

5.3.3.4 Data PreProcessor

Il DataPreprocessor controlla ciclicamente se ci sono link file e processa i dati presenti nei file elencati nei link file. I dati verranno inviati tramite tabella 2D di stringhe nello stesso formato con cui vengono salvati nei file. Il programma deve permettere di estrarre automaticamente le caratteristiche essenziali dei segnali raccolti tramite iDaqDataLogger, in modo che possano essere analizzate da algoritmi di machine learning. Tali caratteristiche sono salvate nella apposita tabella Feature, del database che è in comune con il pannello operatore HMI e con iDaqDatalogger.

L'algoritmo di funzionamento si suddivide in 3 fasi:

1. ricerca dei link file e lettura dei file da elaborare;
2. per ogni file da elaborare estrae delle feature o caratteristiche del segnale;
3. per ogni file elaborato salva delle feature in database

Il programma lavora in continuazione leggendo i link file generati da iDaqDatalogger e posti nella cartella <link files base folder>\TODO. In ogni link file sono elencati i file csv da leggere e da cui estrarre le feature. Una volta elaborati i file csv se tutto è avvenuto con successo allora il link file viene spostato in <link files base folder>\DONE. Se ci fosse

un qualche errore viene spostato in <link files base folder>\ERROR e viene scritto all'interno l'errore che è avvenuto appendendo l'errore al file con questa sintassi:

[ERROR]

code=<codice errore>

source=<descrizione errore>

Un link file non potrà perciò essere rielaborato due volte perché verrà sempre spostato dalla cartella <link files base folder>\TODO dopo che è stato letto e i dati al suo interno sono stati elaborati.

Per estrarre le feature corrette dai segnali dei sensori e della macchina Robodrill sono state fatte molte prove.

Sono stati analizzati i seguenti segnali provenienti dalla scheda cDAQ e dal CNC Fanuc della macchina Robodrill:

- Scheda cDAQ:
 - o Accelerazione asse x
 - o Accelerazione asse y
 - o Accelerazione asse z
 - o Microfono
- CNC Fanuc:
 - o Potenza mandrino assoluta
 - o Coppia mandrino assoluta

Sono state eseguite 3 lavorazioni con la stessa punta:

- dal 18-11-2021 al 26-11-2021 alle 17:45;
- dal 26-11-2021 alle 18:00 al 02-12-2021 alle 17:45;
- dal 02-12-2021 alle 19:00 al 06-12-2021 alle 16:00

Nelle tabelle 5.15 e 5.16 sono riportati la registrazione istante per istante dei segnali grezzi di potenza, coppia, velocità di rotazione, accelerazione in direzione x, y, z e suono (dB) di una foratura. Per quanto riguarda potenza, coppia e velocità sono stati inseriti le righe di dati rappresentanti solamente la fase di foratura. Per quanto riguarda le

accelerazioni e il suono sono stati inseriti solamente le prime 20 righe di dati perché ogni file di acquisizione ne ha circa 30 mila

Data e ora	Numero di utensile	Potenza mandrino (W)	Coppia mandrino (Nm)	% Coppia mandrino	Velocità di rotazione (rpm)
2021-11-26 09:16:14.036406	13,000	150,000	92,000	2,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:14.068318	13,000	150,000	92,000	2,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:14.223911	13,000	200,000	251,000	5,000	1,198,000
2021-11-26 09:16:14.332631	13,000	300,000	395,000	8,000	1,198,000
2021-11-26 09:16:14.424390	13,000	350,000	522,000	11,000	1,198,000
2021-11-26 09:16:14.469268	13,000	350,000	522,000	11,000	1,198,000
2021-11-26 09:16:14.625859	13,000	325,000	622,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:14.667754	13,000	325,000	622,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:14.824344	13,000	325,000	620,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:14.868224	13,000	325,000	620,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.037785	13,000	375,000	650,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.067703	13,000	375,000	650,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.232276	13,000	350,000	641,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.333008	13,000	350,000	651,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.368919	13,000	350,000	651,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.531493	13,000	350,000	658,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.569390	13,000	350,000	658,000	13,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.728977	13,000	375,000	669,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.768873	13,000	375,000	669,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.925463	13,000	375,000	674,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:15.969347	13,000	375,000	674,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.136909	13,000	375,000	699,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.168825	13,000	375,000	699,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.324419	13,000	375,000	698,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.368303	13,000	375,000	698,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.529881	13,000	375,000	708,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.567777	13,000	375,000	708,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.726362	13,000	375,000	694,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.769254	13,000	375,000	694,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.930831	13,000	375,000	698,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:16.968728	13,000	375,000	698,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.136295	13,000	375,000	711,000	15,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.228053	13,000	400,000	728,000	15,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.267950	13,000	400,000	728,000	15,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.424540	13,000	400,000	715,000	15,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.468425	13,000	400,000	715,000	15,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.623020	13,000	425,000	743,000	15,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.736723	13,000	425,000	774,000	16,000	1,199,000

CAPITOLO 5: Esperimento TCM in Cembre S.p.A.

2021-11-26 09:16:17.831470	13,000	425,000	756,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:17.868378	13,000	425,000	756,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.024968	13,000	450,000	763,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.067852	13,000	450,000	763,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.238410	13,000	425,000	807,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.268327	13,000	425,000	807,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.431903	13,000	475,000	797,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.533633	13,000	400,000	784,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.624399	13,000	425,000	768,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.668284	13,000	425,000	768,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.826870	13,000	425,000	765,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.923612	13,000	425,000	758,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:18.968500	13,000	425,000	758,000	16,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.124092	13,000	350,000	700,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.167972	13,000	350,000	700,000	14,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.327556	13,000	300,000	580,000	12,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.431288	13,000	200,000	460,000	10,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.469184	13,000	200,000	460,000	10,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.626772	13,000	75,000	185,000	4,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.668663	13,000	75,000	185,000	4,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.825257	13,000	75,000	74,000	1,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.925989	13,000	75,000	56,000	1,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:19.968877	13,000	75,000	56,000	1,000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.126468	13,000	75,000	42,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.168354	13,000	75,000	42,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.338913	13,000	100,000	40,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.426683	13,000	100,000	37,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.468569	13,000	100,000	37,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.626161	13,000	75,000	33,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.668047	13,000	75,000	33,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.823645	13,000	75,000	26,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.926376	13,000	75,000	25,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:20.968266	13,000	75,000	25,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.137818	13,000	100,000	25,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.168742	13,000	100,000	25,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.324335	13,000	75,000	24,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.368219	13,000	75,000	24,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.531792	13,000	100,000	23,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.568691	13,000	100,000	23,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.726278	13,000	50,000	23,000	0.000	1,199,000
2021-11-26 09:16:21.768173	13,000	50,000	23,000	0.000	1,199,000

Tabella 5.15: dati rappresentanti i segnali di potenza, coppia e velocità mandrino per una foratura.

ORA	ACC X	ACC Y	ACC Z	Suono (dB)
11:12:51.687;	0.024146;	0.030094;0	0.036568;	-1.813445
11:12:51.690;	0.040047;	0.048791;0	0.025147;	-3.259211
11:12:51.691;	0.023963;	0.025084;0	0.03895;	-1.797273
11:12:51.694;	0.041025;	0.045981;0	0.028568;	-2.52581
11:12:51.695;	0.025736;	0.033944;0	0.030278;	-0.595609
11:12:51.697;	0.037723;	0.035838;0	0.020567;	-8.188747
11:12:51.699;	0.026715;	0.043292;0	0.042248;	-17.556304
11:12:51.701;	0.033931;	0.049952;0	0.020017;	-15.728022
11:12:51.703;	0.030445;	0.026917;0	0.030217;	-14.957006
11:12:51.705;	0.037845;	0.043842;0	0.030766;	-9.616559
11:12:51.708;	0.029039;	0.045981;0	0.029728;	-12.384194
11:12:51.710;	0.038885;	0.04207;0	0.022399;-11	118098
11:12:51.711;	0.02806;	0.045431;0	0.03382;	-8.939771
11:12:51.713;	0.035277;	0.036815;0	0.02869;	-8.60246
11:12:51.723;	0.027387;	0.042987;0	0.027407;	4.700144
11:12:51.725;	0.041943;	0.038282;0	0.032293;	16.249594
11:12:51.726;	0.031607;	0.049463;0	0.023987;	17.49417
11:12:51.727;	0.033625;	0.024717;0	0.031011;	-1.204781
11:12:51.728;	0.035215;	0.044636;0	0.027774;	1.146722

Tabella 5.16: dati rappresentanti i segnali di accelerazione nelle direzioni x, y, z e del suono in dB.

I segnali sono stati prima suddivisi foratura per foratura per capire se ci fossero dei trend e delle differenze tra le prime forature, quando la punta è nuova, e le ultime, durante le quali la punta è più usurata.

Per quanto riguarda potenza e coppia mandrino è stata estratta solo la parte di plateau durante il primo foro effettuato durante la foratura e sono state estratte le seguenti caratteristiche:

- Integrale sotto il plateau
- Valore massimo
- Durata
- Media
- Deviazione standard

L'obiettivo era valutare una significativa differenza nell'altezza del plateau, o nella durata della foratura. Le caratteristiche estratte sono state raggruppate giorno per giorno e sono stati costruiti dei box plot che permettono di vedere come la distribuzione dei

valori cambia nel tempo. Ad esempio per la lavorazione dal 18-11 al 26-11 si nota che mentre la durata del plateau non evidenzia trend, il valor medio della potenza del mandrino o della coppia sembra seguire un trend crescente (così come valore integrale e massimo). La deviazione standard sembra aumentare leggermente. Si riportano tutti i grafici di questa lavorazione per i valori di potenza (powerSpindle) e coppia (torqueSpindle) (figure 5.145-5.146-5.147-5.148-5.149-5.150-5.151-5.152-5.153-5.154):

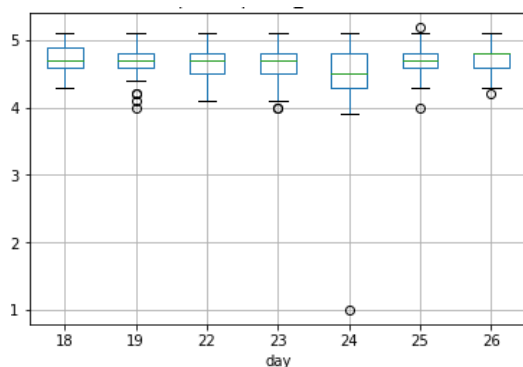


Figura 5.145: durata potenza mandrino

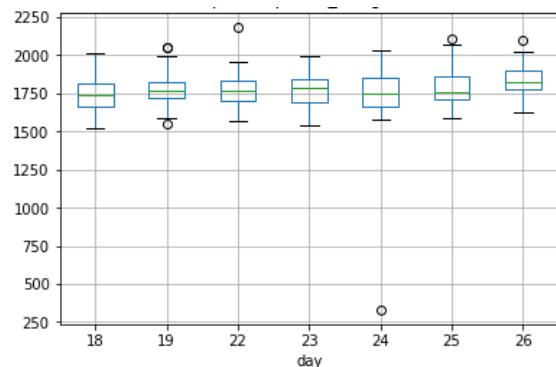


Figura 5.146: integrale potenza mandrino

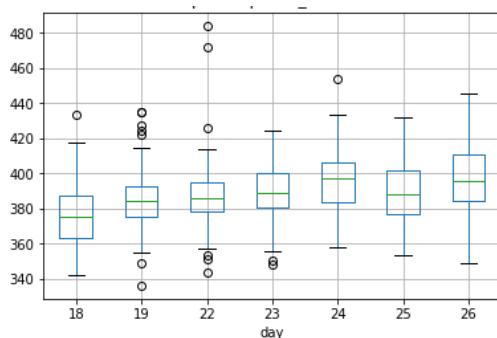


Figura 5.147: potenza media mandrino

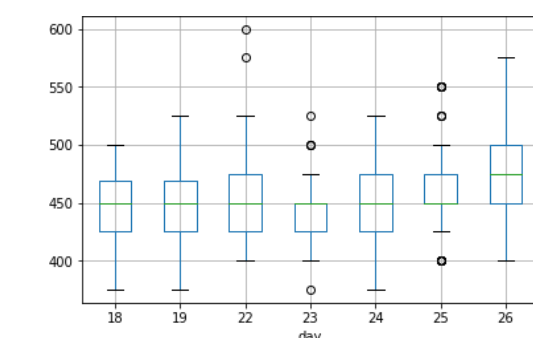


Figura 5.148: massima potenza mandrino

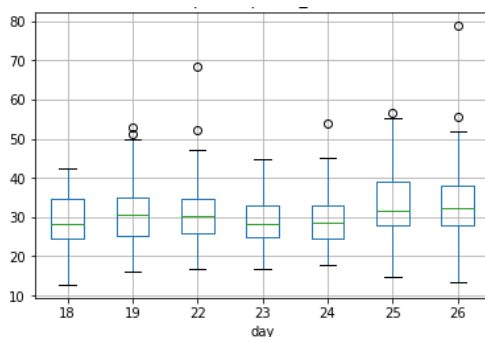


Figura 5.149: deviazione standard potenza

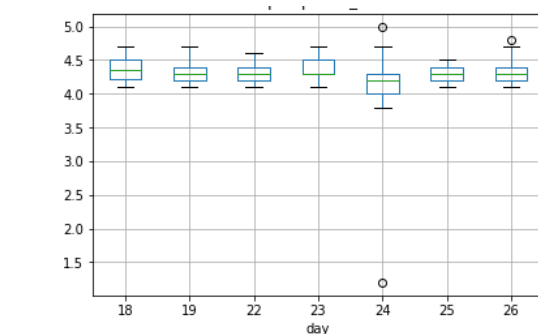


Figura 5.150: durata coppia mandrino

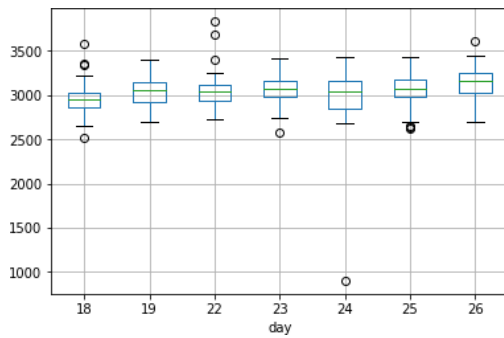


Figura 5.151: integrale coppia mandrino

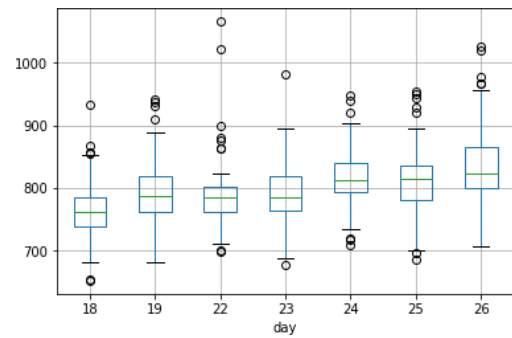


Figura 5.152: massimo coppia mandrino

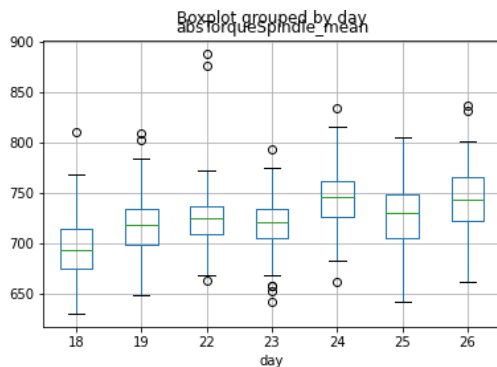


Figura 5.153: media coppia mandrino

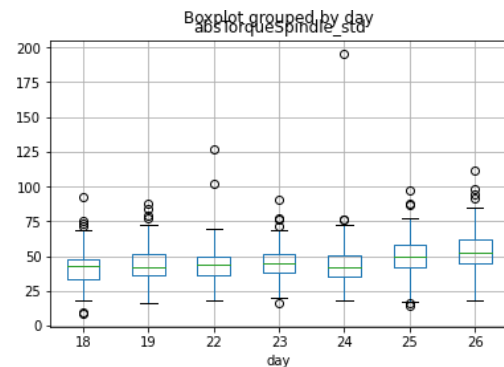


Figura 5.154: deviazione standard coppia

Per evidenziare la differenza tra prima ed ultima giornata della lavorazione del 26/11 - 02/12 è stato fatto un grafico media coppia vs media potenza vs numero del giorno, in cui il giorno è rappresentato da un gradiente di colore. Si nota come ci siano due cluster di punti, uno blu (prime forature) ed uno rosso (ultime forature) (figura 5.155).

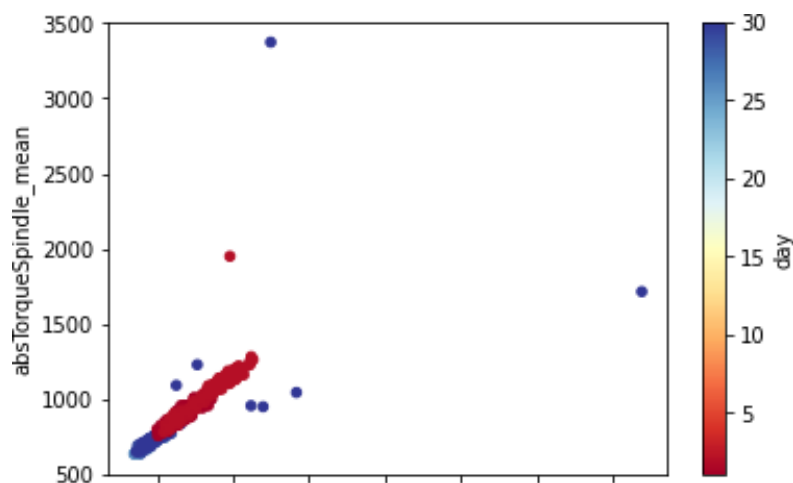


Figura 5.155: grafico media coppia vs media potenza vs numero del giorno

Potenza e coppia risultano linearmente correlate, come ci si può aspettare dalla fisica del processo di foratura. Infine è stato calcolato il coefficiente r di Spearman per controllare che valore di durata plateau, coppia media e potenza media fosse effettivamente crescente durante le varie giornate. Più il coefficiente è vicino a 1 più la sequenza di valori è vicino ad una sequenza monotona crescente. I risultati sono nella tabella 5.17 confermano un trend crescente sul valore di potenza/coppia media sul plateau della foratura.

Lavorazione	Componente PCA	r-Spearman	p-value
18/11-26/11	0	-0.084	0.08
18/11-26/11	1	-0.027	0.59
18/11-26/11	2	-0.107	0.03
18/11-26/11	3	-0.080	0.10
18/11-26/11	4	0.084	0.08
18/11-26/11	5	0.190	9e-5
26/11-02/12	0	0.032	0.44
26/11-02/12	1	0.033	0.44
26/11-02/12	2	0.028	0.50
26/11-02/12	3	0.053	0.21
26/11-02/12	4	-0.035	0.40
26/11-02/12	5	-0.020	0.63
02/12-06/12	0	0.021	0.67
02/12-06/12	1	0.029	0.55
02/12-06/12	2	0.049	0.32
02/12-06/12	3	0.027	0.59
02/12-06/12	4	-0.008	0.88
02/12-06/12	5	0.047	0.34

Tabella 5.17: coefficiente r -Spearman e p -value

Per quanto riguarda i due sensori cioè l'accelerometro e il sensore di emissione acustica si è cercato significative differenze nella distribuzione dello spettro di potenza tra prime forature ed ultime forature. Sono state analizzate le bande di frequenza 2.5-4 kHz, 5.5-7 kHz e 8.5-10 kHz e per ogni banda sono state estratte le seguenti caratteristiche dei segnali:

- la densità di potenza di picco (densità di potenza massima);
- la frequenza corrispondente al picco;
- la potenza totale nella banda (integrale della densità di potenza nella banda)

Similmente al caso dei segnali dal CNC si è analizzata la distribuzione dei valori al variare del giorno con dei box plot, di cui si riportano solo alcuni esempi, perché le caratteristiche analizzate non presentano dei trend. Le potenze di picco evidenziano una certa variabilità nella distribuzione tra un giorno e l'altro, mentre le frequenze sono molto più regolari (figure 5.156-5.157-5.158-5.159-5.160-5.161)

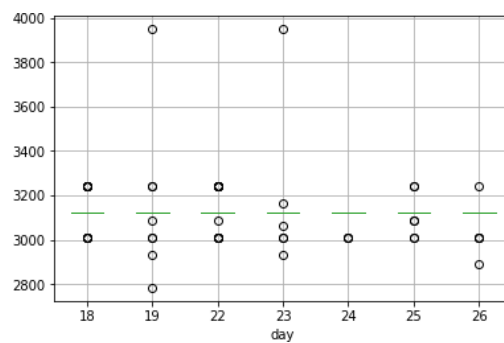
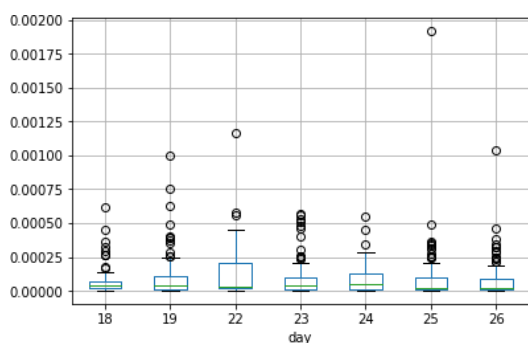


Figura 5.156: 2,5-4 kHz pot. di picco acceler. **Figura 5.157:** 2,5-4 kHz freq. di picco acceler.

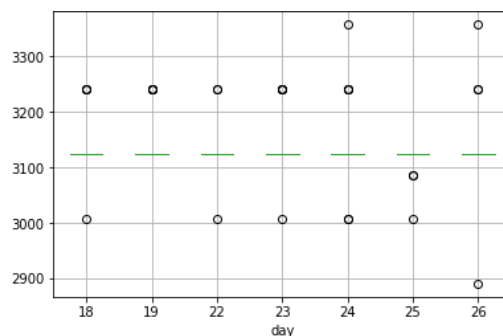
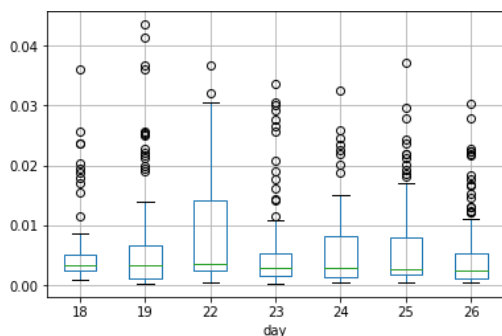


Figura 5.158: 2,5-4 kHz potenza acceler. **Figura 5.159:** 2,5-4 kHz freq. di picco emiss. acu.

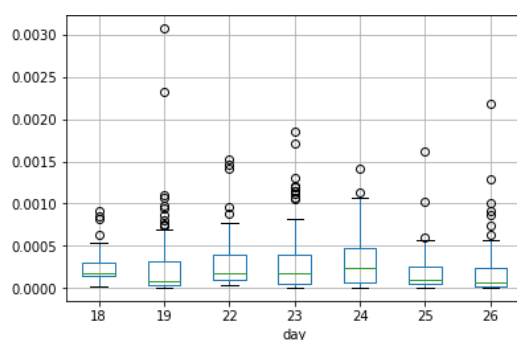
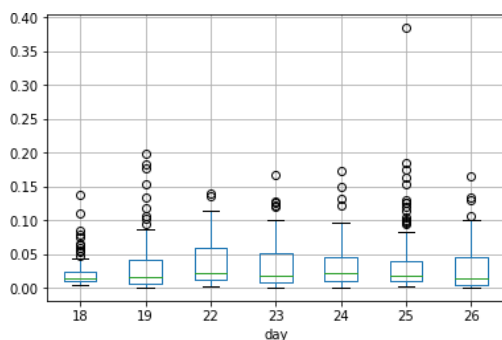


Figura 5.160: 2,5-4 kHz potenza emiss. acu. **Figura 5.161:** 2,5-4 kHz pot. di picco acceler.

Si è tentato successivamente una estrazione automatica delle caratteristiche più interessanti in termini di varianza, tramite l'utilizzo della PCA. La PCA è stata applicata su 36 caratteristiche (4 segnali della scheda cDAQ x 3 bande di frequenza x 3 caratteristiche) estraendo le prime 6 componenti, che da sole spiegano più del 95% della varianza. Per ogni componente si sono analizzati trend tramite box plot. Qui sotto riportiamo quelli della lavorazione del 18/11 – 26/11, che non evidenziano alcun trend sulla mediana della distribuzione (figure 5.162-5.163-5.164-5.165-5.166-5.169)

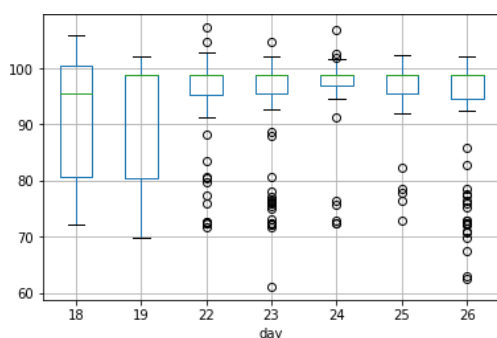


Figura 5.162: trend prima componente

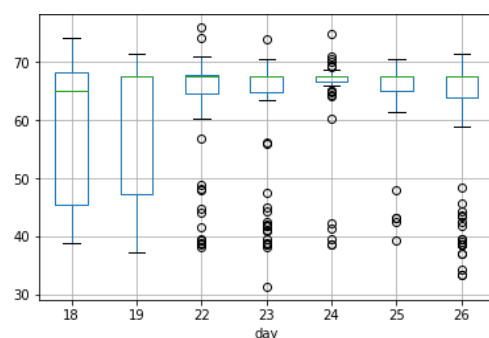


Figura 5.163: trend seconda componente

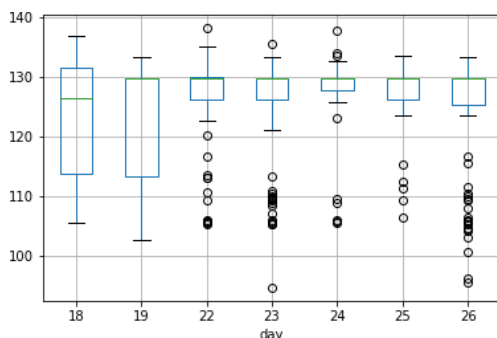


Figura 5.164: trend terza componente

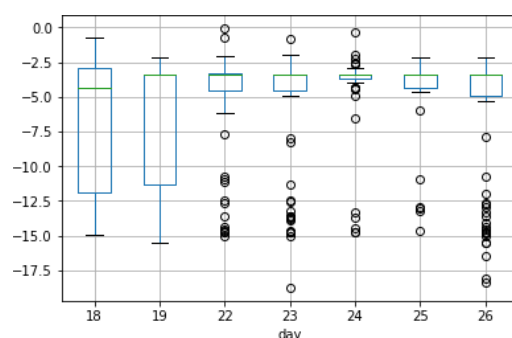


Figura 5.165: trend quarta componente

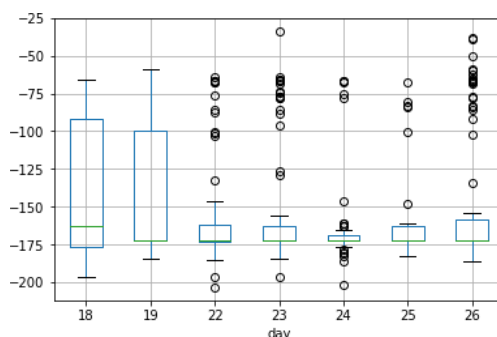


Figura 5.166: trend quinta componente

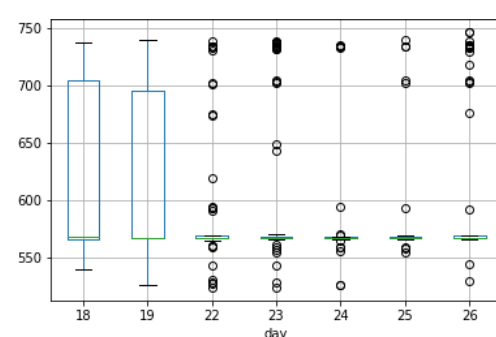


Figura 5.167: trend sesta componente

Anche in questo caso come si vede dalla tabella 5.18 si è proceduto all'analisi del coefficiente r di Spearman per verificare che non ci fosse effettivamente alcun trend significativo (il coefficiente è vicino a 0 e p-value generalmente maggiori di 0.05 indicano che i valori delle componenti sono stabili nel tempo)

Lavorazione	Componente PCA	r-Spearman	p-value
18/11-26/11	0	-0.084	0.08
18/11-26/11	1	-0.027	0.59
18/11-26/11	2	-0.107	0.03
18/11-26/11	3	-0.080	0.10
18/11-26/11	4	0.084	0.08
18/11-26/11	5	0.190	9e-5
26/11-02/12	0	0.032	0.44
26/11-02/12	1	0.033	0.44
26/11-02/12	2	0.028	0.50
26/11-02/12	3	0.053	0.21
26/11-02/12	4	-0.035	0.40
26/11-02/12	5	-0.020	0.63
02/12-06/12	0	0.021	0.67
02/12-06/12	1	0.029	0.55
02/12-06/12	2	0.049	0.32
02/12-06/12	3	0.027	0.59
02/12-06/12	4	-0.008	0.88
02/12-06/12	5	0.047	0.34

Tabella 5.18: coefficiente r-Spearman e p-value

In base ai dati raccolti abbiamo concluso che i parametri più interessanti da tenere in considerazione per differenziare le prime forature dalle ultime sono il valor medio del plateau di potenza e di coppia che si registrano durante ogni foratura. Le misure effettuate sulle vibrazioni e i suoni emessi dal mandrino durante la foratura non evidenziano invece trend interessanti e sono affette da una più alta variabilità, di cui si ipotizza che la causa possa essere una diversa lubrifica o altri fattori che sono difficili da monitorare.

I test sono quindi serviti a selezionare le caratteristiche da estrarre dai segnali e ad individuare l'algoritmo di estrazione, in modo da automatizzare il processo di analisi. Si è ritenuto prudente non eliminare le informazioni riguardanti le accelerazioni e la potenza del sensore di emissione acustica nell'eventualità si rivelassero utili in seguito ad ulteriori analisi. Si è inoltre ritenuto interessante aggiungere delle nuove caratteristiche su tutto lo spettro in modo che l'analisi dello spettro di frequenza possa essere adattata anche ad altri tipi di utensile, che potrebbero non generare vibrazioni nelle sole bande 2.5-4 kHz, 5.5-7 kHz e 8.5-10 kHz.

In automatico saranno estratte le seguenti caratteristiche:

- del segnale potenza e coppia durante prima foratura:
 - durata plateau;

- media plateau;
 - deviazione standard plateau
- dei segnali accelerazione x, y, z e sensore di emissione acustica:
 - baricentro della frequenza pesata sulla potenza della trasformata di Fourier del segnale;
 - frequenza di picco (frequenza a cui la potenza è massima);
 - potenza di picco nella trasformata di Fourier;
 - per le bande di frequenza 2500-4000Hz, 5500-7000Hz, 8500-10000Hz:
 - frequenza di picco
 - potenza di picco
 - potenza totale in banda

Prima di estrarre le caratteristiche di cui sopra vengono applicati sul segnale i seguenti filtri:

- sono tagliati i primi 3 secondi e gli ultimi 2 secondi di registrazione, perché corrispondono al cambio dell'utensile;
- è individuato il PRIMO plateau del segnale di potenza e coppia (anche quando le forature sono più di una), approssimando il segnale ad onda quadra ed estraendo la parte quando il segnale sale e poi ridiscende sopra una soglia minima (doppia soglia). Dalla parte estratta viene tagliata la testa e la coda finché il valore non supera il 25esimo percentile dei valori estratti, per evitare di prendere in considerazione anche i transienti;
- per i segnali di accelerazione ed emissione acustica viene estratto lo spettro di potenza tramite trasformata di Fourier, utilizzando tutto il segnale.

Per ogni foratura registrata viene salvato un record nella tabella Feature del database, in cui ogni colonna è una feature. Per ogni record deve esistere almeno il timestamp del momento della foratura (timestamp del primo punto nel segnale).

L'applicazione del DataPreprocessor installata sul pc, permette di visualizzare ogni errore e ogni messaggio che serve per comunicare all'utente che cosa stia facendo

l'applicazione stessa. Siccome l'applicazione lavora come un servizio, cioè ha una interfaccia grafica minimale è importante che visualizzi in una tabella la lista degli ultimi messaggi/errori accaduti (figura 5.168).

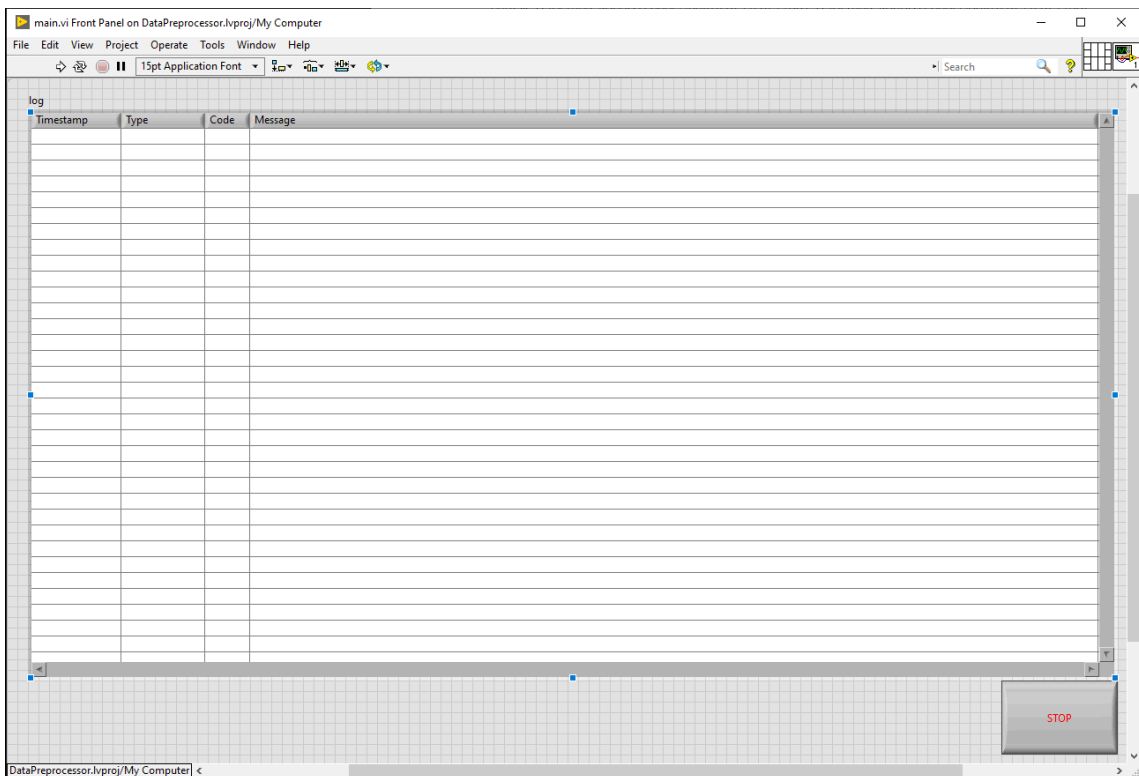


Figura 5.168: visualizzazione messaggi ed errori nell'estrazione delle feature

5.3.3.5 Machine Learning Server

Il Machine Learning Server è deputato a supervisionare la fase di training del modello ML e a classificare gli stati di usura degli utensili. Il database SQL è composto da:

- una Tabella Utensili, che rappresenta il catalogo degli utensili utilizzati durante la lavorazione. Possono essere aggiunti dall'utente. Un record è costituito da un identificatore univoco, un numero di serie che identifica lo strumento;
- una tabella Tipo Utensili, che rappresenta le diverse tipologie di utensili e le loro caratteristiche, come il diametro, ed i parametri di processo;
- una tabella Articoli, che rappresenta il catalogo degli articoli prodotti durante il processo produttivo;

- una tabella Tipologia Articolo, che rappresenta le varie tipologie di articoli e le loro caratteristiche intrinseche (materiale, durezza del materiale, ecc.);
- una tabella Impostazione Macchina, che rappresenta la configurazione della macchina durante una determinata lavorazione;
- una tabella di controllo qualità contiene il risultato della misurazione dell'usura dell'utensile. È identificato dall'ora in cui è stato effettuato il controllo, dall'ID dell'utente che ha effettuato il controllo, dall'ID della configurazione della macchina su cui è stato eseguito il controllo, dal valore VB o altro indicatore di qualità, e dal livello di usura (Wear Level) rilevato dall'operatore;
- una Tabella delle caratteristiche, che contiene una riga per ogni lavorazione eseguita con la punta selezionata. Ogni riga contiene il timestamp di quando è stata eseguita la lavorazione, le feature estratte dal Logger e il campo Label, inizialmente vuoto. L'etichetta viene utilizzata in fase di addestramento dall'algoritmo di machine learning e viene successivamente compilata sfruttando i controlli di qualità forniti dagli operatori;
- una tabella Previsione contiene le previsioni effettuate dal modello di machine learning per ogni singola registrazione. Possono essere utilizzati dal pannello operatore per mostrare all'utente lo stato di usura stimato della fresa.

Si sono testati in maniera qualitativa alcuni modelli presenti nella libreria scikit-learn di Python con l'obiettivo di controllarne l'applicabilità ai dati raccolti nel primo esperimento. Sono stati testati dei modelli di regressione tra potenza media del plateau (variabile indipendente) e VB (variabile dipendente) e dei modelli di classificazione tra potenza media del plateau e livello di usura indicata dal controllo qualità. I modelli scelti sono quelli più semplici. I risultati più interessanti da un punto di vista qualitativo sono i modelli di classificazione Naive Bayes e SVM, ed i modelli di regressione K-nearest neighbour e Decision tree, di cui si riportano sotto i risultati.

K-Nearest Neighbour (regressore)

Il regressore mostra nella figura 5.169 una dispersione di punti troppo ampia, tuttavia probabilmente migliorabile cambiando gli iperparametri del modello. Il modello mostra

correttamente il riconoscimento di una crescita della VB al crescere della potenza spesa dal mandrino. Nella figura 5.169 sull'asse x c'è la potenza, in y il livello di usura, i punti blu sono i dati reali e i punti arancioni sono i dati previsti dal modello:

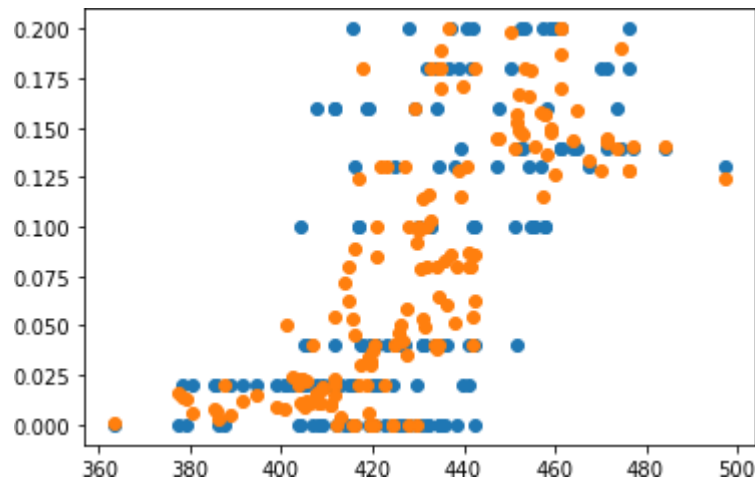


Figura 5.169: K-Nearest Neighbour

Decision tree (regressore)

Il regressore mostra nella figura 5.170 una dispersione di punti ampia, così come il K-Nearest Neighbour. Questo regressore è tuttavia ancora più overfitted. Il modello è molto fedele ai vari punti di training e mostra il riconoscimento di una crescita della VB al crescere della potenza spesa dal mandrino. Nella figura 5.170 sull'asse x c'è la potenza, in y il livello di usura, i punti blu sono i dati reali e i punti arancioni sono i dati previsti dal modello.

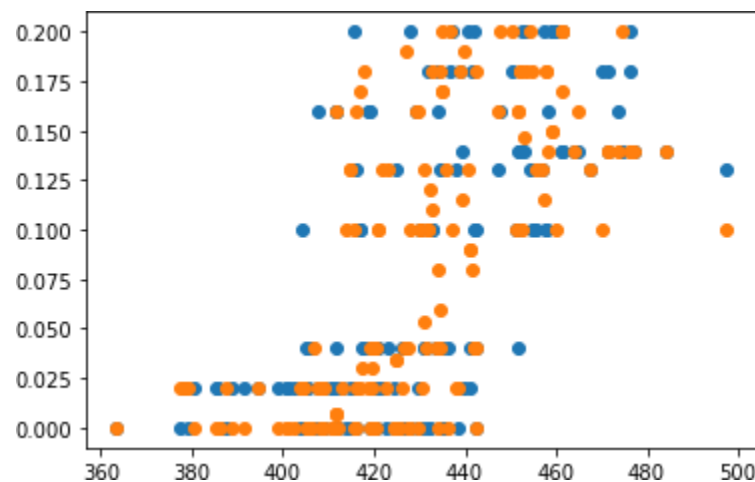


Figura 5.170: decision tree

Support Vector Machine (regressore)

Il regressore non descrive bene i dati. La dispersione dei punti non rappresenta l'usura utensile studiata nell'esperimento di foratura. Nella figura 5.171 sull'asse x c'è la potenza, in y il livello di usura, i punti blu sono i dati reali e i punti arancioni sono i dati previsti dal modello

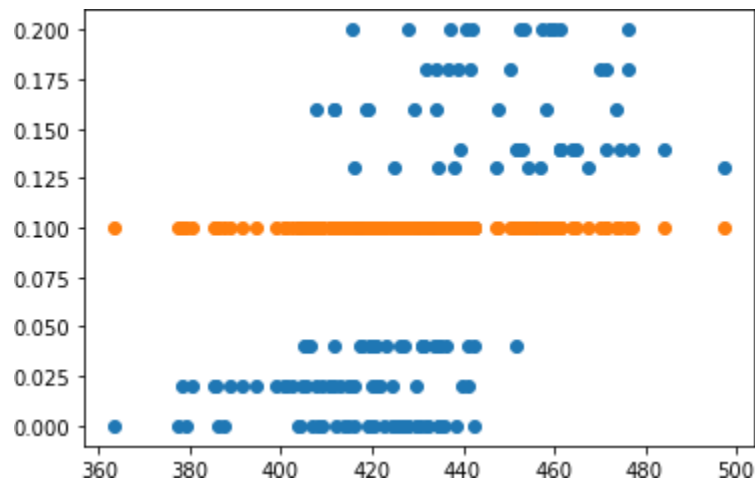


Figura 5.171: Super Vector Machine

Classificatori

Naive Bayes

Rispetto agli altri classificatori individua più nettamente le categorie di usura 1, 2 e 4 dando una classificazione più stabile se ci sono oscillazioni nella misura della potenza spesa dal mandrino. Nella figura 5.172 sull'asse x c'è la potenza, in y il livello di usura, i punti blu sono i dati reali e i punti arancioni sono i dati previsti dal modello Naive Bayes:

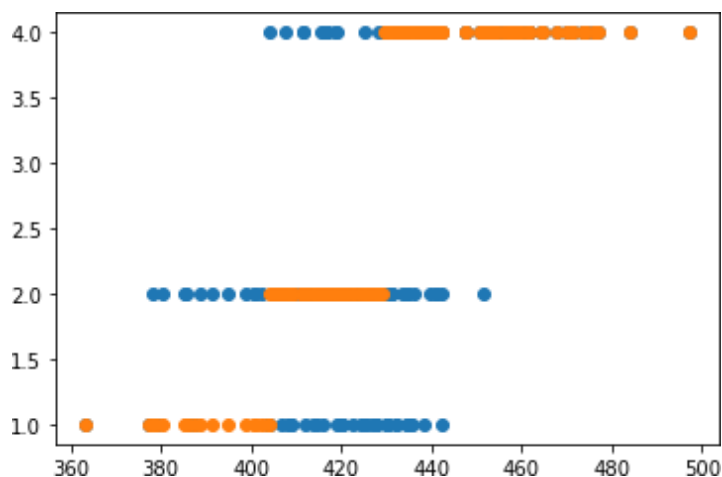
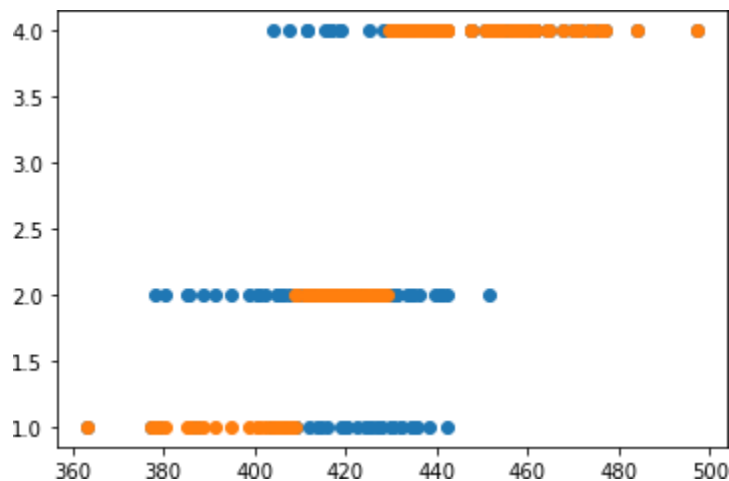


Figura 5.172: Naive Bayes

Support Vector Machine (classificatore)

Similmente a Naive Bayes il Super Vector Machine è resiliente a oscillazioni nella misura della potenza spesa dal mandrino. Nella figura 5.173 sull'asse x c'è la potenza, in y il livello di usura, i punti blu sono i dati reali e i punti arancioni sono i dati previsti dal modello SVM

*Figura 5.173: Super Vector Machine*

K-Nearest Neighbour (classificatore) e Decision tree (classificatore)

I modelli risultano troppo suscettibili (overfitted) e nelle zone di incertezza (ad esempio 410-440 kW) non danno una classificazione stabile dei punti, continuando ad alternare le varie classi di usura. Questi modelli probabilmente avranno una precisione maggiore dei Naive Bayes e SVM ma falliscono nel dare previsioni utili all'operatore, che vedrebbe continuamente cambiare la classe di usura. Nella figura 5.174 sull'asse x c'è la potenza, in y il livello di usura, i punti blu sono i dati reali e i punti arancioni sono i dati previsti dal modello KNN, che nelle zone di incertezza continuano ad alternarsi tra le varie classi di usura

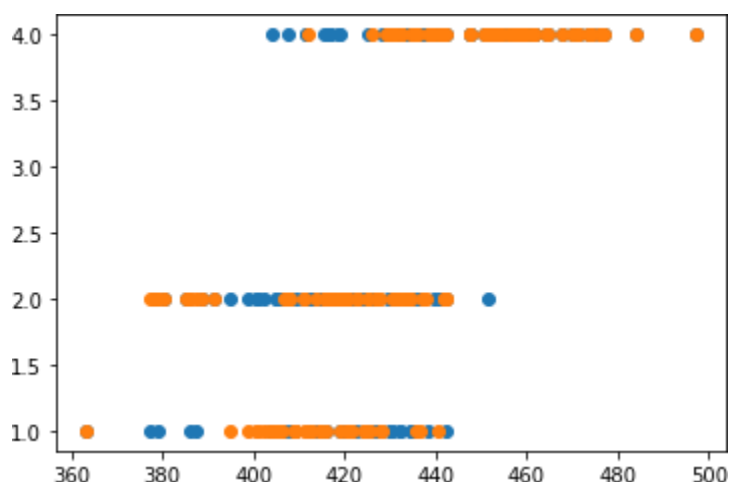


Figura 5.174: K-Nearest Neighbour

Nella figura 5.175 invece viene rappresentata la previsione del modello decision tree

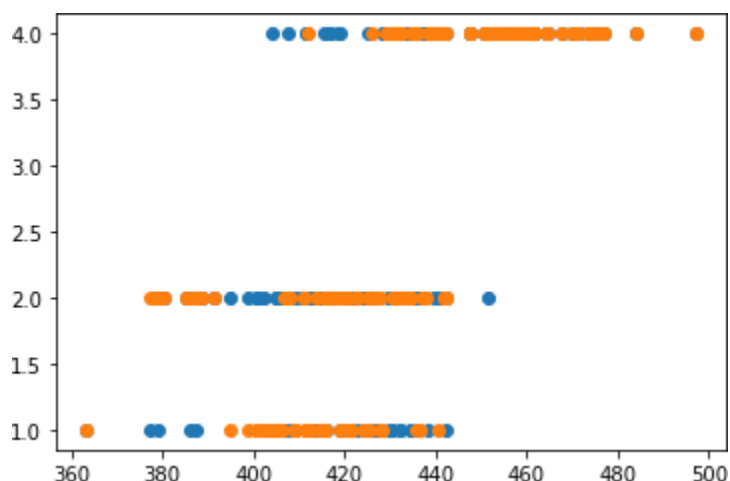


Figura 5.175: decision tree

Concludendo i modelli testati non hanno avuto l'accuratezza di prevedere il fenomeno dell'usura utensile. Sono stati analizzati così altri algoritmi e le ricerche hanno portato a sceglierne due: Random Forest e il Percettrone multistrato (MLP).

Random Forest è un meta estimatore che adatta una serie di classificatori dell'albero decisionale su vari sottocampioni del set di dati e utilizza la media per migliorare l'accuratezza predittiva e controllare l'adattamento eccessivo. La dimensione del sottocampione è controllata con il parametro `max_samples` se `bootstrap=True`

(predefinito), altrimenti viene utilizzato l'intero set di dati per costruire ciascun albero. I parametri sono:

- `n_estimators` int, default=100 che sono il numero di alberi nella foresta;
- `criterion` {"gini", "entropy"}, default="gini" che è la funzione per misurare la qualità di una divisione. I criteri supportati sono "gini" per l'impurità Gini e "entropy" per il guadagno di informazioni. Nota: questo parametro è specifico dell'albero;
- `max_depth` int, default=None che è la profondità massima dell'albero. Se None, i nodi vengono espansi finché tutte le foglie non sono pure o finché tutte le foglie non contengono meno di `min_samples_split` campioni;
- `min_samples_split` int or float, default=2 che è il numero minimo di campioni richiesti per dividere un nodo interno;
- `min_samples_leaf` int or float, default=1 che è il numero minimo di campioni richiesti per trovarsi in un nodo foglia. Un punto di divisione a qualsiasi profondità verrà considerato solo se lascia almeno campioni di addestramento `min_samples_leaf` in ciascuno dei rami sinistro e destro. Ciò potrebbe avere l'effetto di livellare il modello, soprattutto nella regressione;
- `min_weight_fraction_leaf` float, default=0.0 che è la frazione ponderata minima della somma totale dei pesi (di tutti i campioni di input) richiesta per trovarsi in un nodo foglia. I campioni hanno lo stesso peso quando non viene fornito `sample_weight`;
- `max_features` {"auto", "sqrt", "log2"}, int or float, default="auto" che è il numero di caratteristiche da considerare quando si cerca la suddivisione migliore;
- `max_leaf_nodes` int, default=None che coltiva alberi con `max_leaf_nodes` nel modo migliore. I nodi migliori sono definiti come riduzione relativa dell'impurezza;
- `min_impurity_decrease` float, default=0.0 dove un nodo verrà diviso se questa divisione induce una diminuzione dell'impurezza maggiore o uguale a questo valore;
- `bootstrap` bool, default=True se i campioni bootstrap vengono utilizzati durante la creazione di alberi. Se False, per costruire ciascun albero viene utilizzato l'intero set di dati;
- `oob_score` bool, default=False se si utilizzano campioni out-of-bag per stimare il punteggio di generalizzazione;

- `n_jobs`int, default=None che il numero di lavori da eseguire in parallelo;
- `random_state`int, RandomState instance or None, default=None Controlla sia la casualità del bootstrap dei campioni utilizzati durante la costruzione degli alberi (se `bootstrap=True`) sia il campionamento delle funzionalità da considerare quando si cerca la migliore suddivisione in ciascun nodo (se `max_features < n_features`);
- `verbose`int, default=0 Controlla la verbosità durante l'adattamento e la previsione;
- `warm_start`bool, default=False Se impostato su True, riutilizza la soluzione della chiamata precedente per adattarla e aggiungere più stimatori all'insieme, altrimenti adatta semplicemente una foresta completamente nuova;
- `class_weight` {"balanced", "balanced_subsample"}, dict or list of dicts, default=None che sono i pesi associati alle classi nel formato {class_label: peso}. Se non indicato, si suppone che tutte le classi abbiano peso uno;
- `ccp_alpha`non-negative float, default=0.0 che è il parametro di complessità utilizzato per l'eliminazione della complessità del costo minimo. Verrà scelto il sottoalbero con la maggiore complessità di costo che è inferiore a `ccp_alpha`;
- `max_samples`int or float, default=None se `bootstrap` è True, il numero di campioni da trarre da X per addestrare ogni stimatore di base.

La Neural Network utilizzata è il Percettrone multistrato (MLP) che è un algoritmo di apprendimento supervisionato che apprende una funzione eseguendo il training su un set di dati. Il set di dati è il numero di dimensioni per l'input ed è il numero di dimensioni per l'output. Dato un insieme di caratteristiche e un target, può apprendere un approssimatore di funzione non lineare per la classificazione o la regressione. È diverso dalla regressione logistica, in quanto tra il livello di input e quello di output, possono esserci uno o più livelli non lineari, denominati livelli nascosti. La Figura 5.176 mostra un MLP a un livello nascosto con prodotto scalare.

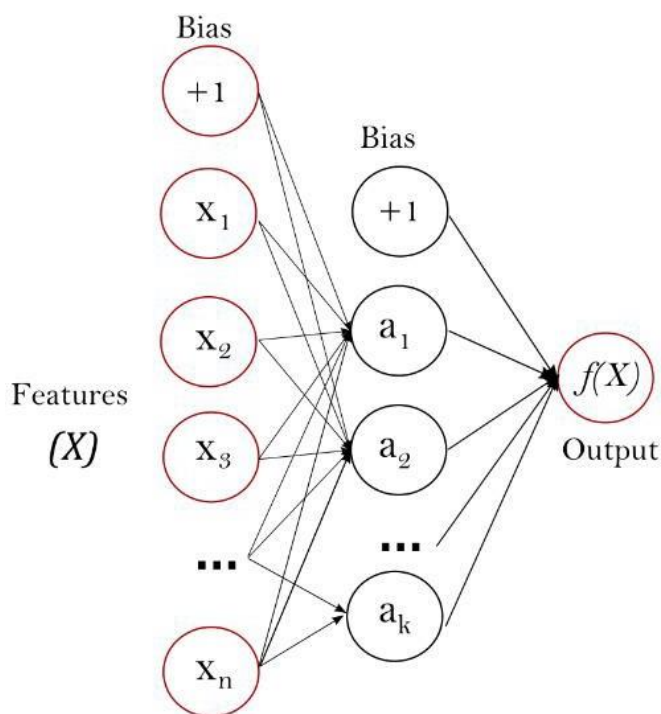


Figura 5.176: Rete neurale MLP

Il livello più a sinistra, noto come livello di input, è costituito da un insieme di neuroni che rappresentano le caratteristiche di input. Ogni neurone nel livello nascosto trasforma i valori del livello precedente con una sommatoria lineare ponderata, seguita da una funzione di attivazione non lineare, come la funzione tan iperbolica. Il layer di output riceve i valori dall'ultimo livello nascosto e li trasforma in valori di output.

I vantaggi di MLP multistrato sono:

- capacità di apprendere modelli non lineari;
- capacità di apprendere modelli in tempo reale (apprendimento on-line);

Gli svantaggi di MPL sono:

- accuratezza non appropriata in fase di validazione della predizione perché la MLP con livelli nascosti ha una funzione di perdita non convessa dove esiste più di un minimo locale. Questo può portare a pesi casuali diversi con perdita di precisione dell'algoritmo;

- richiesta di ottimizzazione di una serie di iperparametri, come il numero di neuroni, gli strati e le iterazioni nascoste;
- sensibilità al ridimensionamento delle funzionalità.

Come detto in precedenza gli algoritmi utilizzati non hanno dato esito sperato sulla predizione dell'usura utensile. Infatti riassumendo si ha che:

- il regressore K-Nearest Neighbour mostra una dispersione di punti troppo ampia. Il modello mostra correttamente che riconosce una crescita della VB al crescere della potenza spesa dal mandrino
- il regressore Decision tree mostra una dispersione di punti ampia rispetto al K/Nearest Neighbour. Questo regressore è quindi maggiormente in overfitted. Il modello è molto fedele ai vari punti di training e mostra che riconosce una crescita della VB al crescere della potenza spesa dal mandrino
- il regressore Super Vector Machine non descrive bene i dati. La dispersione dei punti non rappresenta l'usura utensile studiata nell'esperimento di foratura
- il classificatore Naive Bayes individua più nettamente le categorie di usura 1, 2 e 4 dando una classificazione più stabile se ci sono oscillazioni nella misura della potenza spesa dal mandrino
- il classificatore Super Vector Machine è resiliente a oscillazioni nella misura della potenza spesa dal mandrino
- i classificatori K-Nearest Neighbour e Decision tree risultano troppo suscettibili (overfitted) e nelle zone di incertezza (ad esempio 410-440 kW) non danno una classificazione stabile dei punti, continuando ad alternare le varie classi di usura. Questi modelli probabilmente avranno una precisione maggiore dei Naive Bayes e SVM ma falliscono nel dare previsioni utili all'operatore, che vedrebbe continuamente cambiare la classe di usura

Per i risultati scadenti ottenuti con i primi regressori e classificatori sopra citati, sono stati analizzati i due classificatori Random Forest e Neural Network MLP. I risultati

del primo esperimento online hanno mostrato la loro validità per i dati utilizzati. Il primo test, descritto nel prossimo capitolo, sulla misura online della predizione dell'usura utensile indica i primi risultati con questi due nuovi algoritmi. Essendo così promettenti si è deciso di continuare. La descrizione dei risultati, degli errori e dei tentativi di miglioramento della predizione dell'usura utensile avverrà nel prossimo capitolo.

CAPITOLO 6

Risultati esperimento

Nel capitolo precedente sono stati affrontati gli aspetti tecnici per la definizione degli esperimenti che sono stati eseguiti per lo sviluppo di un sistema di monitoraggio dell'usura utensile in Cembre S.p.A.

Nel dettaglio sono stati definiti:

- la macchina utensile sulla quale svolgere le prove, in questo caso si parla di un centro di lavoro verticale a 5 assi. Il nome della macchina è Robodrill;
- l'utensile utilizzato cioè una punta diametro 8,03 millimetri. È stata fatta l'analisi di Pareto per individuare quanto il suo costo abbia influenza sui costi totali di produzione;
- l'architettura HW-SW per la raccolta dati, il loro salvataggio, il loro processamento, l'estrazione delle feature e la previsione tramite il machine learning;
- il tipo di sensori utilizzati cioè l'accelerometro e il sensore di emissione acustica e il tipo di dati da estrarre direttamente dal controllo numerico della macchina utensile cioè la coppia e la potenza;
- la tipologia di feature da estrarre dai dati grezzi. Dai segnali di potenza e coppia la durata plateau, la media plateau e la deviazione standard plateau; dai segnali di accelerazione x, y, z e dal sensore di emissione acustica il baricentro della frequenza pesata sulla potenza della trasformata di Fourier del segnale, la frequenza di picco (frequenza a cui la potenza è massima), la potenza di picco nella trasformata di Fourier e per le bande di frequenza 2500-4000Hz, 5500-7000Hz, 8500-10000Hz la frequenza di picco, la potenza di picco e la potenza totale in banda
- le tipologie di reti neurali utilizzate cioè il Random Forest e l'MPL;

- le misurazioni off-line tramite un microscopio SMART SCOPE in grado di valutare l'evoluzione dell'usura sulla base della larghezza del labbro presente sul fianco (VB);
- le misurazioni on-line della previsione dell'usura utensile confrontando i risultati delle reti neurali con il wear level dell'usura VB.

6.1 Misura offline

Le misure off-line come detto in precedenza vengono effettuate attraverso lo SMART SCOPE ZIP LITE 300. Le misure vengono prese ogni 100 fori effettuati. Si deve fermare la macchina, estrarre l'utensile ed effettuare la misura. La misura deve essere inserita come l'immagine dell'usura nel Pannello Operatore. Sono state effettuate 12 prove utensile per verificare l'evoluzione dell'usura utensile nel tempo. Ogni misura offline è stata eseguita sulla punta diametro 8,03 millimetri, sulla macchina Robodrill con i parametri di taglio della tabella 6.1.

PARAMETRI DI TAGLIO		
PARAMETRI	UNITA' DI MISURA	MISURA
NUMERO DI GIRI (S)	rpm	1200
AVANZAMENTO (F)	mm/min	70
VELOCITA' DI TAGLIO (Vc)	mm/min	30
DIAMETRO DI TAGLIO (Dc)	mm	8,03
LUNGHEZZA PRESETTING	mm	143
DUREZZA PEZZO IN LAVORO	HRC	36
LUBROREFRIGERANTE		lubrorefrigerante con concentrazione al 6%.

Tabella 6.1: parametri di taglio

Le 12 prove sono state effettuate per verificare l'accuratezza degli algoritmi e per migliorare continuamente la predizione dell'usura utensile. Un esempio di misura si vede dalla tabella 6.2 dove ogni 100 fori viene effettuata la misura con la sua immagine.

	TOOL WEAR VB		
	NUMERO DI FORI	UNITA' DI MISURA	VB
1	100	mm	0,04
2	200	mm	0,06
3	300	mm	0,08
4	400	mm	0,09
5	500	mm	0,095
6	600	mm	0,1
7	700	mm	0,11
8	800	mm	0,12
9	900	mm	0,13
10	1000	mm	0,15
11	1080	mm	0,17
12	1120	mm	0,185

Tabella 6.2: misura dell'usura ogni 100 fori

Le immagini della misura dell'usura sono nelle figure 6.1-6.2-6.3-6.4-6.5-6.6-6.7-6.8-6.9-6.10-6.11-6.12

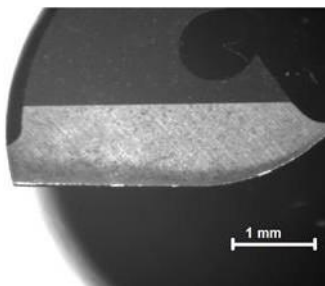


Figura 6.1: 100 fori

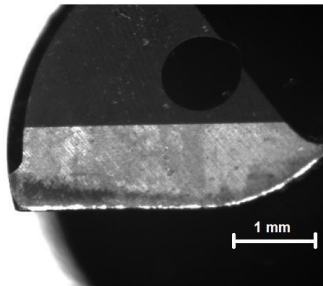


Figura 6.2: 200 fori

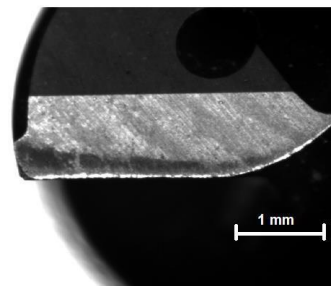


Figura 6.3: 300 fori

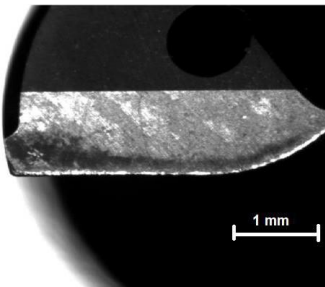


Figura 6.4: 400 fori

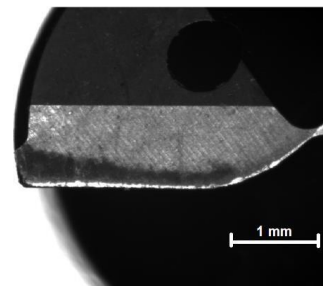


Figura 6.5: 500 fori

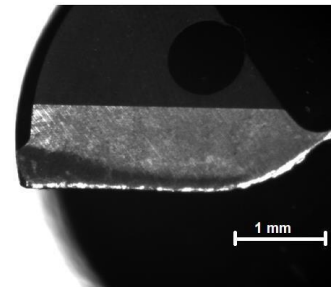


Figura 6.6: 600 fori

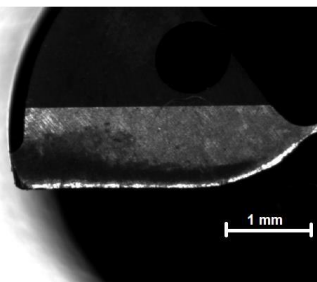


Figura 6.7: 700 fori

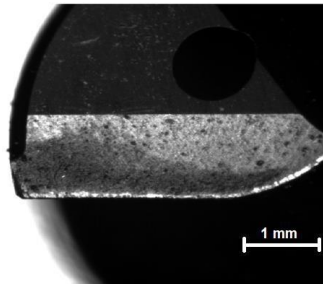


Figura 6.8: 800 fori

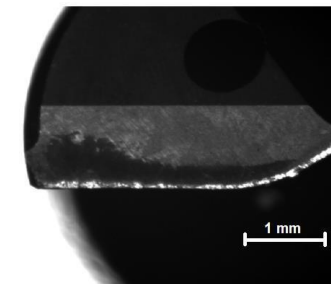
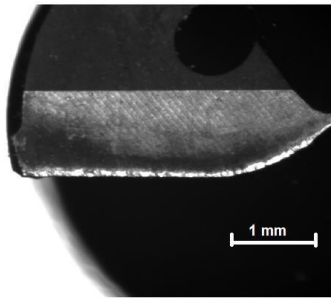
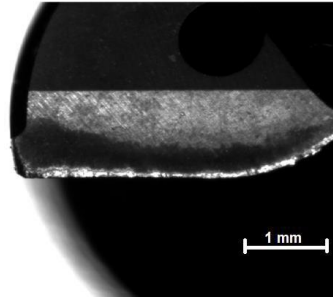
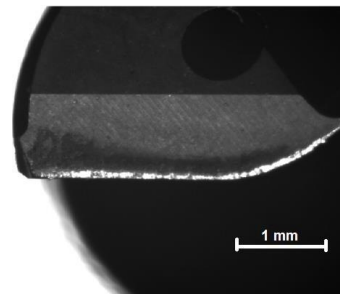


Figura 6.9: 900 fori

*Figura 6.10:* 1000 fori*Figura 6.11:* 1080 fori*Figura 6.12:* 1120 fori

Le altre prove sono molto simili al test indicato sopra. Per questo motivo è più importante dedicare più spazio a tutte le misure online per verificare i problemi intercorsi e le soluzioni migliori per ottenere la predizione dell'usura utensile.

6.2 Misura online

Nei paragrafi che seguono verranno descritti i test della misura online. Il data set come indicato nel capitolo precedente è rappresentato dai dati di potenza, coppia, accelerazione nelle direzioni x, y, z e il suono. La percentuale di suddivisione tra i dati di training e i dati di validation può variare a seconda del contesto, del dataset e delle esigenze specifiche del problema, ma esistono delle pratiche comuni ampiamente adottate. Le suddivisioni tipiche sono principalmente due:

- 80% training e 20% validation: Questa è una delle suddivisioni più comuni. Il modello viene addestrato con l'80% dei dati e poi valutato sul restante 20% che viene utilizzato come validation set
- 70% training e 30% validation: In alcuni casi, si utilizza una quantità maggiore di dati per la validazione, specialmente quando si ha un dataset più grande, per garantire una valutazione più robusta.

Nei test si è utilizzato per entrambi gli algoritmi l'80% di dati per il training e il 20% per la validation set con accorgimenti vari descritti negli specifici test di misura online che seguono.

6.2.1 Primo test misura online

Il lavoro di analisi dati è stato svolto al fine di ottenere un classificatore binario. In particolare, il dataset è stato ricavato dai dati raccolti dai tre esperimenti completi al momento dell'analisi (quelli con ID_Tool 2, 3 e 4), per un totale di 1813 misure per 60 feature. Tale dataset è stato diviso in due gruppi: un training set di 1450 e un test set di 363 misure rispettivamente. Le label usate per il training e lo scoring dei modelli sono state calcolate a partire dai 36 record salvati nella tabella AdvancedToolCheck.

6.2.1.1 Generazione Labels

Prima di effettuare la suddivisione tra training set e dataset, ad ogni misura sono state associate due label, la VB e il wear Level (livello di usura intero da 1 a 5). Per calcolare queste labels, a partire dai dati inseriti manualmente nella tabella AdvancedToolCheck, è stata seguita la seguente procedura:

- i dati sono stati suddivisi sulla base di ID_Tool (identificativo del seriale dell'utensile in uso), in modo che ogni gruppo rappresentasse un esperimento;
- il gruppo è stato ordinato per timestamp;
- alla prima misura del gruppo sono state assegnate le labels 0 e 1 per la VB e il Wear Level (dato dall'assunzione che la punta sia nuova all'inizio dell'esperimento);
- all'ultima misura del gruppo sono state assegnate le labels 0.2 e 5 per la VB e il Wear Level (dato dall'assunzione che la punta sia completamente usurata alla fine dell'esperimento);
- per calcolare le restanti labels è stata fatta un'interpolazione lineare usando le labels iniziali e finali e le labels riportate in AdvancedToolCheck per quella specifica punta;
- la label Wear Level è stata arrotondata all'intero più vicino, in modo da assumere sempre una tra le classi presenti (1, 2, 3, 4 o 5).
- analizzando i dati raccolti nella tabella AdvancedToolCheck abbiamo riscontrato come non sempre i dati di VB e wear Level fossero consistenti tra loro (ad

esempio per una misurazione con VB 0.13 è stato assegnato un wear Level di 4, mentre per VB 0.12 e 0.135 è stato assegnato un wear Level di 3).

La figura 6.13 mostra la classificazione delle misure di VB attraverso il wear level. Oltre al wear level e alle misure VB sono salvati il numero di fori, l'ID utensile, l'immagine dell'usura VB e il tempo di quando viene effettuata la misura.

	ID	deleted	ID_Tool	ID_User	checkTimestamp	VB	notes	documentationFolder	resultTimestamp	wearLevel	numberOfDrills
1	34	0	5	0	2022-03-25 13:44:18.000	0		D:\immagine\20220301000_PU0020-4	2022-03-25 13:44:22.597	1	1
2	35	0	5	0	2022-03-25 15:55:34.877	0.008		D:\immagine\202203011001_PU0020-4	2022-03-25 15:55:39.290	1	15
3	2	1	2	0	2022-02-11 08:06:14.260	0.02	PRIMA FOTO: UTENSILE POCO USURATO. INFATTI LA VB...		2022-02-11 08:08:03.913	1	170
4	3	0	2	0	2022-02-11 09:16:38.867	0.02		D:\immagine\202202110900_PU0020-1	2022-02-11 09:27:08.297	1	170
5	12	0	3	0	2022-02-25 16:20:18.317	0.02		D:\immagine\202202251000_PU0020-2	2022-02-25 16:20:24.033	1	100
6	36	0	5	0	2022-03-28 09:38:25.960	0.025		D:\immagine\20220301000_PU0020-4	2022-03-28 09:38:31.883	1	81
7	21	0	4	0	2022-03-16 08:10:14.293	0.03			2022-03-16 08:10:23.367	1	112
8	13	0	3	0	2022-02-28 15:10:36.220	0.03		D:\immagine\202202281000_PU0020-1	2022-02-28 15:10:41.953	1	150
9	37	0	5	0	2022-03-29 08:42:36.743	0.035		D:\immagine\20220301000_PU0020-4	2022-03-29 08:42:32.270	1	182
10	22	0	4	0	2022-03-17 08:04:44.857	0.04		D:\immagine\202217031000_PU0020-3	2022-03-17 08:05:10.960	1	150
11	4	0	2	0	2022-02-16 08:16:35.057	0.04	l'usura media è 0,04 millimetri. In diversi punti è più alta e in div...		2022-02-16 08:16:42.667	1	392
12	14	0	3	0	2022-03-01 14:16:41.150	0.045		D:\immagine\20220301_PU0020-1	2022-03-01 14:16:46.323	1	300
13	15	0	3	0	2022-03-02 11:07:13.960	0.05		D:\immagine\202203021000_PU0020-1	2022-03-02 11:07:17.967	1	396
14	23	0	4	0	2022-03-18 08:03:05.720	0.065		D:\immagine\202218031000_PU0020-3	2022-03-18 08:03:10.013	1	354
15	24	0	4	0	2022-03-18 12:36:04.897	0.075		D:\immagine\202218031001_PU0020-3	2022-03-18 12:36:09.670	1	408
16	25	0	4	0	2022-03-18 16:37:31.800	0.083		D:\immagine\202218031002_PU0020-3	2022-03-18 16:37:35.730	1	454
17	16	0	3	0	2022-03-04 09:53:03.630	0.09		D:\immagine\202204030955_PU0020-2	2022-03-04 09:53:13.740	1	554
18	5	0	2	0	2022-02-17 09:40:47.643	0.1		D:\immagine\202202171000_PU0020-1	2022-02-17 09:40:53.787	1	574
19	26	0	4	0	2022-03-21 08:55:19.610	0.1		D:\immagine\20221031000_PU0020-3	2022-03-21 08:55:26.200	1	530
20	27	0	4	0	2022-03-21 14:36:35.783	0.11		D:\immagine\20221031001_PU0020-3	2022-03-21 14:36:40.347	1	600
21	17	0	3	0	2022-03-08 09:55:02.187	0.12		Y:\Munero\202206031000_FU0020-2	2022-03-08 09:55:05.657	1	730
22	6	0	2	0	2022-02-18 09:51:55.663	0.13		D:\immagine\202202181000_PU0020-1	2022-02-18 09:52:01.157	1	710
23	28	0	4	0	2022-03-22 07:51:56.297	0.135		D:\immagine\20220301000_PU0020-3	2022-03-22 07:52:00.940	1	720
24	7	0	2	0	2022-02-21 09:05:29.680	0.14		D:\immagine\202202211000_PU0020-1	2022-02-21 09:05:35.093	1	790
25	18	0	3	0	2022-03-09 07:53:35.927	0.14		D:\immagine\20220301000_PU0020-2	2022-03-09 07:54:02.247	1	820
26	29	0	4	0	2022-03-22 14:09:27.897	0.15		D:\immagine\20220301001_PU0020-3	2022-03-22 14:09:32.217	1	808
27	19	0	3	0	2022-03-10 08:12:34.267	0.16		D:\immagine\202210031000_PU0020-2	2022-03-10 08:12:38.867	1	900
28	8	0	2	0	2022-02-22 07:42:21.133	0.16		D:\immagine\202202221000_PU0020-1	2022-02-22 07:42:31.053	1	898
29	30	0	4	0	2022-03-23 08:00:59.527	0.165		D:\immagine\20220301000_PU0020-3	2022-03-23 08:01:04.177	1	880
30	31	0	4	0	2022-03-24 08:06:57.393	0.18		D:\immagine\202204031000_PU0020-3	2022-03-24 08:07:01.993	2	900
31	9	0	2	0	2022-02-22 16:41:53.413	0.18		D:\immagine\202202221001_PU0020-1	2022-02-22 16:41:57.920	2	970
32	32	0	4	0	2022-03-25 07:49:54.927	0.195		D:\immagine\20220301000_PU0020-3	2022-03-25 07:49:59.077	2	1080
33	33	0	4	0	2022-03-25 11:37:03.260	0.2		D:\immagine\20220301001_PU0020-3	2022-03-25 11:37:08.187	2	1098
34	10	0	2	0	2022-02-23 16:52:42.570	0.2		D:\immagine\202202231000_PU0020-1	2022-02-23 16:52:47.697	2	1070
35	11	0	2	0	2022-02-24 08:48:43.523	0.2		D:\immagine\202202241000_PU0020-1	2022-02-24 08:48:48.197	2	1170

Figura 6.13: wear level

Date le poche misurazioni disponibili e il rumore intrinseco dei dati, abbiamo optato per la riduzione delle due labels a una label di tipo binario (0 = non usurato/ 1 = usurato) e quindi ad un problema di classificazione binario. Per la definizione di una label binaria, sono stati provati due approcci:

1. usare la VB e assegnare la label usurato a tutte le misure con $VB \geq 0.1$;
2. usare il wear Level e assegnare la label usurato a tutte le misure con wear Level ≥ 4 .

6.2.1.2 Risultati

I due modelli di classificazione il RandomForest e la NeuralNetwork (RandomForestClassifier e MLPClassifier della libreria sklearn di Python) hanno dato risultati molto promettenti. Per questo motivo si è intensificata la ricerca su di essi in tutti gli esperimenti successivi. Inoltre, è emerso che l'utilizzo di uno Scaler (in questo

caso uno StandardScaler addestrato solo sui dati di training) è utile per migliorare la precisione dei modelli, specialmente per quanto riguarda la rete neurale.

Per ognuno dei due modelli è stato eseguito un grid search con l'applicazione di diverse combinazioni di parametri. Ogni combinazione è stata poi valutata usando la tecnica di cross-validation con KFold (con $k = 5$) e utilizzando l'accuratezza (accuracy) come misura di ottimizzazione.

Per ogni modello e per ogni combinazione di parametri sono stati calcolati:

- il valore medio dell'accuracy, calcolato sui 5 fold del training set;
- la deviazione standard dell'accuracy, calcolato sui 5 fold del training set;
- l'accuracy ottenuta sulle previsioni effettuate sul test set;
- la precisione (precision) ottenuta sulle previsioni effettuate sul test set;
- la sensibilità (recall) ottenuta sulla previsione effettuate sul test set;
- le combinazioni di parametri utilizzata per quello specifico training del modello.

Tutti le combinazioni di parametri della Random Forest sono indicati nella tabella 6.3 e i risultati nella tabella 6.4

Combinazione parametri Random Forest	
1	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
2	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
3	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
4	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
5	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
6	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
7	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
8	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
9	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
10	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
11	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
12	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
13	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
14	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
15	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
16	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
17	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
18	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
19	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
20	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}

[illegible]

[illegible]

111	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
112	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 100, 'random_state': 42}
113	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
114	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
115	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
116	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 100, 'random_state': 42}
117	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
118	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
119	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
120	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
121	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
122	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
123	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
124	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
125	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
126	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
127	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
128	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}

Tabella 6.3: combinazioni parametri Random Forest

Colonna1	mean accuracy2	std accuracy	accuracy test	precision test	recall test
1	0.89	0.017	0.91	0.92	0.9
2	0.889	0.017	0.9	0.92	0.9
3	0.889	0.016	0.9	0.92	0.9
4	0.889	0.016	0.9	0.92	0.9
5	0.889	0.016	0.91	0.92	0.9
6	0.889	0.021	0.9	0.92	0.88
7	0.889	0.019	0.9	0.92	0.89
8	0.889	0.019	0.9	0.92	0.89
9	0.889	0.017	0.91	0.92	0.9
10	0.889	0.016	0.9	0.92	0.9
11	0.889	0.016	0.9	0.92	0.9
12	0.889	0.021	0.9	0.92	0.88
13	0.889	0.019	0.9	0.92	0.89
14	0.889	0.019	0.9	0.92	0.89
15	0.888	0.02	0.9	0.92	0.89
16	0.888	0.018	0.9	0.92	0.89
17	0.888	0.021	0.9	0.92	0.89
18	0.888	0.021	0.9	0.92	0.89
19	0.887	0.017	0.9	0.92	0.89
20	0.887	0.021	0.9	0.92	0.89
21	0.886	0.017	0.9	0.92	0.89
22	0.886	0.016	0.89	0.91	0.89
23	0.886	0.018	0.9	0.92	0.89
24	0.886	0.018	0.9	0.92	0.9

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

25	0.886	0.022	0.89	0.9	0.88
26	0.886	0.02	0.9	0.92	0.89
27	0.886	0.018	0.9	0.92	0.9
28	0.886	0.022	0.89	0.9	0.88
29	0.885	0.021	0.91	0.92	0.9
30	0.885	0.019	0.9	0.92	0.9
31	0.885	0.019	0.9	0.92	0.89
32	0.885	0.019	0.9	0.93	0.89
33	0.885	0.02	0.89	0.92	0.87
34	0.885	0.019	0.9	0.92	0.89
35	0.885	0.02	0.9	0.92	0.89
36	0.885	0.024	0.89	0.92	0.88
37	0.885	0.021	0.9	0.92	0.9
38	0.885	0.018	0.89	0.91	0.88
39	0.885	0.02	0.89	0.91	0.88
40	0.885	0.022	0.9	0.91	0.91
41	0.885	0.024	0.9	0.92	0.89
42	0.885	0.024	0.89	0.92	0.88
43	0.885	0.021	0.91	0.92	0.9
44	0.885	0.018	0.89	0.91	0.88
45	0.885	0.02	0.89	0.91	0.88
46	0.885	0.024	0.9	0.92	0.89
47	0.885	0.022	0.9	0.91	0.91
48	0.885	0.023	0.9	0.92	0.89
49	0.884	0.018	0.9	0.92	0.89
50	0.884	0.024	0.9	0.92	0.89
51	0.884	0.019	0.89	0.91	0.88
52	0.883	0.021	0.89	0.91	0.87
53	0.883	0.02	0.89	0.91	0.88
54	0.883	0.021	0.89	0.92	0.87
55	0.882	0.021	0.89	0.92	0.88
56	0.882	0.021	0.89	0.92	0.88
57	0.881	0.019	0.89	0.92	0.88
58	0.881	0.021	0.89	0.92	0.88
59	0.881	0.02	0.89	0.9	0.88
60	0.881	0.016	0.89	0.9	0.88
61	0.881	0.022	0.89	0.92	0.88
62	0.881	0.022	0.89	0.92	0.88
63	0.881	0.02	0.89	0.92	0.87
64	0.881	0.022	0.89	0.92	0.88
65	0.88	0.023	0.89	0.92	0.88
66	0.879	0.024	0.9	0.92	0.9
67	0.879	0.021	0.89	0.91	0.88
68	0.879	0.023	0.89	0.92	0.88
69	0.879	0.023	0.89	0.92	0.88

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

70	0.873	0.029	0.9	0.91	0.89
71	0.872	0.024	0.89	0.92	0.88
72	0.872	0.024	0.89	0.92	0.88
73	0.859	0.021	0.86	0.9	0.84
74	0.858	0.02	0.86	0.9	0.84
75	0.857	0.024	0.86	0.9	0.84
76	0.857	0.021	0.86	0.89	0.84
77	0.857	0.024	0.86	0.9	0.84
78	0.856	0.025	0.86	0.89	0.84
79	0.855	0.026	0.86	0.89	0.84
80	0.855	0.027	0.86	0.89	0.84
81	0.855	0.026	0.86	0.9	0.84
82	0.854	0.025	0.86	0.89	0.84
83	0.854	0.026	0.86	0.89	0.84
84	0.854	0.025	0.86	0.89	0.83
85	0.853	0.027	0.86	0.89	0.85
86	0.853	0.025	0.86	0.89	0.84
87	0.853	0.025	0.86	0.89	0.84
88	0.853	0.027	0.86	0.89	0.84
89	0.853	0.026	0.86	0.89	0.84
90	0.852	0.026	0.86	0.88	0.85
91	0.852	0.024	0.86	0.89	0.84
92	0.852	0.026	0.86	0.89	0.84
93	0.85	0.026	0.86	0.89	0.85
94	0.85	0.027	0.86	0.89	0.84
95	0.848	0.027	0.86	0.89	0.85
96	0.847	0.032	0.85	0.88	0.84
97	0.827	0.04	0.83	0.87	0.8
98	0.826	0.034	0.83	0.87	0.8
99	0.826	0.034	0.83	0.87	0.8
100	0.826	0.034	0.83	0.87	0.8
101	0.825	0.038	0.83	0.88	0.79
102	0.825	0.034	0.83	0.88	0.79
103	0.825	0.034	0.83	0.88	0.79
104	0.825	0.037	0.82	0.87	0.78
105	0.825	0.038	0.83	0.88	0.79
106	0.825	0.034	0.83	0.88	0.79
107	0.825	0.034	0.83	0.88	0.79
108	0.825	0.037	0.82	0.87	0.78
109	0.825	0.038	0.83	0.88	0.79
110	0.825	0.034	0.83	0.88	0.79
111	0.825	0.034	0.83	0.88	0.79
112	0.825	0.037	0.82	0.87	0.78
113	0.823	0.035	0.83	0.87	0.8
114	0.821	0.035	0.83	0.88	0.79

115	0.82	0.038	0.83	0.88	0.79
116	0.82	0.041	0.82	0.87	0.78
117	0.815	0.032	0.82	0.87	0.78
118	0.815	0.034	0.83	0.88	0.78
119	0.815	0.032	0.83	0.88	0.79
120	0.815	0.033	0.82	0.87	0.79
121	0.815	0.034	0.83	0.88	0.78
122	0.815	0.032	0.83	0.88	0.79
123	0.815	0.033	0.82	0.87	0.79
124	0.815	0.034	0.83	0.88	0.78
125	0.815	0.032	0.83	0.88	0.79
126	0.815	0.033	0.82	0.87	0.79
127	0.813	0.032	0.82	0.88	0.78
128	0.813	0.035	0.82	0.87	0.79

Tabella 6.4: risultati Random Forest ottenuti con le combinazioni di parametri della tabella 6.3. La riga 1 della tabella corrisponde alla combinazione di parametri della riga 1 della tabella 6.3 e di conseguenza tutte le altre righe.

Tutti le combinazioni di parametri della Neural Network sono indicati nella tabella 6.5 e i risultati nella tabella 6.6

Combinazione parametri Neural Network	
1	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
2	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
3	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
4	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
5	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
6	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
7	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
8	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
9	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
10	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
11	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
12	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
13	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
14	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
15	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
16	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.0001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

545	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': 100, 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
546	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
547	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
548	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
549	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
550	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
551	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 100), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
552	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
553	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
554	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
555	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
556	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
557	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
558	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': 100, 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
559	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': 100, 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
560	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': 100, 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}

Tabella 6.5: combinazioni parametri Neural Network

dati	mean accuracy2	std accuracy	accuracy test	precision test	recall test
1	0.823	0.019	0.81	0.85	0.8
2	0.823	0.019	0.81	0.85	0.8
3	0.823	0.019	0.81	0.85	0.8
4	0.82	0.024	0.81	0.81	0.84
5	0.82	0.024	0.81	0.81	0.84
6	0.82	0.024	0.81	0.81	0.84
7	0.819	0.024	0.81	0.85	0.77
8	0.819	0.024	0.81	0.85	0.77
9	0.819	0.024	0.81	0.85	0.77
10	0.819	0.029	0.79	0.76	0.87
11	0.819	0.029	0.79	0.76	0.87
12	0.819	0.029	0.79	0.76	0.87
13	0.818	0.022	0.81	0.86	0.78
14	0.818	0.022	0.81	0.86	0.78
15	0.818	0.022	0.81	0.86	0.78
16	0.817	0.023	0.81	0.86	0.78
17	0.817	0.023	0.81	0.86	0.78

18	0.817	0.023	0.81	0.86	0.78
19	0.817	0.029	0.8	0.86	0.76
20	0.817	0.029	0.8	0.86	0.76
21	0.817	0.029	0.8	0.86	0.76
22	0.817	0.031	0.81	0.86	0.77
23	0.817	0.031	0.81	0.86	0.77
24	0.817	0.031	0.81	0.86	0.77
25	0.815	0.025	0.81	0.83	0.82
26	0.815	0.025	0.81	0.83	0.82
27	0.815	0.025	0.81	0.83	0.82
28	0.815	0.034	0.8	0.84	0.78
29	0.815	0.034	0.8	0.84	0.78
30	0.815	0.034	0.8	0.84	0.78
31	0.815	0.026	0.81	0.85	0.78
32	0.815	0.026	0.81	0.85	0.78
33	0.815	0.026	0.81	0.85	0.78
34	0.815	0.033	0.82	0.82	0.83
35	0.815	0.033	0.82	0.82	0.83
36	0.815	0.033	0.82	0.82	0.83
37	0.815	0.023	0.82	0.84	0.81
38	0.815	0.023	0.82	0.84	0.81
39	0.815	0.023	0.82	0.84	0.81
40	0.815	0.032	0.81	0.86	0.78
41	0.815	0.032	0.81	0.86	0.78
42	0.815	0.032	0.81	0.86	0.78
43	0.815	0.033	0.81	0.84	0.78
44	0.815	0.033	0.81	0.84	0.78
45	0.815	0.033	0.81	0.84	0.78
46	0.815	0.034	0.8	0.8	0.84
47	0.815	0.034	0.8	0.8	0.84
48	0.815	0.034	0.8	0.8	0.84
49	0.815	0.035	0.8	0.85	0.76
50	0.815	0.035	0.8	0.85	0.76
51	0.815	0.035	0.8	0.85	0.76
52	0.814	0.027	0.81	0.87	0.75
53	0.814	0.027	0.81	0.87	0.75
54	0.814	0.027	0.81	0.87	0.75
55	0.814	0.034	0.82	0.83	0.83
56	0.814	0.034	0.82	0.83	0.83
57	0.814	0.034	0.82	0.83	0.83
58	0.814	0.024	0.81	0.87	0.76
59	0.814	0.024	0.81	0.87	0.76
60	0.814	0.024	0.81	0.87	0.76
61	0.814	0.032	0.82	0.85	0.8
62	0.814	0.032	0.82	0.85	0.8

63	0.814	0.032	0.82	0.85	0.8
64	0.814	0.031	0.8	0.79	0.85
65	0.814	0.031	0.8	0.79	0.85
66	0.814	0.031	0.8	0.79	0.85
67	0.813	0.036	0.8	0.85	0.77
68	0.813	0.036	0.8	0.85	0.77
69	0.813	0.036	0.8	0.85	0.77
70	0.813	0.03	0.81	0.86	0.76
71	0.813	0.03	0.81	0.86	0.76
72	0.813	0.03	0.81	0.86	0.76
73	0.813	0.038	0.8	0.85	0.77
74	0.813	0.009	0.81	0.81	0.85
75	0.813	0.038	0.8	0.85	0.77
76	0.813	0.009	0.81	0.81	0.85
77	0.813	0.038	0.8	0.85	0.77
78	0.813	0.009	0.81	0.81	0.85
79	0.813	0.024	0.82	0.83	0.82
80	0.813	0.024	0.82	0.83	0.82
81	0.813	0.024	0.82	0.83	0.82
82	0.812	0.029	0.81	0.85	0.79
83	0.812	0.029	0.81	0.85	0.79
84	0.812	0.029	0.81	0.85	0.79
85	0.812	0.029	0.82	0.85	0.8
86	0.812	0.029	0.82	0.85	0.8
87	0.812	0.029	0.82	0.85	0.8
88	0.812	0.034	0.79	0.8	0.81
89	0.812	0.034	0.79	0.8	0.81
90	0.812	0.034	0.79	0.8	0.81
91	0.812	0.036	0.81	0.83	0.81
92	0.812	0.036	0.81	0.83	0.81
93	0.812	0.036	0.81	0.83	0.81
94	0.812	0.036	0.8	0.87	0.73
95	0.812	0.036	0.8	0.87	0.73
96	0.812	0.036	0.8	0.87	0.73
97	0.811	0.027	0.8	0.86	0.75
98	0.811	0.027	0.8	0.86	0.75
99	0.811	0.027	0.8	0.86	0.75
100	0.811	0.033	0.8	0.86	0.75
101	0.811	0.033	0.8	0.86	0.75
102	0.811	0.033	0.8	0.86	0.75
103	0.811	0.036	0.81	0.84	0.81
104	0.811	0.036	0.81	0.84	0.81
105	0.811	0.036	0.81	0.84	0.81
106	0.811	0.028	0.82	0.86	0.79
107	0.811	0.028	0.82	0.86	0.79

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

108	0.811	0.028	0.82	0.86	0.79
109	0.811	0.032	0.81	0.84	0.8
110	0.811	0.032	0.81	0.84	0.8
111	0.811	0.032	0.81	0.84	0.8
112	0.811	0.038	0.81	0.85	0.78
113	0.811	0.038	0.81	0.85	0.78
114	0.811	0.038	0.81	0.85	0.78
115	0.811	0.037	0.81	0.82	0.81
116	0.811	0.037	0.81	0.82	0.81
117	0.811	0.037	0.81	0.82	0.81
118	0.811	0.036	0.8	0.86	0.75
119	0.811	0.036	0.8	0.86	0.75
120	0.811	0.036	0.8	0.86	0.75
121	0.81	0.04	0.81	0.86	0.78
122	0.81	0.04	0.81	0.86	0.78
123	0.81	0.04	0.81	0.86	0.78
124	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
125	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
126	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
127	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
128	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
129	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
130	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
131	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
132	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
133	0.81	0.038	0.81	0.84	0.79
134	0.81	0.038	0.81	0.84	0.79
135	0.81	0.038	0.81	0.84	0.79
136	0.81	0.041	0.81	0.85	0.77
137	0.81	0.041	0.81	0.85	0.77
138	0.81	0.041	0.81	0.85	0.77
139	0.81	0.036	0.81	0.86	0.77
140	0.81	0.036	0.81	0.86	0.77
141	0.81	0.036	0.81	0.86	0.77
142	0.81	0.037	0.81	0.85	0.77
143	0.81	0.037	0.81	0.85	0.77
144	0.81	0.037	0.81	0.85	0.77
145	0.81	0.037	0.81	0.84	0.79
146	0.81	0.032	0.8	0.86	0.75
147	0.81	0.037	0.81	0.84	0.79
148	0.81	0.032	0.8	0.86	0.75
149	0.81	0.037	0.81	0.84	0.79
150	0.81	0.032	0.8	0.86	0.75
151	0.81	0.041	0.81	0.84	0.79
152	0.81	0.041	0.81	0.84	0.79

153	0.81	0.041	0.81	0.84	0.79
154	0.81	0.035	0.81	0.84	0.8
155	0.81	0.035	0.81	0.84	0.8
156	0.81	0.035	0.81	0.84	0.8
157	0.809	0.037	0.8	0.82	0.8
158	0.809	0.037	0.8	0.82	0.8
159	0.809	0.037	0.8	0.82	0.8
160	0.809	0.035	0.81	0.85	0.78
161	0.809	0.035	0.81	0.85	0.78
162	0.809	0.035	0.81	0.85	0.78
163	0.809	0.039	0.8	0.85	0.76
164	0.809	0.039	0.8	0.85	0.76
165	0.809	0.039	0.8	0.85	0.76
166	0.808	0.034	0.81	0.85	0.78
167	0.808	0.034	0.81	0.85	0.78
168	0.808	0.034	0.81	0.85	0.78
169	0.808	0.037	0.8	0.83	0.79
170	0.808	0.037	0.8	0.83	0.79
171	0.808	0.037	0.8	0.83	0.79
172	0.808	0.037	0.79	0.87	0.71
173	0.808	0.037	0.79	0.87	0.71
174	0.808	0.037	0.79	0.87	0.71
175	0.808	0.032	0.74	0.93	0.56
176	0.808	0.032	0.74	0.93	0.56
177	0.808	0.032	0.74	0.93	0.56
178	0.808	0.039	0.75	0.91	0.6
179	0.808	0.039	0.75	0.91	0.6
180	0.808	0.039	0.75	0.91	0.6
181	0.808	0.034	0.81	0.85	0.79
182	0.808	0.034	0.81	0.85	0.79
183	0.808	0.034	0.81	0.85	0.79
184	0.808	0.037	0.8	0.85	0.77
185	0.808	0.037	0.8	0.85	0.77
186	0.808	0.037	0.8	0.85	0.77
187	0.808	0.04	0.8	0.83	0.8
188	0.808	0.04	0.8	0.83	0.8
189	0.808	0.04	0.8	0.83	0.8
190	0.808	0.037	0.81	0.86	0.78
191	0.808	0.037	0.81	0.86	0.78
192	0.808	0.037	0.81	0.86	0.78
193	0.808	0.036	0.82	0.85	0.79
194	0.808	0.036	0.82	0.85	0.79
195	0.808	0.036	0.82	0.85	0.79
196	0.807	0.035	0.81	0.85	0.78
197	0.807	0.035	0.81	0.85	0.78

198	0.807	0.035	0.81	0.85	0.78
199	0.807	0.04	0.81	0.85	0.78
200	0.807	0.04	0.81	0.85	0.78
201	0.807	0.04	0.81	0.85	0.78
202	0.807	0.034	0.8	0.85	0.77
203	0.807	0.034	0.8	0.85	0.77
204	0.807	0.034	0.8	0.85	0.77
205	0.807	0.041	0.81	0.84	0.8
206	0.807	0.041	0.81	0.84	0.8
207	0.807	0.041	0.81	0.84	0.8
208	0.807	0.038	0.81	0.86	0.78
209	0.807	0.038	0.81	0.86	0.78
210	0.807	0.038	0.81	0.86	0.78
211	0.807	0.036	0.82	0.85	0.79
212	0.807	0.036	0.82	0.85	0.79
213	0.807	0.036	0.82	0.85	0.79
214	0.807	0.038	0.81	0.85	0.77
215	0.807	0.038	0.81	0.85	0.77
216	0.807	0.038	0.81	0.85	0.77
217	0.806	0.039	0.8	0.8	0.85
218	0.806	0.039	0.8	0.8	0.85
219	0.806	0.039	0.8	0.8	0.85
220	0.806	0.034	0.81	0.85	0.77
221	0.806	0.034	0.81	0.85	0.77
222	0.806	0.034	0.81	0.85	0.77
223	0.806	0.031	0.81	0.87	0.75
224	0.806	0.031	0.81	0.87	0.75
225	0.806	0.031	0.81	0.87	0.75
226	0.806	0.035	0.81	0.84	0.79
227	0.806	0.035	0.81	0.84	0.79
228	0.806	0.035	0.81	0.84	0.79
229	0.806	0.036	0.79	0.88	0.71
230	0.806	0.036	0.79	0.88	0.71
231	0.806	0.036	0.79	0.88	0.71
232	0.806	0.039	0.79	0.78	0.84
233	0.806	0.039	0.79	0.78	0.84
234	0.806	0.039	0.79	0.78	0.84
235	0.806	0.038	0.81	0.84	0.79
236	0.806	0.038	0.81	0.84	0.79
237	0.806	0.038	0.81	0.84	0.79
238	0.806	0.034	0.8	0.84	0.78
239	0.806	0.034	0.8	0.84	0.78
240	0.806	0.034	0.8	0.84	0.78
241	0.806	0.036	0.8	0.85	0.77
242	0.806	0.036	0.8	0.85	0.77

243	0.806	0.036	0.8	0.85	0.77
244	0.806	0.039	0.8	0.84	0.78
245	0.806	0.028	0.77	0.73	0.9
246	0.806	0.039	0.8	0.84	0.78
247	0.806	0.028	0.77	0.73	0.9
248	0.806	0.039	0.8	0.84	0.78
249	0.806	0.028	0.77	0.73	0.9
250	0.806	0.038	0.81	0.85	0.79
251	0.806	0.038	0.81	0.85	0.79
252	0.806	0.038	0.81	0.85	0.79
253	0.805	0.018	0.81	0.84	0.79
254	0.805	0.018	0.81	0.84	0.79
255	0.805	0.018	0.81	0.84	0.79
256	0.804	0.032	0.8	0.86	0.75
257	0.804	0.032	0.8	0.86	0.75
258	0.804	0.032	0.8	0.86	0.75
259	0.804	0.03	0.81	0.86	0.77
260	0.804	0.03	0.81	0.86	0.77
261	0.804	0.03	0.81	0.86	0.77
262	0.804	0.044	0.77	0.91	0.62
263	0.804	0.044	0.77	0.91	0.62
264	0.804	0.044	0.77	0.91	0.62
265	0.804	0.04	0.8	0.85	0.77
266	0.804	0.04	0.8	0.85	0.77
267	0.804	0.04	0.8	0.85	0.77
268	0.804	0.04	0.8	0.84	0.77
269	0.804	0.04	0.8	0.84	0.77
270	0.804	0.04	0.8	0.84	0.77
271	0.804	0.037	0.81	0.85	0.77
272	0.804	0.037	0.81	0.85	0.77
273	0.804	0.037	0.81	0.85	0.77
274	0.804	0.039	0.8	0.84	0.78
275	0.804	0.039	0.8	0.84	0.78
276	0.804	0.039	0.8	0.84	0.78
277	0.803	0.023	0.81	0.82	0.82
278	0.803	0.023	0.81	0.82	0.82
279	0.803	0.023	0.81	0.82	0.82
280	0.803	0.035	0.81	0.85	0.78
281	0.803	0.035	0.81	0.85	0.78
282	0.803	0.035	0.81	0.85	0.78
283	0.803	0.04	0.8	0.83	0.78
284	0.803	0.04	0.8	0.83	0.78
285	0.803	0.04	0.8	0.83	0.78
286	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
287	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78

288	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
289	0.803	0.036	0.8	0.85	0.77
290	0.803	0.036	0.8	0.85	0.77
291	0.803	0.036	0.8	0.85	0.77
292	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
293	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
294	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
295	0.802	0.039	0.8	0.84	0.78
296	0.802	0.039	0.8	0.84	0.78
297	0.802	0.039	0.8	0.84	0.78
298	0.802	0.032	0.78	0.88	0.69
299	0.802	0.032	0.78	0.88	0.69
300	0.802	0.032	0.78	0.88	0.69
301	0.802	0.037	0.8	0.83	0.79
302	0.802	0.037	0.8	0.83	0.79
303	0.802	0.037	0.8	0.83	0.79
304	0.802	0.041	0.79	0.84	0.76
305	0.802	0.041	0.79	0.84	0.76
306	0.802	0.041	0.79	0.84	0.76
307	0.802	0.036	0.81	0.85	0.77
308	0.802	0.038	0.8	0.86	0.74
309	0.802	0.036	0.81	0.85	0.77
310	0.802	0.038	0.8	0.86	0.74
311	0.802	0.036	0.81	0.85	0.77
312	0.802	0.038	0.8	0.86	0.74
313	0.802	0.037	0.8	0.84	0.77
314	0.802	0.037	0.8	0.84	0.77
315	0.802	0.037	0.8	0.84	0.77
316	0.802	0.036	0.81	0.85	0.78
317	0.802	0.036	0.81	0.85	0.78
318	0.802	0.036	0.81	0.85	0.78
319	0.802	0.041	0.79	0.85	0.73
320	0.802	0.041	0.79	0.85	0.73
321	0.802	0.041	0.79	0.85	0.73
322	0.802	0.038	0.81	0.85	0.78
323	0.802	0.038	0.81	0.85	0.78
324	0.802	0.038	0.81	0.85	0.78
325	0.802	0.037	0.8	0.84	0.78
326	0.802	0.037	0.8	0.84	0.78
327	0.802	0.037	0.8	0.84	0.78
328	0.801	0.04	0.81	0.84	0.79
329	0.801	0.04	0.81	0.84	0.79
330	0.801	0.04	0.81	0.84	0.79
331	0.801	0.038	0.81	0.85	0.79
332	0.801	0.038	0.81	0.85	0.79

333	0.801	0.038	0.81	0.85	0.79
334	0.801	0.038	0.8	0.84	0.78
335	0.801	0.038	0.8	0.84	0.78
336	0.801	0.038	0.8	0.84	0.78
337	0.801	0.04	0.8	0.79	0.84
338	0.801	0.04	0.8	0.79	0.84
339	0.801	0.04	0.8	0.79	0.84
340	0.801	0.036	0.79	0.83	0.77
341	0.801	0.036	0.79	0.83	0.77
342	0.801	0.036	0.79	0.83	0.77
343	0.801	0.031	0.79	0.84	0.77
344	0.801	0.031	0.79	0.84	0.77
345	0.801	0.031	0.79	0.84	0.77
346	0.801	0.038	0.8	0.86	0.74
347	0.801	0.038	0.8	0.86	0.74
348	0.801	0.038	0.8	0.86	0.74
349	0.801	0.04	0.79	0.84	0.76
350	0.801	0.043	0.76	0.89	0.63
351	0.801	0.04	0.79	0.84	0.76
352	0.801	0.043	0.76	0.89	0.63
353	0.801	0.04	0.79	0.84	0.76
354	0.801	0.043	0.76	0.89	0.63
355	0.801	0.038	0.79	0.83	0.77
356	0.801	0.038	0.8	0.84	0.77
357	0.801	0.038	0.79	0.83	0.77
358	0.801	0.038	0.8	0.84	0.77
359	0.801	0.038	0.79	0.83	0.77
360	0.801	0.038	0.8	0.84	0.77
361	0.801	0.032	0.8	0.84	0.78
362	0.801	0.032	0.8	0.84	0.78
363	0.801	0.032	0.8	0.84	0.78
364	0.8	0.037	0.79	0.83	0.77
365	0.8	0.037	0.79	0.83	0.77
366	0.8	0.037	0.79	0.83	0.77
367	0.8	0.037	0.81	0.84	0.8
368	0.8	0.037	0.81	0.84	0.8
369	0.8	0.037	0.81	0.84	0.8
370	0.8	0.037	0.79	0.83	0.76
371	0.8	0.037	0.79	0.83	0.76
372	0.8	0.037	0.79	0.83	0.76
373	0.799	0.04	0.81	0.84	0.79
374	0.799	0.04	0.81	0.84	0.79
375	0.799	0.04	0.81	0.84	0.79
376	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
377	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77

378	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
379	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
380	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
381	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
382	0.799	0.037	0.79	0.79	0.83
383	0.799	0.037	0.79	0.79	0.83
384	0.799	0.037	0.79	0.79	0.83
385	0.799	0.043	0.78	0.81	0.78
386	0.799	0.043	0.78	0.81	0.78
387	0.799	0.043	0.78	0.81	0.78
388	0.799	0.03	0.81	0.82	0.83
389	0.799	0.03	0.81	0.82	0.83
390	0.799	0.03	0.81	0.82	0.83
391	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
392	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
393	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
394	0.798	0.036	0.79	0.83	0.76
395	0.798	0.036	0.79	0.83	0.76
396	0.798	0.036	0.79	0.83	0.76
397	0.798	0.037	0.79	0.83	0.76
398	0.798	0.037	0.79	0.83	0.76
399	0.798	0.037	0.79	0.83	0.76
400	0.798	0.037	0.79	0.79	0.82
401	0.798	0.037	0.79	0.79	0.82
402	0.798	0.037	0.79	0.79	0.82
403	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
404	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
405	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
406	0.797	0.035	0.79	0.83	0.77
407	0.797	0.035	0.79	0.83	0.77
408	0.797	0.035	0.79	0.83	0.77
409	0.797	0.037	0.79	0.83	0.77
410	0.797	0.037	0.79	0.83	0.77
411	0.797	0.037	0.79	0.83	0.77
412	0.797	0.019	0.82	0.85	0.8
413	0.797	0.019	0.82	0.85	0.8
414	0.797	0.019	0.82	0.85	0.8
415	0.797	0.052	0.77	0.73	0.91
416	0.797	0.052	0.77	0.73	0.91
417	0.797	0.052	0.77	0.73	0.91
418	0.797	0.04	0.8	0.83	0.79
419	0.797	0.04	0.8	0.83	0.79
420	0.797	0.04	0.8	0.83	0.79
421	0.796	0.035	0.8	0.78	0.87
422	0.796	0.035	0.8	0.78	0.87

423	0.796	0.035	0.8	0.78	0.87
424	0.795	0.043	0.78	0.74	0.9
425	0.795	0.043	0.78	0.74	0.9
426	0.795	0.043	0.78	0.74	0.9
427	0.794	0.029	0.82	0.84	0.81
428	0.794	0.029	0.82	0.84	0.81
429	0.794	0.029	0.82	0.84	0.81
430	0.791	0.027	0.78	0.76	0.85
431	0.791	0.027	0.78	0.76	0.85
432	0.791	0.027	0.78	0.76	0.85
433	0.787	0.029	0.47	0	0
434	0.787	0.029	0.47	0	0
435	0.787	0.029	0.47	0	0
436	0.786	0.035	0.78	0.84	0.72
437	0.786	0.035	0.78	0.84	0.72
438	0.786	0.035	0.78	0.84	0.72
439	0.786	0.035	0.78	0.83	0.73
440	0.786	0.035	0.78	0.83	0.73
441	0.786	0.035	0.78	0.83	0.73
442	0.785	0.035	0.78	0.86	0.72
443	0.785	0.032	0.53	0.53	1
444	0.785	0.035	0.78	0.86	0.72
445	0.785	0.032	0.53	0.53	1
446	0.785	0.035	0.78	0.86	0.72
447	0.785	0.032	0.53	0.53	1
448	0.785	0.036	0.78	0.85	0.72
449	0.785	0.036	0.78	0.85	0.72
450	0.785	0.036	0.78	0.85	0.72
451	0.785	0.036	0.77	0.82	0.73
452	0.785	0.036	0.77	0.82	0.73
453	0.785	0.036	0.77	0.82	0.73
454	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
455	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
456	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
457	0.784	0.035	0.77	0.86	0.69
458	0.784	0.035	0.77	0.86	0.69
459	0.784	0.035	0.77	0.86	0.69
460	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
461	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
462	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
463	0.784	0.037	0.78	0.85	0.72
464	0.784	0.037	0.76	0.86	0.66
465	0.784	0.037	0.78	0.85	0.72
466	0.784	0.037	0.76	0.86	0.66
467	0.784	0.037	0.78	0.85	0.72

468	0.784	0.037	0.76	0.86	0.66
469	0.784	0.035	0.78	0.84	0.72
470	0.784	0.035	0.78	0.84	0.72
471	0.784	0.035	0.78	0.84	0.72
472	0.784	0.033	0.78	0.84	0.73
473	0.784	0.033	0.78	0.84	0.73
474	0.784	0.033	0.78	0.84	0.73
475	0.784	0.035	0.78	0.83	0.73
476	0.784	0.035	0.78	0.83	0.73
477	0.784	0.035	0.78	0.83	0.73
478	0.783	0.037	0.78	0.86	0.7
479	0.783	0.037	0.78	0.86	0.7
480	0.783	0.037	0.78	0.86	0.7
481	0.783	0.032	0.78	0.84	0.72
482	0.783	0.032	0.78	0.84	0.72
483	0.783	0.032	0.78	0.84	0.72
484	0.783	0.038	0.78	0.83	0.73
485	0.783	0.036	0.77	0.84	0.71
486	0.783	0.038	0.78	0.83	0.73
487	0.783	0.036	0.77	0.84	0.71
488	0.783	0.038	0.78	0.83	0.73
489	0.783	0.036	0.77	0.84	0.71
490	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
491	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
492	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
493	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
494	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
495	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
496	0.783	0.036	0.77	0.86	0.69
497	0.783	0.038	0.77	0.89	0.65
498	0.783	0.036	0.77	0.86	0.69
499	0.783	0.038	0.77	0.89	0.65
500	0.783	0.036	0.77	0.86	0.69
501	0.783	0.038	0.77	0.89	0.65
502	0.783	0.035	0.77	0.82	0.74
503	0.783	0.035	0.77	0.82	0.74
504	0.783	0.035	0.77	0.82	0.74
505	0.783	0.036	0.77	0.88	0.66
506	0.783	0.036	0.77	0.88	0.66
507	0.783	0.036	0.77	0.88	0.66
508	0.783	0.035	0.78	0.84	0.73
509	0.783	0.035	0.78	0.84	0.73
510	0.783	0.035	0.78	0.84	0.73
511	0.783	0.034	0.78	0.83	0.73
512	0.783	0.038	0.77	0.79	0.78

513	0.783	0.034	0.78	0.83	0.73
514	0.783	0.038	0.77	0.79	0.78
515	0.783	0.034	0.78	0.83	0.73
516	0.783	0.038	0.77	0.79	0.78
517	0.783	0.035	0.77	0.85	0.69
518	0.783	0.035	0.77	0.85	0.69
519	0.783	0.035	0.77	0.85	0.69
520	0.783	0.035	0.78	0.83	0.73
521	0.783	0.035	0.78	0.83	0.73
522	0.783	0.035	0.78	0.83	0.73
523	0.783	0.037	0.78	0.83	0.73
524	0.783	0.037	0.78	0.83	0.73
525	0.783	0.037	0.78	0.83	0.73
526	0.782	0.035	0.77	0.82	0.73
527	0.782	0.035	0.77	0.82	0.73
528	0.782	0.035	0.77	0.82	0.73
529	0.782	0.038	0.53	0.53	1
530	0.782	0.038	0.53	0.53	1
531	0.782	0.038	0.53	0.53	1
532	0.782	0.035	0.78	0.84	0.73
533	0.782	0.035	0.78	0.84	0.73
534	0.782	0.035	0.78	0.84	0.73
535	0.782	0.036	0.78	0.85	0.72
536	0.782	0.036	0.78	0.85	0.72
537	0.782	0.036	0.78	0.85	0.72
538	0.781	0.031	0.76	0.85	0.67
539	0.781	0.031	0.76	0.85	0.67
540	0.781	0.031	0.76	0.85	0.67
541	0.781	0.043	0.76	0.77	0.79
542	0.781	0.043	0.76	0.77	0.79
543	0.781	0.043	0.76	0.77	0.79
544	0.781	0.036	0.78	0.83	0.73
545	0.781	0.036	0.78	0.83	0.73
546	0.781	0.036	0.78	0.83	0.73
547	0.781	0.036	0.77	0.82	0.74
548	0.781	0.036	0.77	0.82	0.74
549	0.781	0.036	0.77	0.82	0.74
550	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
551	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
552	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
553	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
554	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
555	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
556	0.781	0.038	0.78	0.84	0.73
557	0.781	0.038	0.78	0.84	0.73

558	0.781	0.038	0.78	0.84	0.73
559	0.781	0.032	0.77	0.81	0.74
560	0.781	0.032	0.77	0.81	0.74
561	0.781	0.032	0.77	0.81	0.74
562	0.78	0.035	0.76	0.86	0.67
563	0.78	0.035	0.76	0.86	0.67
564	0.78	0.035	0.76	0.86	0.67
565	0.779	0.034	0.73	0.69	0.9
566	0.779	0.034	0.73	0.69	0.9
567	0.779	0.034	0.73	0.69	0.9
568	0.779	0.034	0.77	0.82	0.74
569	0.779	0.034	0.77	0.82	0.74
570	0.779	0.034	0.77	0.82	0.74
571	0.778	0.033	0.78	0.86	0.71
572	0.778	0.033	0.78	0.86	0.71
573	0.778	0.033	0.78	0.86	0.71
574	0.778	0.034	0.78	0.84	0.72
575	0.778	0.034	0.78	0.84	0.72
576	0.778	0.034	0.78	0.84	0.72
577	0.778	0.035	0.76	0.87	0.66
578	0.778	0.035	0.76	0.87	0.66
579	0.778	0.035	0.76	0.87	0.66
580	0.778	0.036	0.76	0.84	0.68
581	0.778	0.036	0.76	0.84	0.68
582	0.778	0.036	0.76	0.84	0.68
583	0.778	0.024	0.53	0.53	1
584	0.778	0.024	0.53	0.53	1
585	0.778	0.024	0.53	0.53	1
586	0.778	0.033	0.77	0.81	0.74
587	0.778	0.034	0.77	0.87	0.67
588	0.778	0.033	0.77	0.81	0.74
589	0.778	0.034	0.77	0.87	0.67
590	0.778	0.033	0.77	0.81	0.74
591	0.778	0.034	0.77	0.87	0.67
592	0.778	0.033	0.78	0.85	0.72
593	0.778	0.033	0.78	0.85	0.72
594	0.778	0.033	0.78	0.85	0.72
595	0.777	0.032	0.76	0.8	0.75
596	0.777	0.032	0.76	0.8	0.75
597	0.777	0.032	0.76	0.8	0.75
598	0.777	0.032	0.78	0.83	0.73
599	0.777	0.032	0.78	0.83	0.73
600	0.777	0.032	0.78	0.83	0.73
601	0.777	0.035	0.47	0	0
602	0.777	0.035	0.47	0	0

603	0.777	0.035	0.47	0	0
604	0.777	0.035	0.78	0.84	0.72
605	0.777	0.035	0.78	0.84	0.72
606	0.777	0.035	0.78	0.84	0.72
607	0.777	0.03	0.78	0.84	0.72
608	0.777	0.03	0.78	0.84	0.72
609	0.777	0.03	0.78	0.84	0.72
610	0.775	0.031	0.78	0.85	0.72
611	0.775	0.031	0.78	0.85	0.72
612	0.775	0.031	0.78	0.85	0.72
613	0.775	0.039	0.76	0.77	0.79
614	0.775	0.039	0.76	0.77	0.79
615	0.775	0.039	0.76	0.77	0.79
616	0.774	0.034	0.78	0.83	0.72
617	0.774	0.036	0.77	0.85	0.7
618	0.774	0.034	0.78	0.83	0.72
619	0.774	0.036	0.77	0.85	0.7
620	0.774	0.034	0.78	0.83	0.72
621	0.774	0.036	0.77	0.85	0.7
622	0.774	0.016	0.77	0.8	0.76
623	0.774	0.016	0.77	0.8	0.76
624	0.774	0.016	0.77	0.8	0.76
625	0.774	0.031	0.74	0.93	0.55
626	0.774	0.031	0.74	0.93	0.55
627	0.774	0.031	0.74	0.93	0.55
628	0.773	0.035	0.48	0.9	0.03
629	0.773	0.035	0.48	0.9	0.03
630	0.773	0.035	0.48	0.9	0.03
631	0.772	0.038	0.47	0.8	0.01
632	0.772	0.038	0.47	0.8	0.01
633	0.772	0.038	0.47	0.8	0.01
634	0.772	0.039	0.53	0.53	1
635	0.772	0.039	0.53	0.53	1
636	0.772	0.039	0.53	0.53	1
637	0.772	0.036	0.77	0.79	0.78
638	0.772	0.036	0.77	0.79	0.78
639	0.772	0.036	0.77	0.79	0.78
640	0.77	0.043	0.53	0.53	1
641	0.77	0.043	0.53	0.53	1
642	0.77	0.043	0.53	0.53	1
643	0.77	0.032	0.71	0.66	0.96
644	0.77	0.032	0.71	0.66	0.96
645	0.77	0.032	0.71	0.66	0.96
646	0.754	0.042	0.53	0.53	1
647	0.754	0.042	0.53	0.53	1

648	0.754	0.042	0.53	0.53	1
-----	-------	-------	------	------	---

Tabella 6.6: risultati Neural Network ottenuti con le combinazioni di parametri della tabella 6.5. La riga 1 della tabella corrisponde alla combinazione di parametri della riga 1 della tabella 6.5 e di conseguenza tutte le altre righe.

I risultati migliori sono riassunti nella tabella 6.6.

Modello	mean accuracy	std accuracy	accuracy test	precision test	recall test	params
Neural Netork	0.882	0.007	0.88	0.93	0.85	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
Random Forest	0.89	0.017	0.91	0.92	0.9	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}

Tabella 6.6: migliori risultati Neural Network e Random Forest

Lo stesso esperimento è stato ripetuto, questa volta utilizzando solo le features estratte dal CN (riducendo quindi il numero di features da 60 a 6).

Tutti le combinazioni di parametri della Random Forest sono indicati nella tabella 6.7 e i risultati nella tabella 6.8

Combinazione parametri Random Forest	
1	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
2	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
3	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
4	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
5	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
6	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
7	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.001, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
8	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
9	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
10	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
11	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.001, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
12	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
13	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
14	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.0001, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}

[illegible]

[illegible]

105	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 100, 'random_state': 42}
106	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 100, 'random_state': 42}
107	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
108	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
109	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
110	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
111	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
112	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 5000, 'random_state': 42}
113	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
114	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
115	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
116	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
117	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
118	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
119	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
120	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}
121	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
122	{'bootstrap': True, 'max_depth': 5, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
123	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
124	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
125	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
126	{'bootstrap': True, 'max_depth': 20, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
127	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}
128	{'bootstrap': True, 'max_depth': 30, 'max_features': 'log2', 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 1000, 'random_state': 42}

Tabella 6.7: combinazioni parametri Random Forest

	mean accuracy2	std accuracy	accuracy test	precision test	recall test
1	0.814	0.027	0.82	0.85	0.8
2	0.814	0.027	0.82	0.85	0.8
3	0.811	0.026	0.81	0.85	0.8
4	0.811	0.028	0.81	0.84	0.8
5	0.811	0.026	0.81	0.85	0.8
6	0.811	0.028	0.81	0.84	0.8
7	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
8	0.81	0.032	0.81	0.85	0.79
9	0.81	0.027	0.81	0.85	0.8
10	0.81	0.028	0.81	0.85	0.8
11	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
12	0.81	0.032	0.81	0.85	0.79
13	0.81	0.027	0.81	0.85	0.8
14	0.81	0.028	0.81	0.85	0.8
15	0.809	0.031	0.83	0.86	0.8
16	0.809	0.031	0.83	0.86	0.8
17	0.808	0.027	0.81	0.84	0.8
18	0.808	0.027	0.81	0.84	0.8

19	0.808	0.03	0.82	0.86	0.8
20	0.808	0.03	0.82	0.86	0.8
21	0.807	0.032	0.81	0.86	0.78
22	0.807	0.032	0.81	0.86	0.78
23	0.807	0.028	0.81	0.85	0.8
24	0.807	0.028	0.81	0.85	0.8
25	0.806	0.035	0.81	0.86	0.78
26	0.806	0.035	0.81	0.85	0.78
27	0.806	0.035	0.81	0.86	0.78
28	0.806	0.035	0.81	0.85	0.78
29	0.806	0.026	0.82	0.85	0.8
30	0.806	0.026	0.82	0.85	0.8
31	0.806	0.025	0.82	0.85	0.8
32	0.806	0.026	0.82	0.85	0.8
33	0.806	0.026	0.82	0.85	0.8
34	0.806	0.025	0.82	0.85	0.8
35	0.806	0.026	0.82	0.85	0.81
36	0.806	0.026	0.82	0.85	0.8
37	0.806	0.025	0.82	0.85	0.8
38	0.806	0.026	0.82	0.85	0.81
39	0.806	0.026	0.82	0.85	0.8
40	0.806	0.025	0.82	0.85	0.8
41	0.805	0.035	0.81	0.86	0.78
42	0.805	0.033	0.81	0.86	0.78
43	0.805	0.035	0.81	0.86	0.78
44	0.805	0.033	0.81	0.86	0.78
45	0.805	0.026	0.82	0.86	0.8
46	0.805	0.026	0.82	0.86	0.8
47	0.805	0.026	0.82	0.85	0.8
48	0.805	0.026	0.82	0.85	0.8
49	0.805	0.025	0.82	0.85	0.8
50	0.805	0.026	0.82	0.85	0.81
51	0.805	0.025	0.82	0.85	0.8
52	0.805	0.026	0.82	0.85	0.81
53	0.804	0.035	0.81	0.85	0.79
54	0.804	0.034	0.81	0.86	0.78
55	0.804	0.034	0.81	0.86	0.78
56	0.804	0.034	0.81	0.86	0.78
57	0.804	0.033	0.81	0.86	0.78
58	0.804	0.036	0.81	0.86	0.78
59	0.804	0.035	0.81	0.85	0.79
60	0.804	0.034	0.81	0.86	0.78
61	0.804	0.034	0.81	0.86	0.78
62	0.804	0.034	0.81	0.86	0.78
63	0.804	0.033	0.81	0.86	0.78

64	0.804	0.036	0.81	0.86	0.78
65	0.804	0.032	0.81	0.85	0.79
66	0.804	0.032	0.81	0.85	0.79
67	0.804	0.025	0.82	0.85	0.8
68	0.804	0.025	0.82	0.85	0.8
69	0.804	0.025	0.82	0.85	0.8
70	0.804	0.025	0.82	0.85	0.8
71	0.804	0.025	0.82	0.85	0.8
72	0.804	0.025	0.81	0.85	0.8
73	0.804	0.025	0.82	0.85	0.8
74	0.804	0.025	0.81	0.85	0.8
75	0.803	0.026	0.82	0.85	0.81
76	0.803	0.026	0.82	0.85	0.81
77	0.803	0.025	0.82	0.85	0.81
78	0.803	0.025	0.82	0.85	0.81
79	0.802	0.036	0.81	0.86	0.78
80	0.802	0.036	0.81	0.86	0.78
81	0.802	0.026	0.82	0.85	0.8
82	0.802	0.026	0.82	0.85	0.8
83	0.802	0.025	0.81	0.85	0.8
84	0.802	0.025	0.81	0.85	0.8
85	0.802	0.025	0.82	0.85	0.8
86	0.802	0.025	0.82	0.85	0.8
87	0.801	0.019	0.8	0.83	0.78
88	0.801	0.025	0.82	0.85	0.8
89	0.801	0.019	0.8	0.83	0.78
90	0.801	0.025	0.82	0.85	0.8
91	0.801	0.017	0.8	0.84	0.78
92	0.801	0.017	0.8	0.84	0.78
93	0.798	0.027	0.81	0.84	0.79
94	0.798	0.027	0.81	0.84	0.79
95	0.797	0.03	0.8	0.83	0.79
96	0.797	0.03	0.8	0.83	0.79
97	0.792	0.035	0.79	0.85	0.73
98	0.792	0.039	0.79	0.85	0.74
99	0.792	0.035	0.79	0.85	0.73
100	0.792	0.039	0.79	0.85	0.74
101	0.792	0.034	0.79	0.85	0.73
102	0.792	0.034	0.79	0.85	0.73
103	0.792	0.034	0.79	0.85	0.73
104	0.792	0.034	0.79	0.85	0.73
105	0.792	0.034	0.79	0.85	0.73
106	0.792	0.034	0.79	0.85	0.73
107	0.791	0.038	0.79	0.85	0.74
108	0.791	0.038	0.79	0.85	0.74

109	0.791	0.038	0.79	0.85	0.74
110	0.791	0.038	0.79	0.85	0.74
111	0.791	0.038	0.79	0.85	0.74
112	0.791	0.038	0.79	0.85	0.74
113	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
114	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
115	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
116	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
117	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
118	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
119	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
120	0.79	0.04	0.79	0.85	0.74
121	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74
122	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74
123	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74
124	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74
125	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74
126	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74
127	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74
128	0.789	0.039	0.79	0.85	0.74

Tabella 6.8: risultati Random Forest ottenuti con le combinazioni di parametri della tabella 6.7. La riga 1 della tabella corrisponde alla combinazione di parametri della riga 1 della tabella 6.7 e di conseguenza tutte le altre righe.

Tutti le combinazioni di parametri della Neural Network sono indicati nella tabella 6.5 e i risultati nella tabella 6.9

Combinazione parametri Neural Network	
1	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
2	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
3	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
4	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
5	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
6	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
7	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
8	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
9	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
10	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
11	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
1	{'alpha': 1, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

[illegible]

[illegible]

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

[illegible]

CAPITOLO 6: Risultati esperimento

[illegible]

640	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
641	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
642	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
643	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
644	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
645	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.5, 'hidden_layer_sizes': (100, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
646	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
647	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'invscaling', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
648	{'alpha': 10, 'beta_1': 0.5, 'beta_2': 0.9, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'adaptive', 'learning_rate_init': 0.01, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}

Tabella 6.9: ombinazioni parametri Neural Network

dati	mean accuracy2	std accuracy	accuracy test	precision test	recall test
1	0.823	0.019	0.81	0.85	0.8
2	0.823	0.019	0.81	0.85	0.8
3	0.823	0.019	0.81	0.85	0.8
4	0.82	0.024	0.81	0.81	0.84
5	0.82	0.024	0.81	0.81	0.84
6	0.82	0.024	0.81	0.81	0.84
7	0.819	0.024	0.81	0.85	0.77
8	0.819	0.024	0.81	0.85	0.77
9	0.819	0.024	0.81	0.85	0.77
10	0.819	0.029	0.79	0.76	0.87
11	0.819	0.029	0.79	0.76	0.87
12	0.819	0.029	0.79	0.76	0.87
13	0.818	0.022	0.81	0.86	0.78
14	0.818	0.022	0.81	0.86	0.78
15	0.818	0.022	0.81	0.86	0.78
16	0.817	0.023	0.81	0.86	0.78
17	0.817	0.023	0.81	0.86	0.78
18	0.817	0.023	0.81	0.86	0.78
19	0.817	0.029	0.8	0.86	0.76
20	0.817	0.029	0.8	0.86	0.76
21	0.817	0.029	0.8	0.86	0.76
22	0.817	0.031	0.81	0.86	0.77
23	0.817	0.031	0.81	0.86	0.77
24	0.817	0.031	0.81	0.86	0.77
25	0.815	0.025	0.81	0.83	0.82
26	0.815	0.025	0.81	0.83	0.82
27	0.815	0.025	0.81	0.83	0.82
28	0.815	0.034	0.8	0.84	0.78

29	0.815	0.034	0.8	0.84	0.78
30	0.815	0.034	0.8	0.84	0.78
31	0.815	0.026	0.81	0.85	0.78
32	0.815	0.026	0.81	0.85	0.78
33	0.815	0.026	0.81	0.85	0.78
34	0.815	0.033	0.82	0.82	0.83
35	0.815	0.033	0.82	0.82	0.83
36	0.815	0.033	0.82	0.82	0.83
37	0.815	0.023	0.82	0.84	0.81
38	0.815	0.023	0.82	0.84	0.81
39	0.815	0.023	0.82	0.84	0.81
40	0.815	0.032	0.81	0.86	0.78
41	0.815	0.032	0.81	0.86	0.78
42	0.815	0.032	0.81	0.86	0.78
43	0.815	0.033	0.81	0.84	0.78
44	0.815	0.033	0.81	0.84	0.78
45	0.815	0.033	0.81	0.84	0.78
46	0.815	0.034	0.8	0.8	0.84
47	0.815	0.034	0.8	0.8	0.84
48	0.815	0.034	0.8	0.8	0.84
49	0.815	0.035	0.8	0.85	0.76
50	0.815	0.035	0.8	0.85	0.76
51	0.815	0.035	0.8	0.85	0.76
52	0.814	0.027	0.81	0.87	0.75
53	0.814	0.027	0.81	0.87	0.75
54	0.814	0.027	0.81	0.87	0.75
55	0.814	0.034	0.82	0.83	0.83
56	0.814	0.034	0.82	0.83	0.83
57	0.814	0.034	0.82	0.83	0.83
58	0.814	0.024	0.81	0.87	0.76
59	0.814	0.024	0.81	0.87	0.76
60	0.814	0.024	0.81	0.87	0.76
61	0.814	0.032	0.82	0.85	0.8
62	0.814	0.032	0.82	0.85	0.8
63	0.814	0.032	0.82	0.85	0.8
64	0.814	0.031	0.8	0.79	0.85
65	0.814	0.031	0.8	0.79	0.85
66	0.814	0.031	0.8	0.79	0.85
67	0.813	0.036	0.8	0.85	0.77
68	0.813	0.036	0.8	0.85	0.77
69	0.813	0.036	0.8	0.85	0.77
70	0.813	0.03	0.81	0.86	0.76
71	0.813	0.03	0.81	0.86	0.76
72	0.813	0.03	0.81	0.86	0.76
73	0.813	0.038	0.8	0.85	0.77

74	0.813	0.009	0.81	0.81	0.85
75	0.813	0.038	0.8	0.85	0.77
76	0.813	0.009	0.81	0.81	0.85
77	0.813	0.038	0.8	0.85	0.77
78	0.813	0.009	0.81	0.81	0.85
79	0.813	0.024	0.82	0.83	0.82
80	0.813	0.024	0.82	0.83	0.82
81	0.813	0.024	0.82	0.83	0.82
82	0.812	0.029	0.81	0.85	0.79
83	0.812	0.029	0.81	0.85	0.79
84	0.812	0.029	0.81	0.85	0.79
85	0.812	0.029	0.82	0.85	0.8
86	0.812	0.029	0.82	0.85	0.8
87	0.812	0.029	0.82	0.85	0.8
88	0.812	0.034	0.79	0.8	0.81
89	0.812	0.034	0.79	0.8	0.81
90	0.812	0.034	0.79	0.8	0.81
91	0.812	0.036	0.81	0.83	0.81
92	0.812	0.036	0.81	0.83	0.81
93	0.812	0.036	0.81	0.83	0.81
94	0.812	0.036	0.8	0.87	0.73
95	0.812	0.036	0.8	0.87	0.73
96	0.812	0.036	0.8	0.87	0.73
97	0.811	0.027	0.8	0.86	0.75
98	0.811	0.027	0.8	0.86	0.75
99	0.811	0.027	0.8	0.86	0.75
100	0.811	0.033	0.8	0.86	0.75
101	0.811	0.033	0.8	0.86	0.75
102	0.811	0.033	0.8	0.86	0.75
103	0.811	0.036	0.81	0.84	0.81
104	0.811	0.036	0.81	0.84	0.81
105	0.811	0.036	0.81	0.84	0.81
106	0.811	0.028	0.82	0.86	0.79
107	0.811	0.028	0.82	0.86	0.79
108	0.811	0.028	0.82	0.86	0.79
109	0.811	0.032	0.81	0.84	0.8
110	0.811	0.032	0.81	0.84	0.8
111	0.811	0.032	0.81	0.84	0.8
112	0.811	0.038	0.81	0.85	0.78
113	0.811	0.038	0.81	0.85	0.78
114	0.811	0.038	0.81	0.85	0.78
115	0.811	0.037	0.81	0.82	0.81
116	0.811	0.037	0.81	0.82	0.81
117	0.811	0.037	0.81	0.82	0.81
118	0.811	0.036	0.8	0.86	0.75

119	0.811	0.036	0.8	0.86	0.75
120	0.811	0.036	0.8	0.86	0.75
121	0.81	0.04	0.81	0.86	0.78
122	0.81	0.04	0.81	0.86	0.78
123	0.81	0.04	0.81	0.86	0.78
124	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
125	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
126	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
127	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
128	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
129	0.81	0.03	0.82	0.85	0.8
130	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
131	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
132	0.81	0.038	0.81	0.85	0.78
133	0.81	0.038	0.81	0.84	0.79
134	0.81	0.038	0.81	0.84	0.79
135	0.81	0.038	0.81	0.84	0.79
136	0.81	0.041	0.81	0.85	0.77
137	0.81	0.041	0.81	0.85	0.77
138	0.81	0.041	0.81	0.85	0.77
139	0.81	0.036	0.81	0.86	0.77
140	0.81	0.036	0.81	0.86	0.77
141	0.81	0.036	0.81	0.86	0.77
142	0.81	0.037	0.81	0.85	0.77
143	0.81	0.037	0.81	0.85	0.77
144	0.81	0.037	0.81	0.85	0.77
145	0.81	0.037	0.81	0.84	0.79
146	0.81	0.032	0.8	0.86	0.75
147	0.81	0.037	0.81	0.84	0.79
148	0.81	0.032	0.8	0.86	0.75
149	0.81	0.037	0.81	0.84	0.79
150	0.81	0.032	0.8	0.86	0.75
151	0.81	0.041	0.81	0.84	0.79
152	0.81	0.041	0.81	0.84	0.79
153	0.81	0.041	0.81	0.84	0.79
154	0.81	0.035	0.81	0.84	0.8
155	0.81	0.035	0.81	0.84	0.8
156	0.81	0.035	0.81	0.84	0.8
157	0.809	0.037	0.8	0.82	0.8
158	0.809	0.037	0.8	0.82	0.8
159	0.809	0.037	0.8	0.82	0.8
160	0.809	0.035	0.81	0.85	0.78
161	0.809	0.035	0.81	0.85	0.78
162	0.809	0.035	0.81	0.85	0.78
163	0.809	0.039	0.8	0.85	0.76

164	0.809	0.039	0.8	0.85	0.76
165	0.809	0.039	0.8	0.85	0.76
166	0.808	0.034	0.81	0.85	0.78
167	0.808	0.034	0.81	0.85	0.78
168	0.808	0.034	0.81	0.85	0.78
169	0.808	0.037	0.8	0.83	0.79
170	0.808	0.037	0.8	0.83	0.79
171	0.808	0.037	0.8	0.83	0.79
172	0.808	0.037	0.79	0.87	0.71
173	0.808	0.037	0.79	0.87	0.71
174	0.808	0.037	0.79	0.87	0.71
175	0.808	0.032	0.74	0.93	0.56
176	0.808	0.032	0.74	0.93	0.56
177	0.808	0.032	0.74	0.93	0.56
178	0.808	0.039	0.75	0.91	0.6
179	0.808	0.039	0.75	0.91	0.6
180	0.808	0.039	0.75	0.91	0.6
181	0.808	0.034	0.81	0.85	0.79
182	0.808	0.034	0.81	0.85	0.79
183	0.808	0.034	0.81	0.85	0.79
184	0.808	0.037	0.8	0.85	0.77
185	0.808	0.037	0.8	0.85	0.77
186	0.808	0.037	0.8	0.85	0.77
187	0.808	0.04	0.8	0.83	0.8
188	0.808	0.04	0.8	0.83	0.8
189	0.808	0.04	0.8	0.83	0.8
190	0.808	0.037	0.81	0.86	0.78
191	0.808	0.037	0.81	0.86	0.78
192	0.808	0.037	0.81	0.86	0.78
193	0.808	0.036	0.82	0.85	0.79
194	0.808	0.036	0.82	0.85	0.79
195	0.808	0.036	0.82	0.85	0.79
196	0.807	0.035	0.81	0.85	0.78
197	0.807	0.035	0.81	0.85	0.78
198	0.807	0.035	0.81	0.85	0.78
199	0.807	0.04	0.81	0.85	0.78
200	0.807	0.04	0.81	0.85	0.78
201	0.807	0.04	0.81	0.85	0.78
202	0.807	0.034	0.8	0.85	0.77
203	0.807	0.034	0.8	0.85	0.77
204	0.807	0.034	0.8	0.85	0.77
205	0.807	0.041	0.81	0.84	0.8
206	0.807	0.041	0.81	0.84	0.8
207	0.807	0.041	0.81	0.84	0.8
208	0.807	0.038	0.81	0.86	0.78

209	0.807	0.038	0.81	0.86	0.78
210	0.807	0.038	0.81	0.86	0.78
211	0.807	0.036	0.82	0.85	0.79
212	0.807	0.036	0.82	0.85	0.79
213	0.807	0.036	0.82	0.85	0.79
214	0.807	0.038	0.81	0.85	0.77
215	0.807	0.038	0.81	0.85	0.77
216	0.807	0.038	0.81	0.85	0.77
217	0.806	0.039	0.8	0.8	0.85
218	0.806	0.039	0.8	0.8	0.85
219	0.806	0.039	0.8	0.8	0.85
220	0.806	0.034	0.81	0.85	0.77
221	0.806	0.034	0.81	0.85	0.77
222	0.806	0.034	0.81	0.85	0.77
223	0.806	0.031	0.81	0.87	0.75
224	0.806	0.031	0.81	0.87	0.75
225	0.806	0.031	0.81	0.87	0.75
226	0.806	0.035	0.81	0.84	0.79
227	0.806	0.035	0.81	0.84	0.79
228	0.806	0.035	0.81	0.84	0.79
229	0.806	0.036	0.79	0.88	0.71
230	0.806	0.036	0.79	0.88	0.71
231	0.806	0.036	0.79	0.88	0.71
232	0.806	0.039	0.79	0.78	0.84
233	0.806	0.039	0.79	0.78	0.84
234	0.806	0.039	0.79	0.78	0.84
235	0.806	0.038	0.81	0.84	0.79
236	0.806	0.038	0.81	0.84	0.79
237	0.806	0.038	0.81	0.84	0.79
238	0.806	0.034	0.8	0.84	0.78
239	0.806	0.034	0.8	0.84	0.78
240	0.806	0.034	0.8	0.84	0.78
241	0.806	0.036	0.8	0.85	0.77
242	0.806	0.036	0.8	0.85	0.77
243	0.806	0.036	0.8	0.85	0.77
244	0.806	0.039	0.8	0.84	0.78
245	0.806	0.028	0.77	0.73	0.9
246	0.806	0.039	0.8	0.84	0.78
247	0.806	0.028	0.77	0.73	0.9
248	0.806	0.039	0.8	0.84	0.78
249	0.806	0.028	0.77	0.73	0.9
250	0.806	0.038	0.81	0.85	0.79
251	0.806	0.038	0.81	0.85	0.79
252	0.806	0.038	0.81	0.85	0.79
253	0.805	0.018	0.81	0.84	0.79

254	0.805	0.018	0.81	0.84	0.79
255	0.805	0.018	0.81	0.84	0.79
256	0.804	0.032	0.8	0.86	0.75
257	0.804	0.032	0.8	0.86	0.75
258	0.804	0.032	0.8	0.86	0.75
259	0.804	0.03	0.81	0.86	0.77
260	0.804	0.03	0.81	0.86	0.77
261	0.804	0.03	0.81	0.86	0.77
262	0.804	0.044	0.77	0.91	0.62
263	0.804	0.044	0.77	0.91	0.62
264	0.804	0.044	0.77	0.91	0.62
265	0.804	0.04	0.8	0.85	0.77
266	0.804	0.04	0.8	0.85	0.77
267	0.804	0.04	0.8	0.85	0.77
268	0.804	0.04	0.8	0.84	0.77
269	0.804	0.04	0.8	0.84	0.77
270	0.804	0.04	0.8	0.84	0.77
271	0.804	0.037	0.81	0.85	0.77
272	0.804	0.037	0.81	0.85	0.77
273	0.804	0.037	0.81	0.85	0.77
274	0.804	0.039	0.8	0.84	0.78
275	0.804	0.039	0.8	0.84	0.78
276	0.804	0.039	0.8	0.84	0.78
277	0.803	0.023	0.81	0.82	0.82
278	0.803	0.023	0.81	0.82	0.82
279	0.803	0.023	0.81	0.82	0.82
280	0.803	0.035	0.81	0.85	0.78
281	0.803	0.035	0.81	0.85	0.78
282	0.803	0.035	0.81	0.85	0.78
283	0.803	0.04	0.8	0.83	0.78
284	0.803	0.04	0.8	0.83	0.78
285	0.803	0.04	0.8	0.83	0.78
286	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
287	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
288	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
289	0.803	0.036	0.8	0.85	0.77
290	0.803	0.036	0.8	0.85	0.77
291	0.803	0.036	0.8	0.85	0.77
292	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
293	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
294	0.803	0.038	0.8	0.84	0.78
295	0.802	0.039	0.8	0.84	0.78
296	0.802	0.039	0.8	0.84	0.78
297	0.802	0.039	0.8	0.84	0.78
298	0.802	0.032	0.78	0.88	0.69

299	0.802	0.032	0.78	0.88	0.69
300	0.802	0.032	0.78	0.88	0.69
301	0.802	0.037	0.8	0.83	0.79
302	0.802	0.037	0.8	0.83	0.79
303	0.802	0.037	0.8	0.83	0.79
304	0.802	0.041	0.79	0.84	0.76
305	0.802	0.041	0.79	0.84	0.76
306	0.802	0.041	0.79	0.84	0.76
307	0.802	0.036	0.81	0.85	0.77
308	0.802	0.038	0.8	0.86	0.74
309	0.802	0.036	0.81	0.85	0.77
310	0.802	0.038	0.8	0.86	0.74
311	0.802	0.036	0.81	0.85	0.77
312	0.802	0.038	0.8	0.86	0.74
313	0.802	0.037	0.8	0.84	0.77
314	0.802	0.037	0.8	0.84	0.77
315	0.802	0.037	0.8	0.84	0.77
316	0.802	0.036	0.81	0.85	0.78
317	0.802	0.036	0.81	0.85	0.78
318	0.802	0.036	0.81	0.85	0.78
319	0.802	0.041	0.79	0.85	0.73
320	0.802	0.041	0.79	0.85	0.73
321	0.802	0.041	0.79	0.85	0.73
322	0.802	0.038	0.81	0.85	0.78
323	0.802	0.038	0.81	0.85	0.78
324	0.802	0.038	0.81	0.85	0.78
325	0.802	0.037	0.8	0.84	0.78
326	0.802	0.037	0.8	0.84	0.78
327	0.802	0.037	0.8	0.84	0.78
328	0.801	0.04	0.81	0.84	0.79
329	0.801	0.04	0.81	0.84	0.79
330	0.801	0.04	0.81	0.84	0.79
331	0.801	0.038	0.81	0.85	0.79
332	0.801	0.038	0.81	0.85	0.79
333	0.801	0.038	0.81	0.85	0.79
334	0.801	0.038	0.8	0.84	0.78
335	0.801	0.038	0.8	0.84	0.78
336	0.801	0.038	0.8	0.84	0.78
337	0.801	0.04	0.8	0.79	0.84
338	0.801	0.04	0.8	0.79	0.84
339	0.801	0.04	0.8	0.79	0.84
340	0.801	0.036	0.79	0.83	0.77
341	0.801	0.036	0.79	0.83	0.77
342	0.801	0.036	0.79	0.83	0.77
343	0.801	0.031	0.79	0.84	0.77

344	0.801	0.031	0.79	0.84	0.77
345	0.801	0.031	0.79	0.84	0.77
346	0.801	0.038	0.8	0.86	0.74
347	0.801	0.038	0.8	0.86	0.74
348	0.801	0.038	0.8	0.86	0.74
349	0.801	0.04	0.79	0.84	0.76
350	0.801	0.043	0.76	0.89	0.63
351	0.801	0.04	0.79	0.84	0.76
352	0.801	0.043	0.76	0.89	0.63
353	0.801	0.04	0.79	0.84	0.76
354	0.801	0.043	0.76	0.89	0.63
355	0.801	0.038	0.79	0.83	0.77
356	0.801	0.038	0.8	0.84	0.77
357	0.801	0.038	0.79	0.83	0.77
358	0.801	0.038	0.8	0.84	0.77
359	0.801	0.038	0.79	0.83	0.77
360	0.801	0.038	0.8	0.84	0.77
361	0.801	0.032	0.8	0.84	0.78
362	0.801	0.032	0.8	0.84	0.78
363	0.801	0.032	0.8	0.84	0.78
364	0.8	0.037	0.79	0.83	0.77
365	0.8	0.037	0.79	0.83	0.77
366	0.8	0.037	0.79	0.83	0.77
367	0.8	0.037	0.81	0.84	0.8
368	0.8	0.037	0.81	0.84	0.8
369	0.8	0.037	0.81	0.84	0.8
370	0.8	0.037	0.79	0.83	0.76
371	0.8	0.037	0.79	0.83	0.76
372	0.8	0.037	0.79	0.83	0.76
373	0.799	0.04	0.81	0.84	0.79
374	0.799	0.04	0.81	0.84	0.79
375	0.799	0.04	0.81	0.84	0.79
376	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
377	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
378	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
379	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
380	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
381	0.799	0.036	0.79	0.83	0.77
382	0.799	0.037	0.79	0.79	0.83
383	0.799	0.037	0.79	0.79	0.83
384	0.799	0.037	0.79	0.79	0.83
385	0.799	0.043	0.78	0.81	0.78
386	0.799	0.043	0.78	0.81	0.78
387	0.799	0.043	0.78	0.81	0.78
388	0.799	0.03	0.81	0.82	0.83

389	0.799	0.03	0.81	0.82	0.83
390	0.799	0.03	0.81	0.82	0.83
391	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
392	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
393	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
394	0.798	0.036	0.79	0.83	0.76
395	0.798	0.036	0.79	0.83	0.76
396	0.798	0.036	0.79	0.83	0.76
397	0.798	0.037	0.79	0.83	0.76
398	0.798	0.037	0.79	0.83	0.76
399	0.798	0.037	0.79	0.83	0.76
400	0.798	0.037	0.79	0.79	0.82
401	0.798	0.037	0.79	0.79	0.82
402	0.798	0.037	0.79	0.79	0.82
403	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
404	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
405	0.798	0.036	0.79	0.83	0.77
406	0.797	0.035	0.79	0.83	0.77
407	0.797	0.035	0.79	0.83	0.77
408	0.797	0.035	0.79	0.83	0.77
409	0.797	0.037	0.79	0.83	0.77
410	0.797	0.037	0.79	0.83	0.77
411	0.797	0.037	0.79	0.83	0.77
412	0.797	0.019	0.82	0.85	0.8
413	0.797	0.019	0.82	0.85	0.8
414	0.797	0.019	0.82	0.85	0.8
415	0.797	0.052	0.77	0.73	0.91
416	0.797	0.052	0.77	0.73	0.91
417	0.797	0.052	0.77	0.73	0.91
418	0.797	0.04	0.8	0.83	0.79
419	0.797	0.04	0.8	0.83	0.79
420	0.797	0.04	0.8	0.83	0.79
421	0.796	0.035	0.8	0.78	0.87
422	0.796	0.035	0.8	0.78	0.87
423	0.796	0.035	0.8	0.78	0.87
424	0.795	0.043	0.78	0.74	0.9
425	0.795	0.043	0.78	0.74	0.9
426	0.795	0.043	0.78	0.74	0.9
427	0.794	0.029	0.82	0.84	0.81
428	0.794	0.029	0.82	0.84	0.81
429	0.794	0.029	0.82	0.84	0.81
430	0.791	0.027	0.78	0.76	0.85
431	0.791	0.027	0.78	0.76	0.85
432	0.791	0.027	0.78	0.76	0.85
433	0.787	0.029	0.47	0	0

434	0.787	0.029	0.47	0	0
435	0.787	0.029	0.47	0	0
436	0.786	0.035	0.78	0.84	0.72
437	0.786	0.035	0.78	0.84	0.72
438	0.786	0.035	0.78	0.84	0.72
439	0.786	0.035	0.78	0.83	0.73
440	0.786	0.035	0.78	0.83	0.73
441	0.786	0.035	0.78	0.83	0.73
442	0.785	0.035	0.78	0.86	0.72
443	0.785	0.032	0.53	0.53	1
444	0.785	0.035	0.78	0.86	0.72
445	0.785	0.032	0.53	0.53	1
446	0.785	0.035	0.78	0.86	0.72
447	0.785	0.032	0.53	0.53	1
448	0.785	0.036	0.78	0.85	0.72
449	0.785	0.036	0.78	0.85	0.72
450	0.785	0.036	0.78	0.85	0.72
451	0.785	0.036	0.77	0.82	0.73
452	0.785	0.036	0.77	0.82	0.73
453	0.785	0.036	0.77	0.82	0.73
454	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
455	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
456	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
457	0.784	0.035	0.77	0.86	0.69
458	0.784	0.035	0.77	0.86	0.69
459	0.784	0.035	0.77	0.86	0.69
460	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
461	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
462	0.784	0.034	0.78	0.83	0.73
463	0.784	0.037	0.78	0.85	0.72
464	0.784	0.037	0.76	0.86	0.66
465	0.784	0.037	0.78	0.85	0.72
466	0.784	0.037	0.76	0.86	0.66
467	0.784	0.037	0.78	0.85	0.72
468	0.784	0.037	0.76	0.86	0.66
469	0.784	0.035	0.78	0.84	0.72
470	0.784	0.035	0.78	0.84	0.72
471	0.784	0.035	0.78	0.84	0.72
472	0.784	0.033	0.78	0.84	0.73
473	0.784	0.033	0.78	0.84	0.73
474	0.784	0.033	0.78	0.84	0.73
475	0.784	0.035	0.78	0.83	0.73
476	0.784	0.035	0.78	0.83	0.73
477	0.784	0.035	0.78	0.83	0.73
478	0.783	0.037	0.78	0.86	0.7

479	0.783	0.037	0.78	0.86	0.7
480	0.783	0.037	0.78	0.86	0.7
481	0.783	0.032	0.78	0.84	0.72
482	0.783	0.032	0.78	0.84	0.72
483	0.783	0.032	0.78	0.84	0.72
484	0.783	0.038	0.78	0.83	0.73
485	0.783	0.036	0.77	0.84	0.71
486	0.783	0.038	0.78	0.83	0.73
487	0.783	0.036	0.77	0.84	0.71
488	0.783	0.038	0.78	0.83	0.73
489	0.783	0.036	0.77	0.84	0.71
490	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
491	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
492	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
493	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
494	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
495	0.783	0.037	0.78	0.85	0.72
496	0.783	0.036	0.77	0.86	0.69
497	0.783	0.038	0.77	0.89	0.65
498	0.783	0.036	0.77	0.86	0.69
499	0.783	0.038	0.77	0.89	0.65
500	0.783	0.036	0.77	0.86	0.69
501	0.783	0.038	0.77	0.89	0.65
502	0.783	0.035	0.77	0.82	0.74
503	0.783	0.035	0.77	0.82	0.74
504	0.783	0.035	0.77	0.82	0.74
505	0.783	0.036	0.77	0.88	0.66
506	0.783	0.036	0.77	0.88	0.66
507	0.783	0.036	0.77	0.88	0.66
508	0.783	0.035	0.78	0.84	0.73
509	0.783	0.035	0.78	0.84	0.73
510	0.783	0.035	0.78	0.84	0.73
511	0.783	0.034	0.78	0.83	0.73
512	0.783	0.038	0.77	0.79	0.78
513	0.783	0.034	0.78	0.83	0.73
514	0.783	0.038	0.77	0.79	0.78
515	0.783	0.034	0.78	0.83	0.73
516	0.783	0.038	0.77	0.79	0.78
517	0.783	0.035	0.77	0.85	0.69
518	0.783	0.035	0.77	0.85	0.69
519	0.783	0.035	0.77	0.85	0.69
520	0.783	0.035	0.78	0.83	0.73
521	0.783	0.035	0.78	0.83	0.73
522	0.783	0.035	0.78	0.83	0.73
523	0.783	0.037	0.78	0.83	0.73

524	0.783	0.037	0.78	0.83	0.73
525	0.783	0.037	0.78	0.83	0.73
526	0.782	0.035	0.77	0.82	0.73
527	0.782	0.035	0.77	0.82	0.73
528	0.782	0.035	0.77	0.82	0.73
529	0.782	0.038	0.53	0.53	1
530	0.782	0.038	0.53	0.53	1
531	0.782	0.038	0.53	0.53	1
532	0.782	0.035	0.78	0.84	0.73
533	0.782	0.035	0.78	0.84	0.73
534	0.782	0.035	0.78	0.84	0.73
535	0.782	0.036	0.78	0.85	0.72
536	0.782	0.036	0.78	0.85	0.72
537	0.782	0.036	0.78	0.85	0.72
538	0.781	0.031	0.76	0.85	0.67
539	0.781	0.031	0.76	0.85	0.67
540	0.781	0.031	0.76	0.85	0.67
541	0.781	0.043	0.76	0.77	0.79
542	0.781	0.043	0.76	0.77	0.79
543	0.781	0.043	0.76	0.77	0.79
544	0.781	0.036	0.78	0.83	0.73
545	0.781	0.036	0.78	0.83	0.73
546	0.781	0.036	0.78	0.83	0.73
547	0.781	0.036	0.77	0.82	0.74
548	0.781	0.036	0.77	0.82	0.74
549	0.781	0.036	0.77	0.82	0.74
550	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
551	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
552	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
553	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
554	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
555	0.781	0.035	0.78	0.85	0.72
556	0.781	0.038	0.78	0.84	0.73
557	0.781	0.038	0.78	0.84	0.73
558	0.781	0.038	0.78	0.84	0.73
559	0.781	0.032	0.77	0.81	0.74
560	0.781	0.032	0.77	0.81	0.74
561	0.781	0.032	0.77	0.81	0.74
562	0.78	0.035	0.76	0.86	0.67
563	0.78	0.035	0.76	0.86	0.67
564	0.78	0.035	0.76	0.86	0.67
565	0.779	0.034	0.73	0.69	0.9
566	0.779	0.034	0.73	0.69	0.9
567	0.779	0.034	0.73	0.69	0.9
568	0.779	0.034	0.77	0.82	0.74

569	0.779	0.034	0.77	0.82	0.74
570	0.779	0.034	0.77	0.82	0.74
571	0.778	0.033	0.78	0.86	0.71
572	0.778	0.033	0.78	0.86	0.71
573	0.778	0.033	0.78	0.86	0.71
574	0.778	0.034	0.78	0.84	0.72
575	0.778	0.034	0.78	0.84	0.72
576	0.778	0.034	0.78	0.84	0.72
577	0.778	0.035	0.76	0.87	0.66
578	0.778	0.035	0.76	0.87	0.66
579	0.778	0.035	0.76	0.87	0.66
580	0.778	0.036	0.76	0.84	0.68
581	0.778	0.036	0.76	0.84	0.68
582	0.778	0.036	0.76	0.84	0.68
583	0.778	0.024	0.53	0.53	1
584	0.778	0.024	0.53	0.53	1
585	0.778	0.024	0.53	0.53	1
586	0.778	0.033	0.77	0.81	0.74
587	0.778	0.034	0.77	0.87	0.67
588	0.778	0.033	0.77	0.81	0.74
589	0.778	0.034	0.77	0.87	0.67
590	0.778	0.033	0.77	0.81	0.74
591	0.778	0.034	0.77	0.87	0.67
592	0.778	0.033	0.78	0.85	0.72
593	0.778	0.033	0.78	0.85	0.72
594	0.778	0.033	0.78	0.85	0.72
595	0.777	0.032	0.76	0.8	0.75
596	0.777	0.032	0.76	0.8	0.75
597	0.777	0.032	0.76	0.8	0.75
598	0.777	0.032	0.78	0.83	0.73
599	0.777	0.032	0.78	0.83	0.73
600	0.777	0.032	0.78	0.83	0.73
601	0.777	0.035	0.47	0	0
602	0.777	0.035	0.47	0	0
603	0.777	0.035	0.47	0	0
604	0.777	0.035	0.78	0.84	0.72
605	0.777	0.035	0.78	0.84	0.72
606	0.777	0.035	0.78	0.84	0.72
607	0.777	0.03	0.78	0.84	0.72
608	0.777	0.03	0.78	0.84	0.72
609	0.777	0.03	0.78	0.84	0.72
610	0.775	0.031	0.78	0.85	0.72
611	0.775	0.031	0.78	0.85	0.72
612	0.775	0.031	0.78	0.85	0.72
613	0.775	0.039	0.76	0.77	0.79

614	0.775	0.039	0.76	0.77	0.79
615	0.775	0.039	0.76	0.77	0.79
616	0.774	0.034	0.78	0.83	0.72
617	0.774	0.036	0.77	0.85	0.7
618	0.774	0.034	0.78	0.83	0.72
619	0.774	0.036	0.77	0.85	0.7
620	0.774	0.034	0.78	0.83	0.72
621	0.774	0.036	0.77	0.85	0.7
622	0.774	0.016	0.77	0.8	0.76
623	0.774	0.016	0.77	0.8	0.76
624	0.774	0.016	0.77	0.8	0.76
625	0.774	0.031	0.74	0.93	0.55
626	0.774	0.031	0.74	0.93	0.55
627	0.774	0.031	0.74	0.93	0.55
628	0.773	0.035	0.48	0.9	0.03
629	0.773	0.035	0.48	0.9	0.03
630	0.773	0.035	0.48	0.9	0.03
631	0.772	0.038	0.47	0.8	0.01
632	0.772	0.038	0.47	0.8	0.01
633	0.772	0.038	0.47	0.8	0.01
634	0.772	0.039	0.53	0.53	1
635	0.772	0.039	0.53	0.53	1
636	0.772	0.039	0.53	0.53	1
637	0.772	0.036	0.77	0.79	0.78
638	0.772	0.036	0.77	0.79	0.78
639	0.772	0.036	0.77	0.79	0.78
640	0.77	0.043	0.53	0.53	1
641	0.77	0.043	0.53	0.53	1
642	0.77	0.043	0.53	0.53	1
643	0.77	0.032	0.71	0.66	0.96
644	0.77	0.032	0.71	0.66	0.96
645	0.77	0.032	0.71	0.66	0.96
646	0.754	0.042	0.53	0.53	1
647	0.754	0.042	0.53	0.53	1
648	0.754	0.042	0.53	0.53	1

Tabella 6.10: risultati Neural Network ottenuti con le combinazioni di parametri della tabella 6.9. La riga 1 della tabella corrisponde alla combinazione di parametri della riga 1 della tabella 6.9 e di conseguenza tutte le altre righe.

I migliori risultati ottenuti per i due modelli sono riportati nella tabella 6.11.

Modello	mean accuracy	std accuracy	accuracy test	precision test	recall test	params
Neural Netork	0.823	0.019	0.81	0.85	0.8	{'alpha': 0.5, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'hidden_layer_sizes': (100, 50, 10), 'learning_rate': 'constant', 'learning_rate_init': 0.001, 'max_iter': 10000, 'random_state': 42}
Random Forest	0.814	0.027	0.82	0.85	0.8	{'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'max_features': 'sqrt', 'min_impurity_decrease': 0.001, 'n_estimators': 2000, 'random_state': 42}

Tabella 6.11: risultati Neural Network e Random Forest solo con feature del CN

I dati mostrano che i due modelli sono in grado di raggiungere una precisione e accuratezza molto elevati cioè già maggiori dell'80%. Inoltre, limitandosi alle sole features calcolate con i segnali provenienti dal CN, c'è una perdita di accuratezza di circa 5-10%.

In un secondo esperimento, è stato utilizzato il miglior modello (RandomForest su tutte le features e con i parametri sopra indicati) per predire le labels di tutto il dataset (sia i dati usati per il training che quelli adoperati per il test). Le predizioni sono state divise per punta e ordinate in ordine crescente di timestamp. Nelle figure che seguono, in rosso sono riportate le labels calcolate, mentre in blu sono riportate le predizioni fatte dal modello. Sono anche riportate le confusion matrix relative. L'esperimento è stato eseguito considerando le due modalità di generazione delle labels (quella a partire dalla VB e quella a partire dal wear Level). I dati mostrano che, con le soglie scelte, le labels calcolate con la VB sono più "conservatrici", cioè tendono a indicare l'usura dell'utensile prima durante il ciclo di vita dell'utensile, rispetto alle labels calcolate con wear Level. I dati mostrano che, in entrambi i casi, il numero di falsi positivi e falsi negativi è contenuto rispetto al numero di misurazioni effettuate.

Calcolo delle labels con **VB**

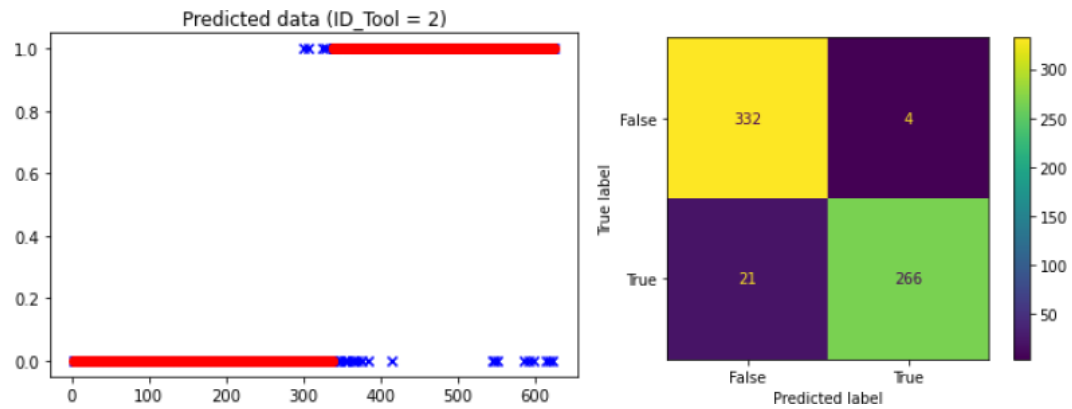


Figura 6.14: calcolo VB con label in rosso e blu e confusion matrix per il Tool 2

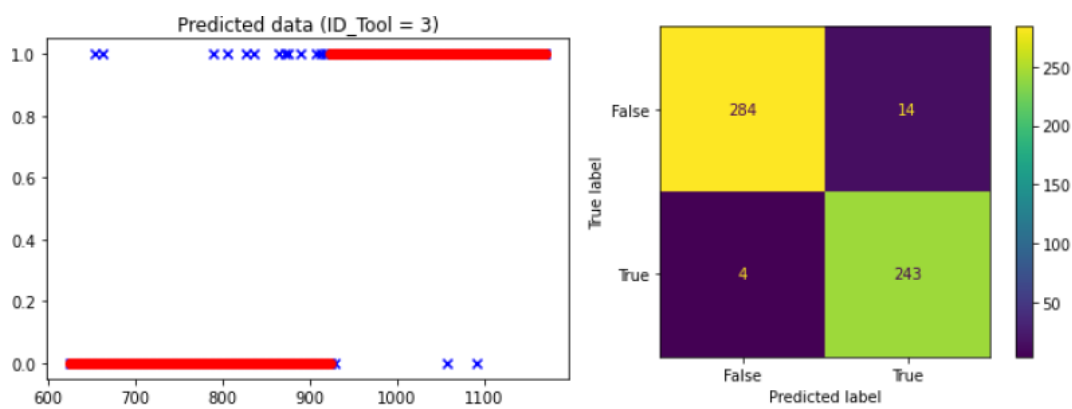


Figura 6.15: calcolo VB con label in rosso e blu e confusion matrix per il Tool 3

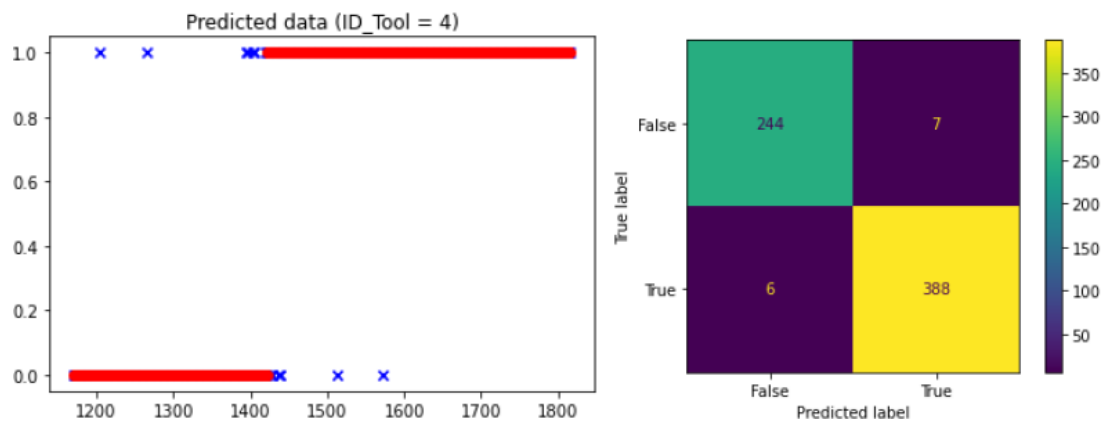


Figura 6.16: calcolo VB con label in rosso e blu e confusion matrix per il Tool 4

Calcolo delle label con **wear Level**

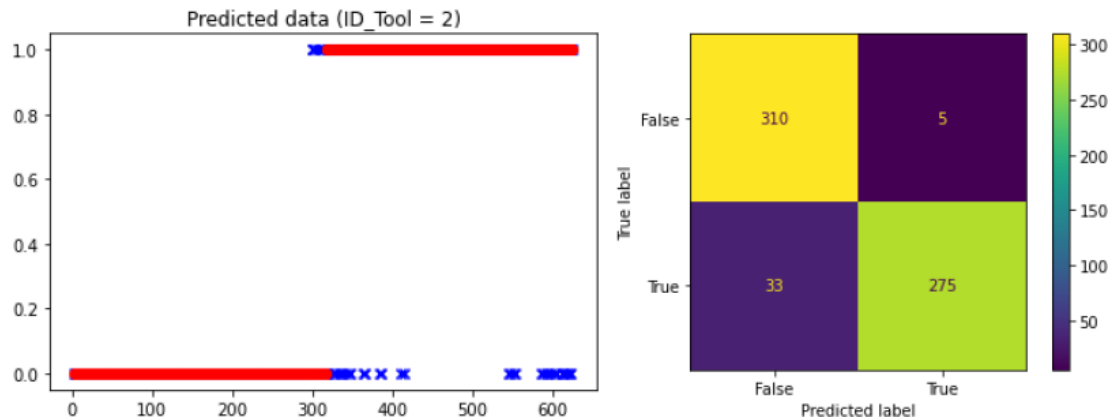


Figura 6.17: calcolo wear level con label in rosso e blu e confusion matrix per il Tool 2

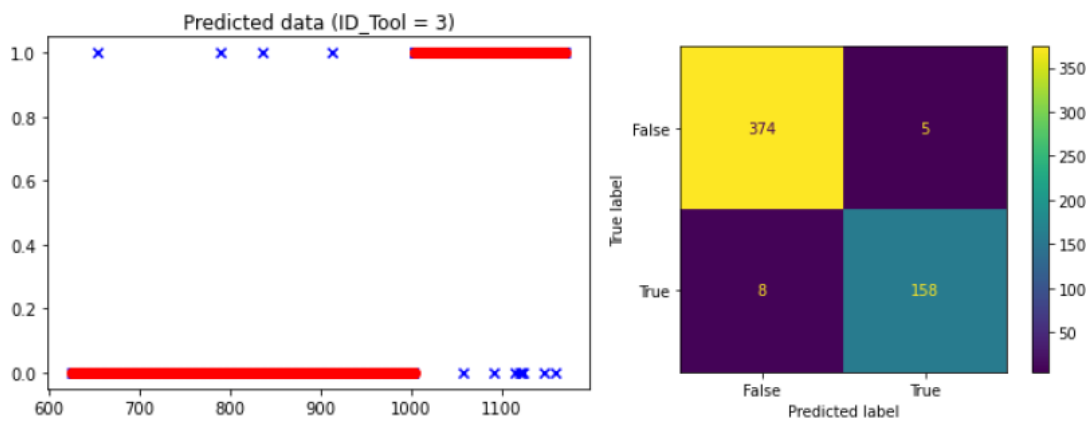


Figura 6.18: calcolo wear level con label in rosso e blu e confusion matrix per il Tool 3

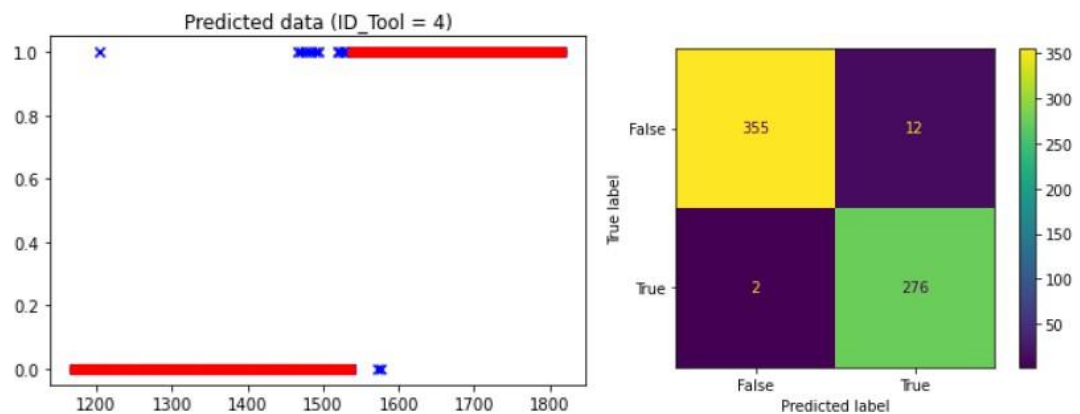


Figura 6.19: calcolo wear level con label in rosso e blu e confusion matrix per il Tool 4

I risultati ottenuti sono incoraggianti e dimostrano la fattibilità di ottenere un buon classificatore con le feature attualmente a disposizione. Si è deciso di estendere il lavoro fin qui ottenuto con le seguenti prove:

-
- ripetere gli esperimenti usando come threshold $VB \geq 0.16$ per la generazione delle labels binarie;
 - ripetere gli esperimenti allargando il dataset con i nuovi dati raccolti;
 - ripetere l'analisi su tre classi: non usurato – mediamente usurato – molto usurato, per dare un'informazione più accurata all'operatore.

6.2.2 Secondo test misura on-line

Il lavoro di analisi dati è stato svolto al fine di ottenere un classificatore a tre classi (non usurato, parzialmente usurato, molto usurato). Il dataset è stato ricavato dai dati raccolti dai 4 esperimenti completi al momento dell'analisi (quelli con ID_Tool 2, 3, 4 e 1006), per un totale di 2268 misure per 60 feature. Le labels usate per il training e lo scoring dei modelli sono state calcolate a partire dai 37 record salvati nella tabella AdvancedToolCheck.

6.2.2.1 Generazione Labels

Prima di effettuare la suddivisione tra training set e dataset, ad ogni misura sono state associate tre labels calcolate usando i valori di VB registrati. Per calcolare queste labels, a partire dai dati inseriti manualmente nella tabella AdvancedToolCheck, è stata seguita la seguente procedura:

- i dati sono stati suddivisi sulla base di ID_Tool (identificativo del seriale dell'utensile in uso), in modo che ogni gruppo rappresentasse un esperimento;
- il gruppo è stato ordinato per timestamp;
- alla prima misura del gruppo è stato assegnato il valore 0 per la VB (dato dall'assunzione che la punta sia nuova all'inizio dell'esperimento);
- all'ultima misura del gruppo è stato assegnato il valore 0.2 per la VB (dato dall'assunzione che la punta sia completamente usurata alla fine dell'esperimento);
- per calcolare le restanti label è stata fatta un'interpolazione lineare usando le label iniziali e finali e i valori riportati in AdvancedToolCheck per quella specifica punta;

La definizione della label è calcolata a partire dal valore di VB come segue:

- 0 – Non usurata: il valore della VB è < 0.16 ;
- 1 – parzialmente usurata: il valore della VB è compreso nell'intervallo $[0.16, 0.185)$;
- 2 – molto usurata: il valore della VB è ≥ 0.185

6.2.2.2 Risultati

Dalle precedenti analisi era emerso come il modello RandomForest (con parametri {'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 50, 'random_state': 42}) fosse un buon candidato per la classificazione oggetto dell'analisi. Pertanto, nella prima fase dell'analisi è stato utilizzato lo stesso modello sui dati disponibili. Questa analisi ha evidenziato come il modello sia un buon classificatore sui dati di un singolo esperimento, cioè sui dati di una punta, ma sia un cattivo predittore per i dati di esperimenti diversi. Nella seconda fase dell'analisi si è quindi investigato più nel dettaglio se ci fossero differenze sostanziali tra i dati raccolti tra un esperimento ed un altro.

Gli esperimenti sotto riportati sono stati effettuati utilizzando tutte le 60 features a disposizione.

6.2.2.2.1 Test con dataset su singola punta

I dati degli esperimenti effettuati sono stati presi separatamente, una punta alla volta. Per ognuno di questi dataset i dati sono stati separati in training set (80% dei dati) e il test set (20% dei dati). Il test ha l'obiettivo di determinare se il modello è un buon classificatore sui dati di una singola punta. Il modello è stato quindi addestrato sul training set e valutato sui dati di test.

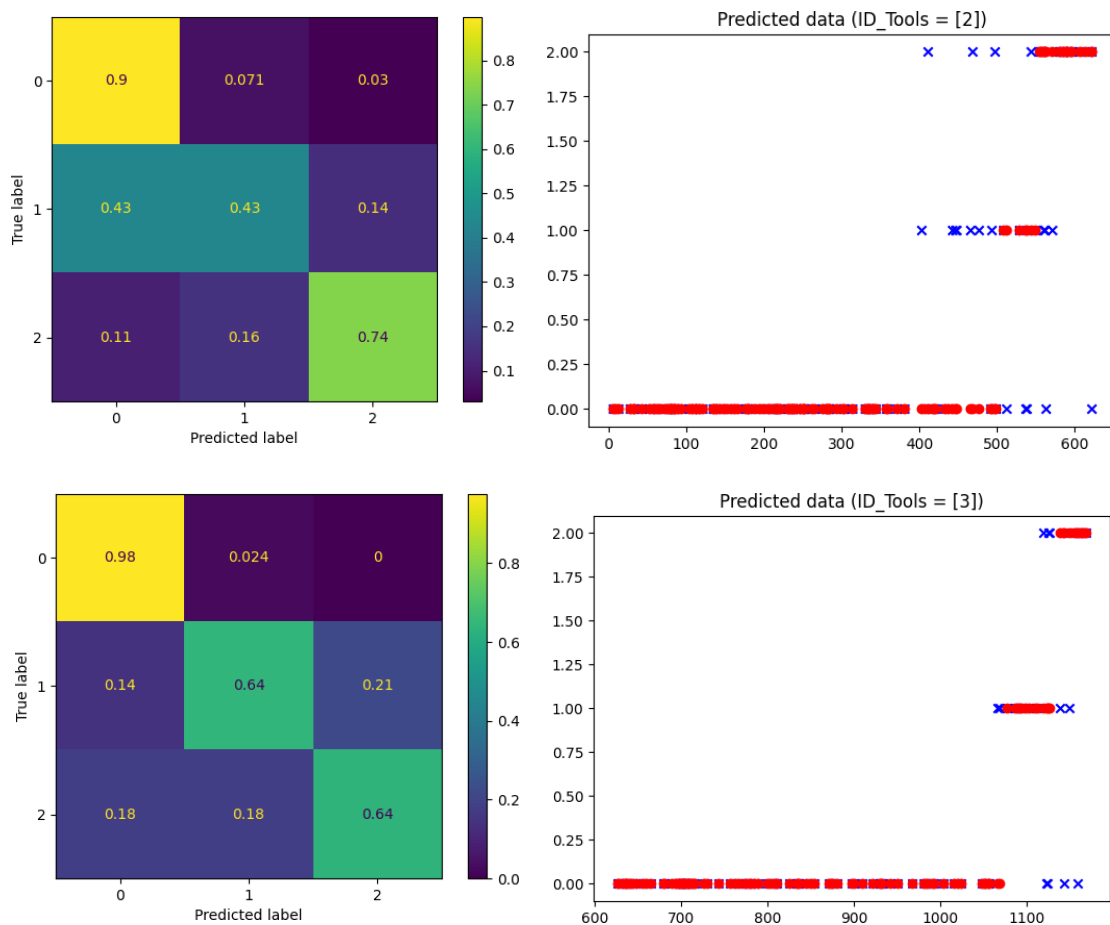
Parametri per il modello di training per le punte ID [2], ID [3], ID [4], ID [1006]:
{ 'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 50, 'random_state': 42 }

Nella tabella 6.12 si vedono i risultati.

ID Punta	Accuratezza (%)	Precisione (%)	Recall (%)
2	85	65	69
3	90	78	75
4	91	83	84
1006	90	71	62

Tabella 6.12: risultati Random Forest con data set su singola punta

Di seguito è rappresentata la confusion matrix e il grafico delle predizioni fatte (in rosso le labels calcolate, in blu quelle predette dall'algoritmo) per la punta con ID=2, ID=3, ID=4, ID=1006. Nella confusion matrix i numeri sono le percentuali rispetto al numero totale riga per riga (figura 6.20)



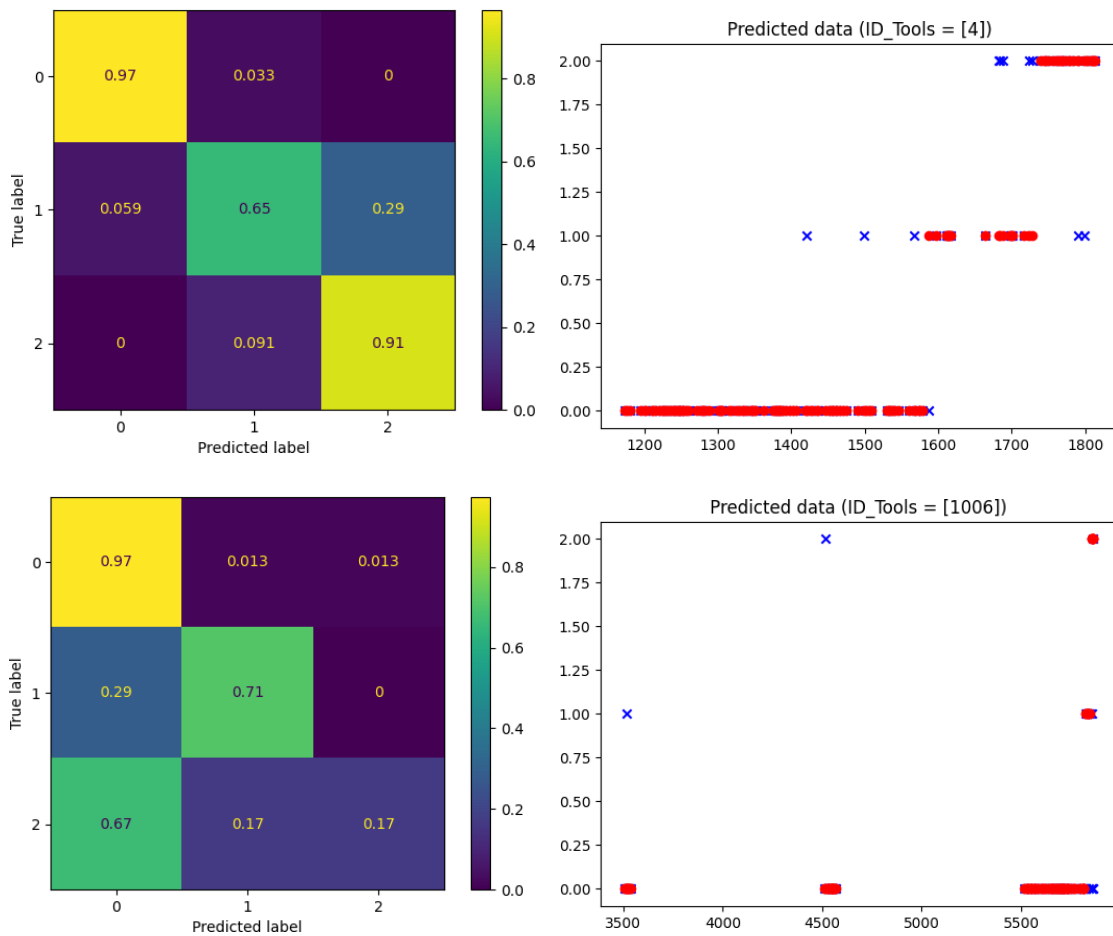


Figura 6.20: esempio confusion matrix e la predizione dell'utensile 2-3-4-1006

6.2.2.2.2 Test con dataset su punte multiple

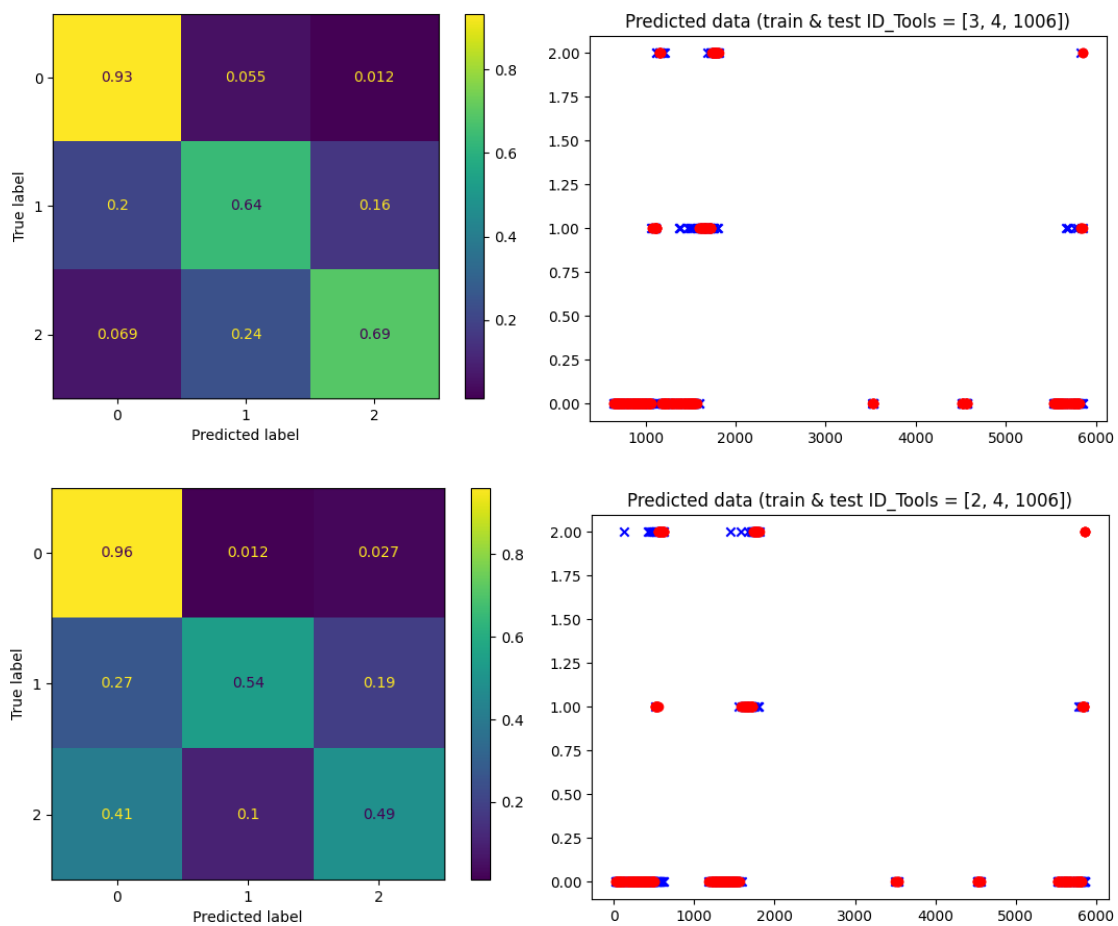
Nel secondo esperimento il dataset è costituito dai dati di 4 punte per volta. Per ognuno di questi dataset i dati sono stati separati in training set (80% dei dati) e il test set (20% dei dati). Il test ha l'obiettivo di determinare se il modello è un buon classificatore sui dati di più punte. Il modello è stato quindi addestrato sul training set e valutato sui dati di test. Parametri per il modello di training per le punte ID [3-4-1006], ID [2-4-1006], ID [2-3-1006], ID [2-3-4]: {'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 50, 'random_state': 42}

Nella tabella 6.13 si vedono i risultati.

ID Punte	Accuratezza (%)	Precisione (%)	Recall (%)
3, 4, 1006	87	73	75
2, 4, 1006	85	74	66
2, 3, 1006	72	54	67
2, 3, 4	84	72	74

Tabella 6.13: risultati Random Forest con data set su punte multiple

Di seguito è rappresentata le confusion matrix e il grafico delle predizioni fatte (in rosso le labels calcolate, in blu quelle predette dall'algoritmo) per il dataset con ID_Punte 3-4-1006, ID_Punte 2-4-1006, ID_Punte 2-3-1006, ID_Punte 2-3-4, . Nella confusion matrix i numeri sono le percentuali rispetto al numero totale riga per riga (figura 6.21).



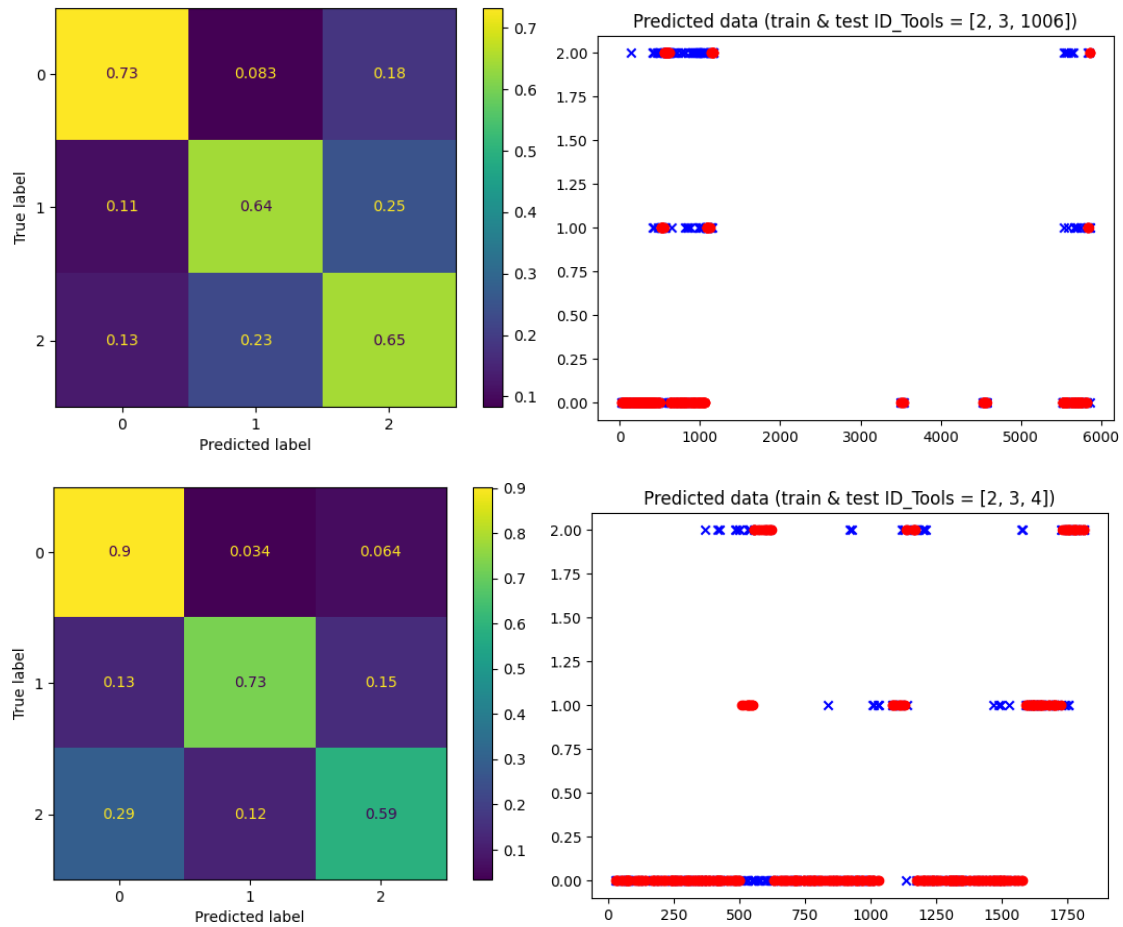


Figura 6.21: confusion matrix e la predizione degli utensili 3-4-1006, 2-4-1006, 2-3-1006, 2-3-4

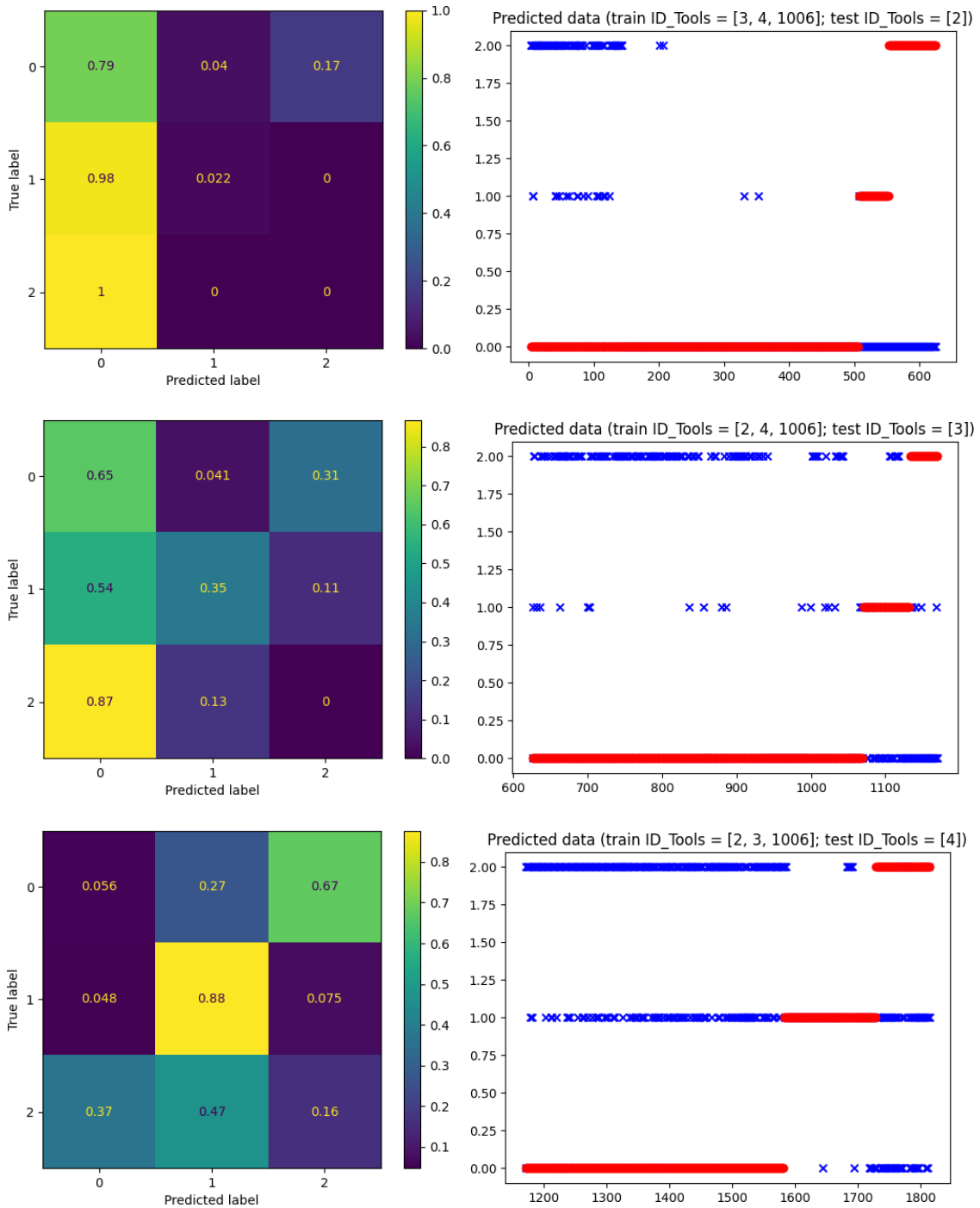
6.2.2.2.3 Test predizione su nuove punte

In questo terzo setup, il dataset è stato costruito prendendo i dati di 4 punte per volta come training set, e la restante punta come test set. L'obiettivo di questo esperimento è controllare se il modello addestrato su dati di certe punte fosse in grado di predire il comportamento di una punta mai vista prima. I risultati di accuratezza, precisione e sensibilità sono nella tabella 6.14.

ID Punta Test	ID punta Training	Accuratezza (%)	Precisione (%)	Recall (%)
2	3, 4, 1006	64	27	27
3	2, 4, 1006	57	43	33
4	2, 3, 1006	26	29	36
1006	2, 3, 4	64	29	24

Tabella 6.14: risultati Random Forest con data set su nuove punte

Di seguito sono rappresentate le confusion matrix e i grafici delle predizioni fatte (in rosso le labels calcolate, in blu quelle predette dall'algoritmo) usando come test le punte con ID=2, ID=3, ID=4, ID=1006. Nella confusion matrix i numeri sono le percentuali rispetto al numero totale riga per riga (figura 6.22).



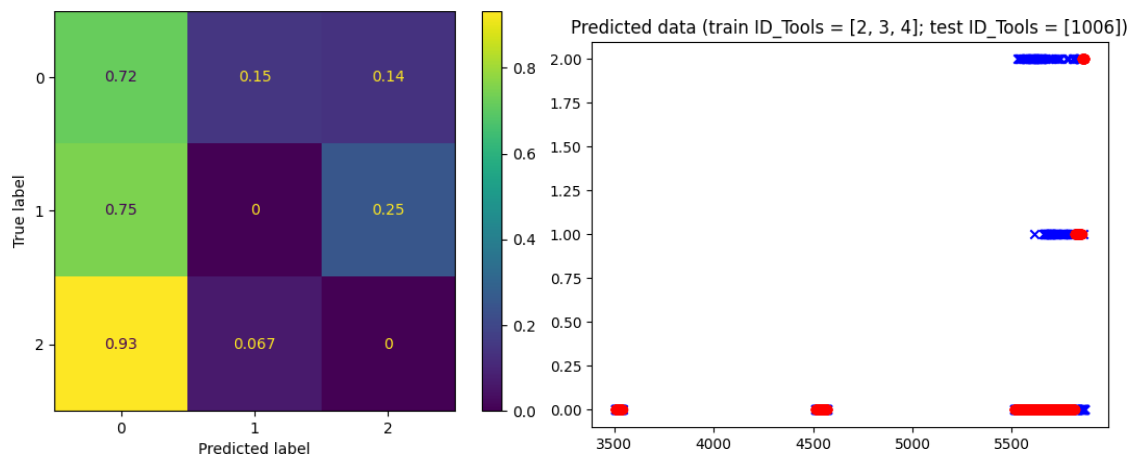


Figura 6.22: confusion matrix e la predizione degli utensili 2-3-4-1006.

Le osservazioni dei primi tre test sono diverse. Nel primo e secondo esperimento, in cui i dati relativi alle singole punte vanno parzialmente a finire nel training set, la risposta del modello è buona e i dati riportati mostrano una buona capacità di predizione. Gli errori commessi sono pochi e comunque solitamente vicini al desiderato. Ad esempio, in alcuni casi inizia a segnalare l'usura un po' prima del necessario, oppure sbaglia tra due labels vicine (cioè tra non usurata e poco usura o tra poco usurata e molto usurata). Quando però si escludono completamente i dati di una punta dai dati che vanno a comporre il training set, simulando in questo modo il caso reale in cui si va a fare classificazione su una nuova punta, i dati mostrano che le prestazioni calano. Questo risultato ha portato a domandarsi se il modello stesse facendo overfitting o se ci fossero effettivamente delle differenze significative tra i dati raccolti tra un esperimento e l'altro. Pertanto, si è investigato in questa direzione.

6.2.2.2.4 Analisi differenze tra dati di punte diverse

Al fine di capire meglio se ci fossero differenze tra le misure effettuate tra un esperimento e l'altro, sono stati creati dei grafici con i dati a disposizione, comparando i dati di ogni singola feature tra un esperimento e un altro. Per ogni feature sono stati creati due grafici: il primo mettendo sull'asse x il valore dell'indice della registrazione all'interno dell'esperimento di riferimento e il secondo mettendo sull'asse x il valore della VB calcolata. Di seguito sono riportate solo un sottoinsieme delle features ritenute rilevanti per spiegare l'analisi. Ogni grafico mostra in ordinata il valore della feature, in ascissa

l'indice della registrazione (grafici a sinistra x='position') oppure la VB della punta (grafici a destra x='VB'). I grafici con l'indice in ascissa permettono di vedere meglio l'evoluzione nel tempo del segnale, i grafici con la VB in ascissa permettono un confronto delle punte anche se il numero di fori fatti è diverso. I grafici sono rappresentati nelle figure 6.23-6.24-6.25-6.26.

POWER PLATEAU MEAN

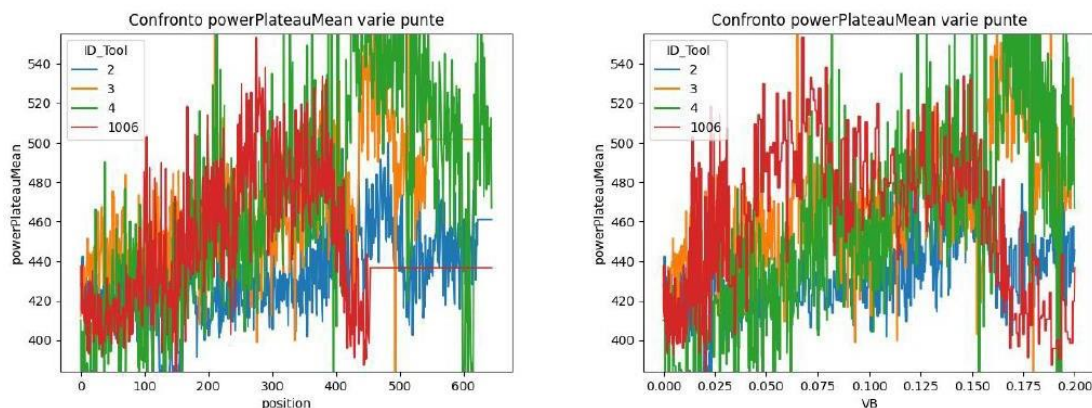


Figura 6.23: power plateau mean per indice di registrazione e VB.

POWER PLATEAU STANDARD

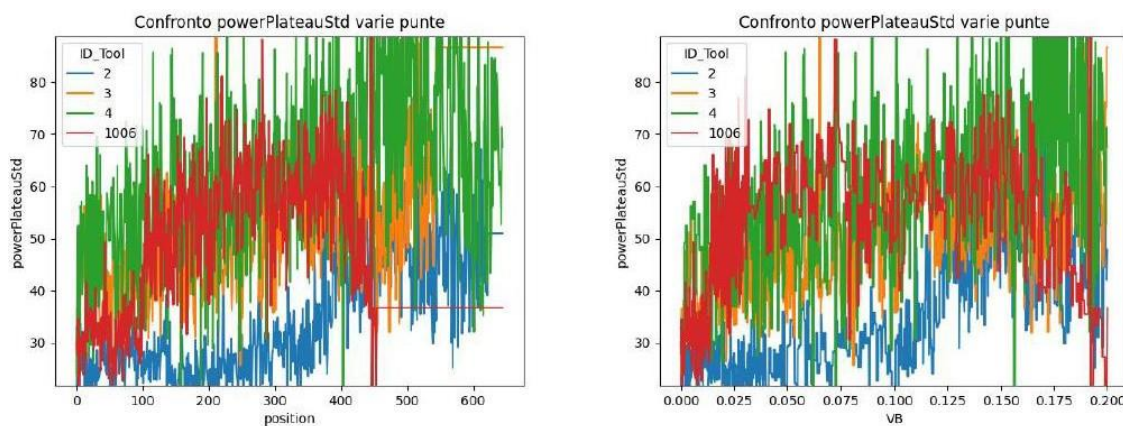


Figura 6.24: power plateau standard per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU MEAN

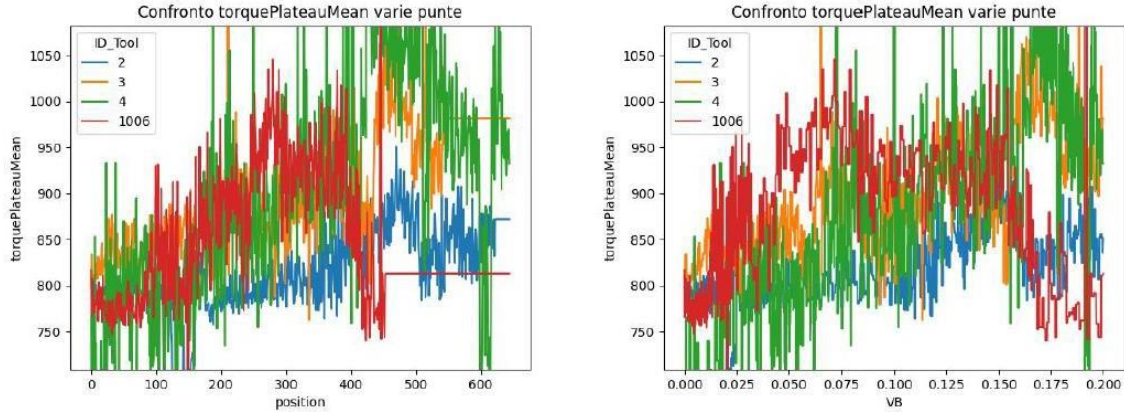


Figura 6.25: torque plateau mean per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU STANDARD

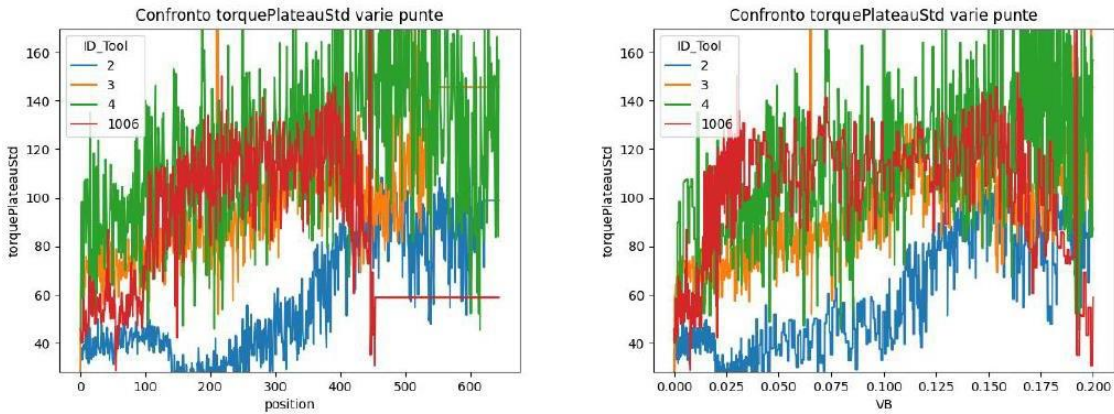


Figura 6.26: torque plateau standard per indice di registrazione e VB.

La prima informazione che si può notare, utilizzando il numero di registrazioni sull'asse x , è che gli esperimenti hanno una durata diversa. Questo potrebbe essere dovuto ad un diverso numero di fori per registrazione o a un'usura più rapida tra un esperimento ed un altro. Nel grafico con VB sull'asse x questo problema viene mitigato, avendo ogni esperimento, per effetto del meccanismo di calcolo delle VB, lo stesso range $[0, 0.2]$. Da questi grafici è comunque possibile osservare come le curve abbiano degli andamenti diversi tra un esperimento ed un altro e anche degli offset e range diversi sull'asse y .

6.2.2.2.5 Analisi estrazione features dai dati grezzi

Oltre ad avere indagato sui dati estratti è stato svolto un lavoro di analisi dati al fine di rivalutare le features estratte dai dati grezzi. I dati elaborati fanno riferimento alle punte 2, 3, 4, 1006. Gli obiettivi sono stati:

- determinare se l'algoritmo di estrazione delle features dai segnali del CNC riuscisse ad analizzare i segnali in modo efficace e se troppe registrazioni venissero scartate dall'algoritmo;
- capire se le features estratte descrivessero il segnale in modo completo o fosse necessario aggiungere o modificare le feature.

Prima di iniziare qualsiasi analisi sono stati suddivisi i dati grezzi delle registrazioni da CNC, punta per punta. Sono stati inoltre divisi i file per cui il DataPreprocessor non ha dato errori, dai file per cui il DataPreprocessor ha dato errore. Sono stati selezionati solo i file per cui il DataPreprocessor non ha dato errori e si sono presi i primi 100 file relativi alle prime perforazioni della punta e gli ultimi 100 file relativi alle ultime perforazioni della punta. I segnali sono stati allineati e sovrapposti per un confronto qualitativo. L'allineamento è stato fatto nello stesso modo con cui il DataPreprocessor individua l'intervallo di registrazione da considerare per l'estrazione delle features:

- sono stati eliminati i primi 2.8 secondi di registrazione, che sono il cambio di mandrino sul carosello;
- viene individuato il punto in cui il segnale si alza sopra il valore di 120.

L'obiettivo dell'analisi è individuare eventuali cambiamenti qualitativi nella forma del segnale tra prime ed ultime perforazioni e valutare se le features estratte bastano a descrivere il segnale. L'algoritmo finora usato dà per scontato che il segnale sia simile ad un'onda quadra, perciò estrae il plateau della prima perforazione e ne calcola:

1. media
2. deviazione standard
3. intervallo di tempo

Tuttavia i grafici evidenziano che nelle ultime registrazioni il “plateau” del segnale sia spesso inclinato, mentre le features elencate funzionano bene su segnali costanti nel tempo con aggiunta di rumore. Nei grafici successivi (6.27, 6.28, 6.29, 6.30, 6.31) raccolti punta per punta e rappresentanti la potenza, si vedono a sinistra i segnali grezzi relativi ai primi 100 file mentre a destra i dati relativi agli ultimi 100 file. Sulla y ci sono i valori di potenza segnalati dal mandrino, sulla x il tempo relativo in secondi, ogni riga verticale segnala il passaggio di 1 secondo.

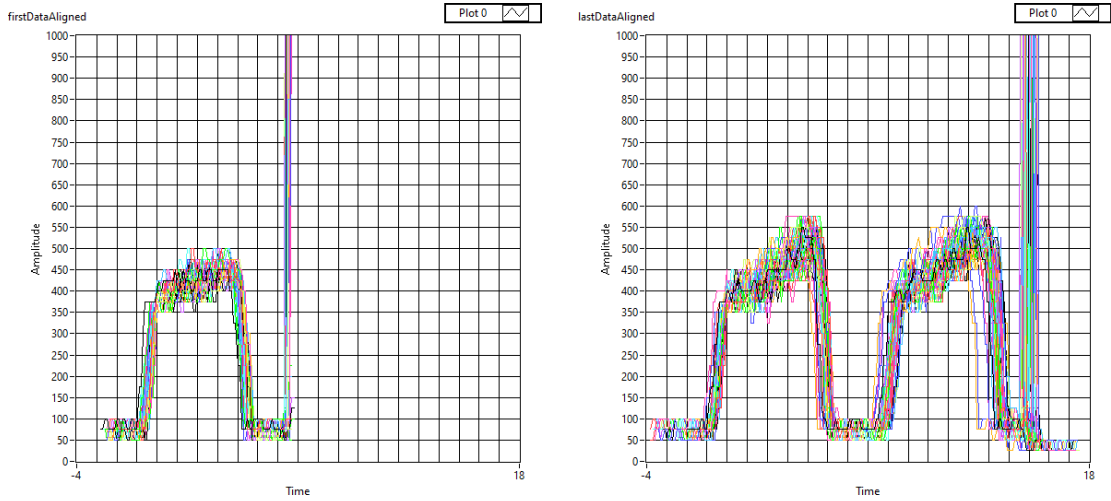


Figura 6.27: grafico potenza punta ID=2

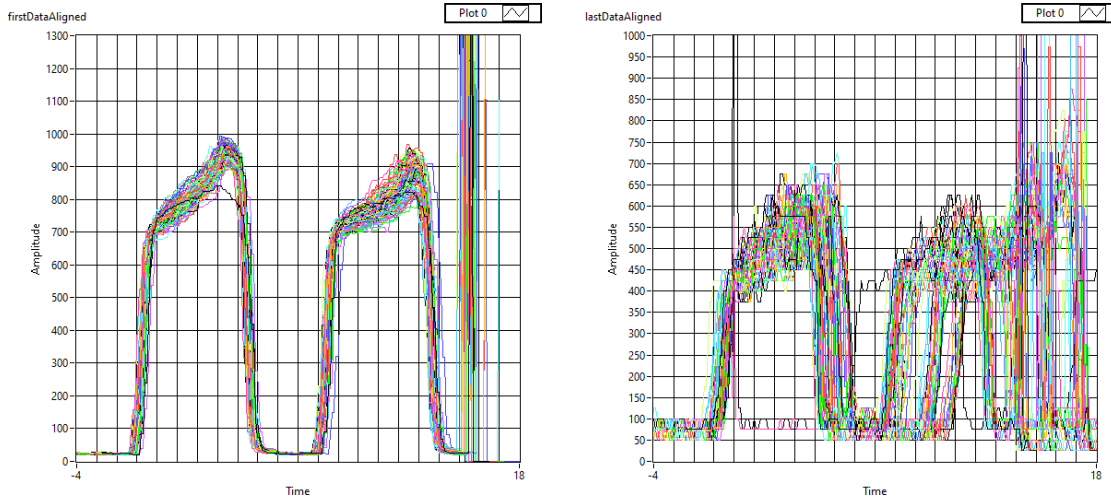


Figura 6.28: grafico potenza punta ID=3

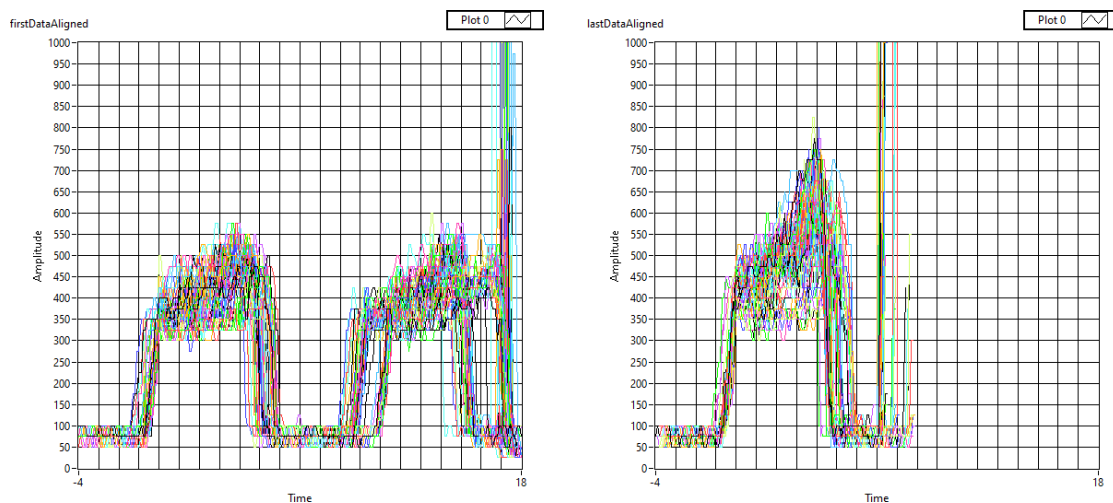


Figura 6.29: grafico potenza punta ID=4

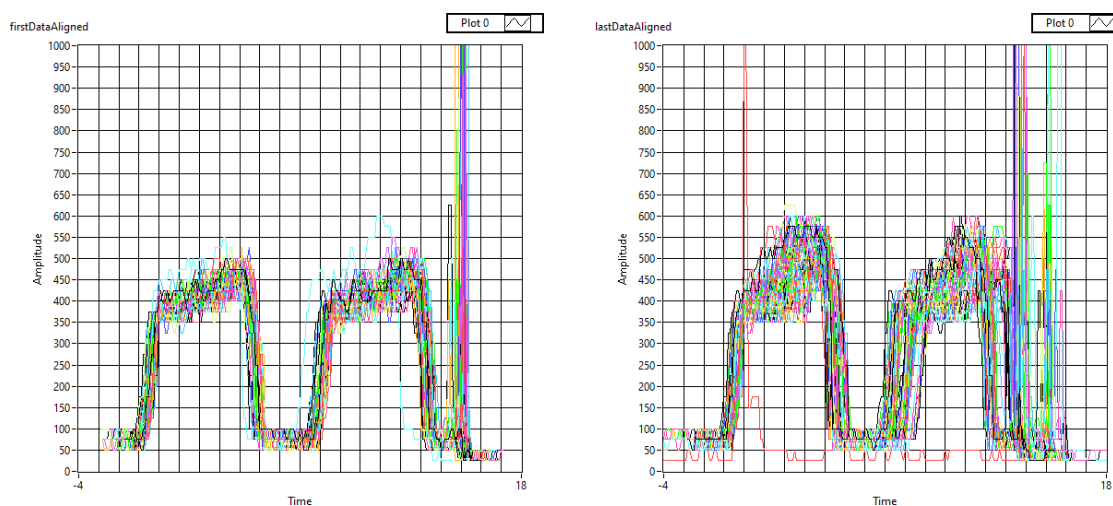
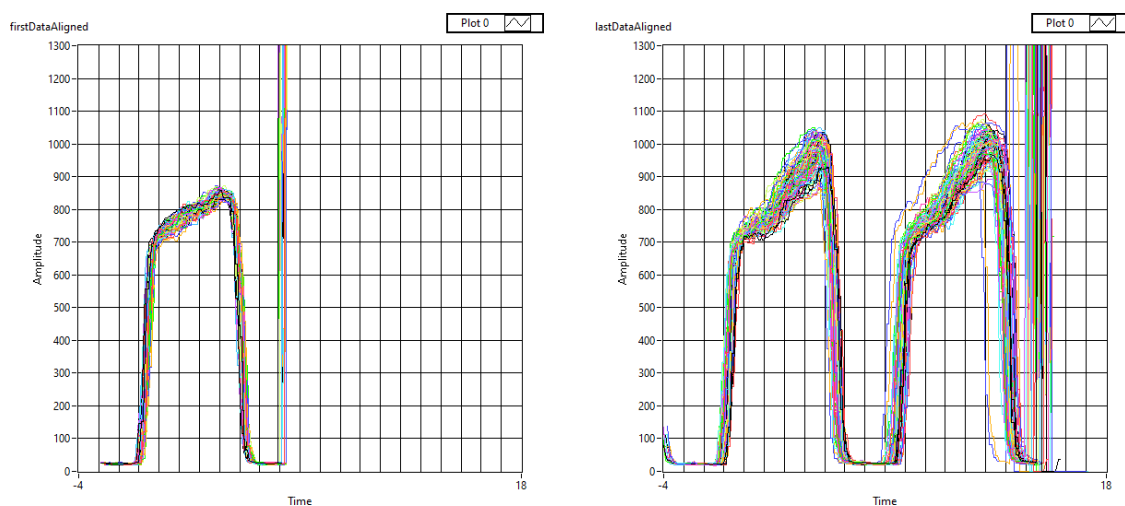
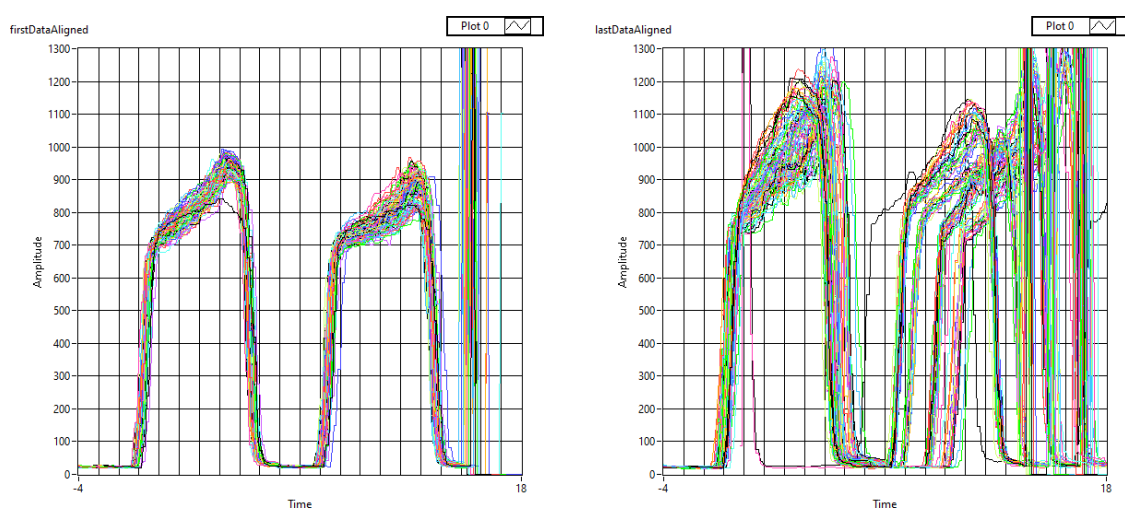
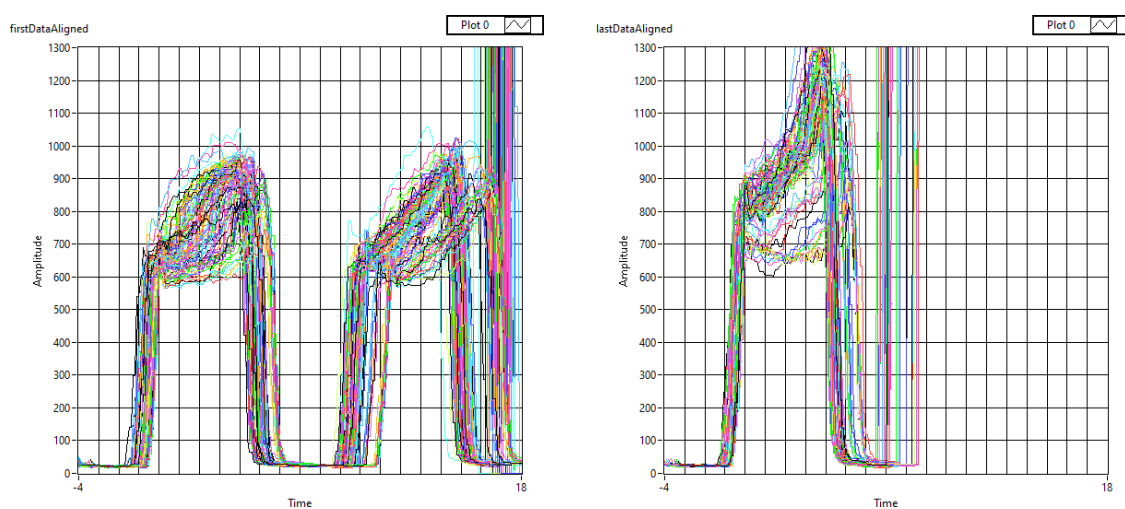


Figura 6.30: grafico potenza punta ID=1006

Nei grafici successivi (6.31, 6.32, 6.33, 6.34), raccolti punta per punta e rappresentanti la coppia, abbiamo a sinistra i segnali grezzi relativi ai primi 100 file mentre a destra abbiamo i dati relativi agli ultimi 100 file. Sulla y ci sono i valori di Coppia assoluta esercitata segnalati dal mandrino, sulla x il tempo relativo in secondi, ogni riga verticale segnala il passaggio di 1 secondo.

*Figura 6.31: grafico coppia punta ID=2**Figura 6.32: grafico coppia punta ID=3**Figura 6.33: grafico coppia punta ID=4*

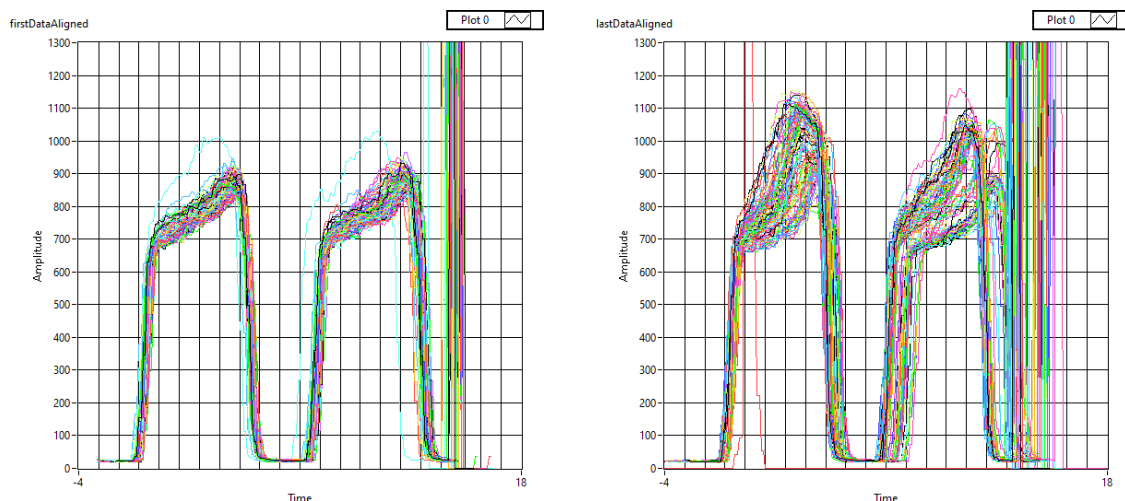


Figura 6.34: grafico coppia punta ID=1006

Si è proceduto a contare i file che sono stati scartati da DataPreprocessor per ogni punta. Il numero di file scartati è nella norma con la naturale variabilità dei processi registrati e perciò non verrà ulteriormente approfondita l'efficacia dell'algoritmo nel processare i file. La tabella 6.15 mostra il numero di registrazioni e i file che hanno dato errore con il loro valore percentuale sul totale.

ID punta	# registrazioni con esito DONE	# file con esito ERROR	% errori su totale	Note
2	623	$491+2 - 479 = 14$	2.2	Molti errori (479) non sono realmente riferiti all'algoritmo di estrazione features, ma riguardano la mancanza del corrispettivo data file (code=7, source= "Read from Text File...") questi errori erano stati risolti facendo riprocessare i dati a DataPreprocessor, quindi non sono da considerare. Ci sono 2 link file senza data file che presentavano errore e che sono stati aggiunti al conteggio.
3	545	$20+1 - 1 = 20$	3.5	1 link file ha l'errore di mancanza del corrispettivo data file (error code = 7), ed è stato tolto dal conteggio. C'è 1 link file senza data file che presentava errore e che è stato aggiunto al conteggio.
4	645	10	1.5	Nessun file presentava errore per mancanza di data file.
1006	455	2	0.4	Nessun file presentava errore per mancanza di data file.

Tabella 6.15: numero di registrazioni e file che hanno dato errore nel processamento.

Concludendo si puo' dire che:

- l'algoritmo di estrazione features allinea bene i segnali. Questa parte dell'algoritmo dovrà essere mantenuto invariato;
- il plateau dei segnali grezzi non risulta essere orizzontale mentre l'algoritmo di estrazione delle feature assume un plateau orizzontale (media e deviazione standard descrivono bene segnali costanti con rumore). Si procederà perciò con un approfondimento di quali feature includere per poter descrivere meglio il "plateau inclinato" ;
- si deve approfondire cosa possa significare l'inclinazione del plateau da un punto di vista meccanico;
- bisogna approfondire se i grafici relativi alle registrazioni in cui la punta è estremamente usurata evidenzino una differenza rilevante rispetto ai grafici delle registrazioni in cui la punta è mediamente usurata;
- non si sono rilevati problemi riguardo alla parte di algoritmo che scarta i file in errore.

6.2.3 Terzo test misura online

Questo esperimento estende l'analisi svolta precedentemente alla punta con ID 1007. Abbiamo dunque allenato il modello Random Forest sui dati delle punte 2, 3, 4, 1006, 1007. Nell'esperimento precedente si era visto come il modello forniva buoni risultati quando i dati di test e di training appartenevano ad un dato set di punte mentre il modello falliva per dati di training associati a punte diverse dalle punte dei dati di test. Lo scopo di questo esperimento è verificare se, con maggiori dati ottenuti da una differente punta, le predizioni del modello migliorano e se le feature della nuova punta si comportano in modo coerente alle vecchie registrazioni.

6.2.3.1 Test con dataset su punte multiple

Come già detto sono stati usati i dati delle punte 2, 3, 4, 1006, 1007. Escludendo i dati di una punta per volta si sono suddivisi i restanti dati in un 80% di dati di training ed un 20% di dati di test. Parametri per il modello di training per le punte ID [3-4-1006-1007],

ID [2-4-1006-1007], ID [2-3-1006-1007], ID [2-3-4-1007], ID [2-3-4-1006]: {'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 50, 'random_state': 42. I risultati del modello sono nella tabella 6.16.

ID Punte	Accuratezza (%)	Precisione (%)	Recall (%)
3,4,1006,1007	83	65	78
2,4,1006,1007	85	69	75
2,3,1006,1007	74	52	67
2,3,4,1007	84	68	73
2,3,4,1006	82	66	67

Tabella 6.16: risultati Random Forest con punte 2-3-4-1006-1007

È riportato anche il grafico della matrice di confusione assieme al grafico delle VB predette e delle VB misurate per i dati di test per il primo caso elencato in tabella 6.15 (figura 6.35).

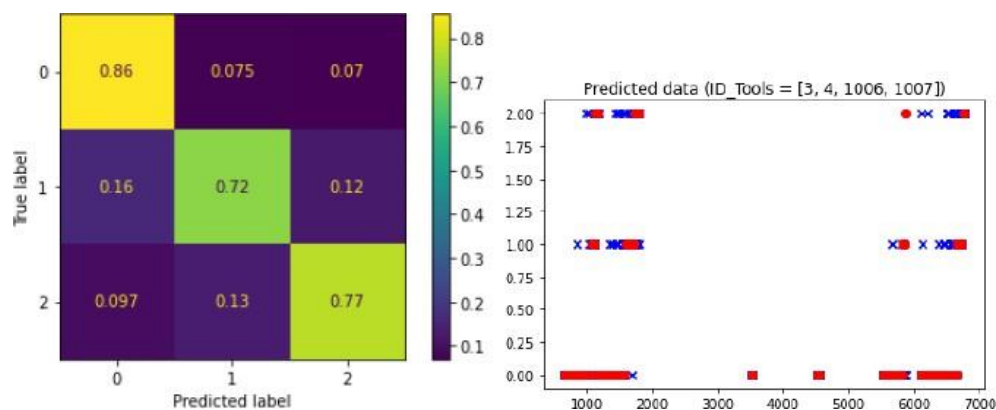


Figura 6.35: confusion matrix e grafico VB predette e misurate

Rispetto all'ultimo esperimento si ha essenzialmente la stessa situazione.

6.2.3.2 Test predizione su nuove punte

Usando i dati delle punte 2, 3, 4, 1006, 1007 sono state selezionate una punta alla volta ed usato i dati di questa come dati di test: i restanti dati delle restanti punte sono stati usati come dati di training. Parametri per il modello di training per le punte ID [2], ID [3], ID [4], ID [1006], ID [1007]: {'bootstrap': True, 'max_depth': 10, 'min_impurity_decrease': 0.01, 'n_estimators': 50, 'random_state': 42. I risultati del modello sono riportati nella tabella 6.17

ID Punte Test	ID punte training	Accuratezza (%)	Precisione (%)	Recall (%)
2	3,4,1006,1007	62	25	26
3	2,4,1006,1007	68	54	36
4	2,3,1006,1007	31	39	41
1006	2,3,4,1007	72	29	27
1007	2,3,4,1006	52	42	49

Tabella 6.17: risultati Random Forest con predizione su nuove punte

È stato riportato il grafico della matrice di confusione assieme al grafico delle VB predette e delle VB misurate per i dati di test per il primo caso ID [2] elencato in tabella 6.16 (figura 6.36).

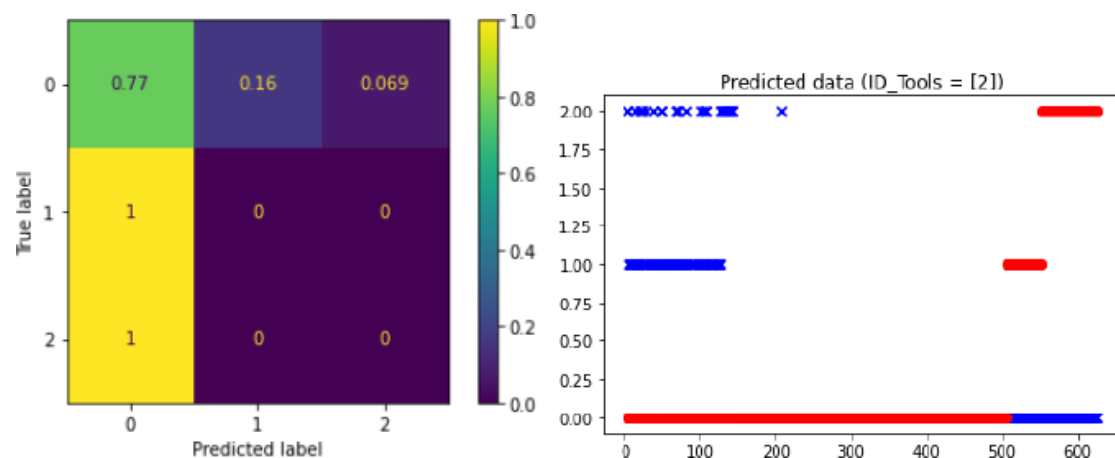


Figura 6.36: confusion matrix e grafico VB predette e misurate

Anche in questo esempio i dati sono in linea con quanto osservato nell'esperimento precedente.

6.2.3.3 Analisi differenze tra dati di punte diverse

Al fine di capire meglio se ci fossero differenze tra le misure effettuate tra un esperimento e l'altro, sono stati ricreati dei grafici con i nuovi dati a disposizione, comparando i dati di ogni singola feature tra un esperimento e un altro. Per ogni feature sono stati creati due grafici: il primo mettendo sull'asse x il valore dell'indice della registrazione all'interno dell'esperimento di riferimento e il secondo mettendo sull'asse x il valore della VB calcolata. Ogni grafico mostra in ordinata il valore della feature, in ascissa l'indice della registrazione (grafici a sinistra x='position') oppure la VB della punta (grafici a destra x='VB'). I grafici sono rappresentati nelle figure 6.37-6.38-6.39-6.40.

POWER PLATEAU MEAN

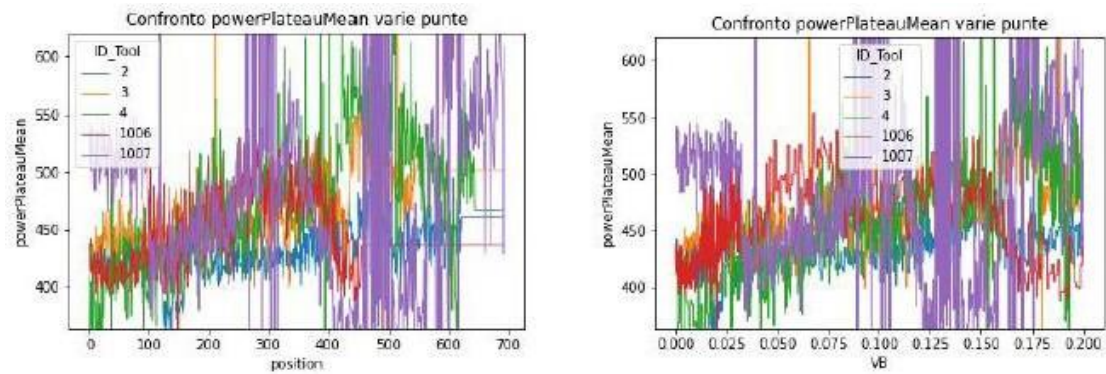


Figura 6.37: power plateau mean per indice di registrazione e VB.

POWER PLATEAU STANDARD

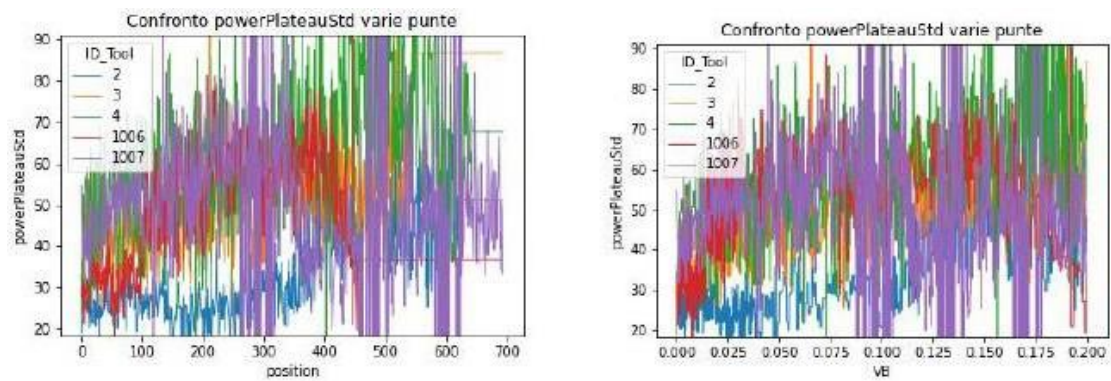


Figura 6.38: power plateau standard per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU MEAN

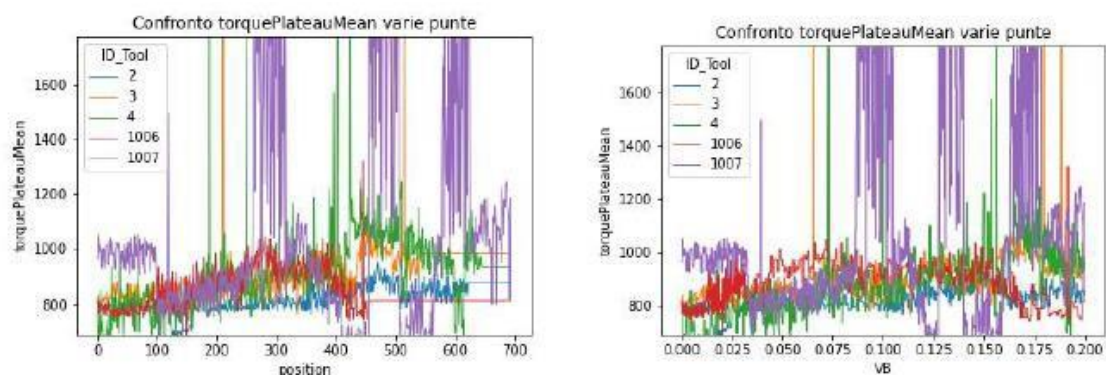


Figura 6.39: torque plateau mean per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU STANDARD

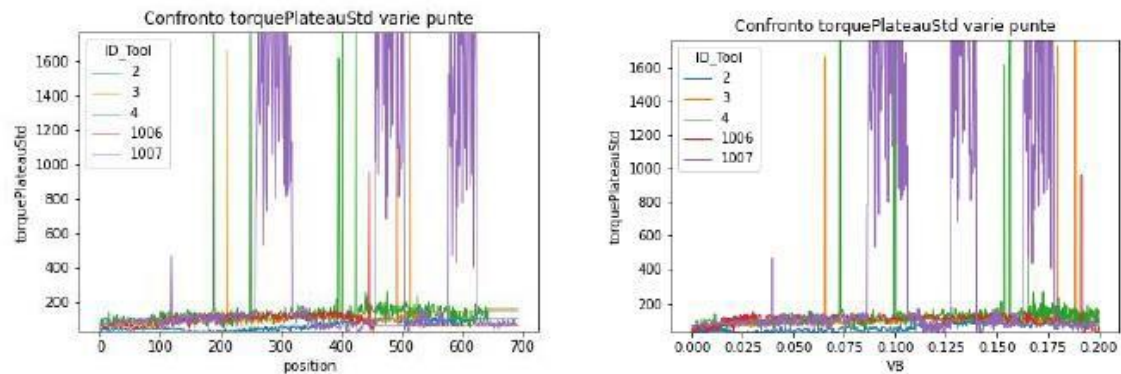


Figura 6.40: torque plateau standard per indice di registrazione e VB.

Si nota che le forature della punta con ID 1007 hanno valori medi e varianze anomale (OutOfRange). Per vederlo meglio si riporta il grafico della power plateau time in funzione dell'indice di registrazione (figura 6.41).

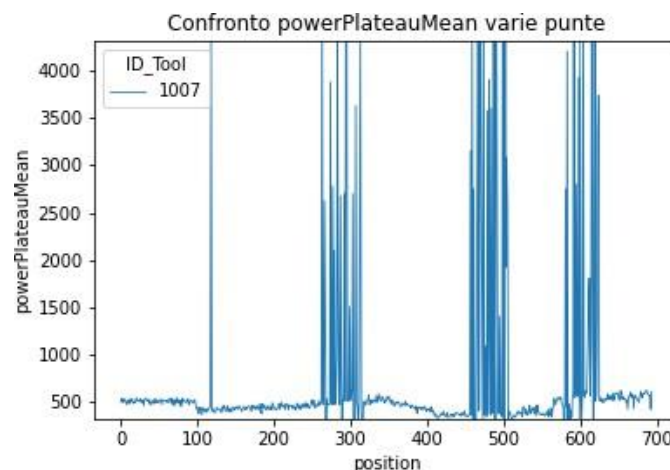


Figura 6.41: power plateau mean per indice di registrazione punta 1007

Il motivo di questi OutOfRange è che l'algoritmo di estrazione fallisce perché vi sono picchi nel segnale registrato successivi a 2.8 secondi (tempo del cambio utensile). Infatti la regione di dati raccolta nei primi 2.8 secondi viene esclusa dall'algoritmo di estrazione delle feature, perché i picchi di segnale non relativi alla foratura (picco spurio), risiedono in questa regione e dai test effettuati con le prime punte l'inizio della foratura è di solito tra 3 e 4 secondi. Dal grafico della figura 6.42 relativo al segnale di coppia misurato durante la foratura 118 si nota invece come un picco spurio è successivo a 2.8 secondi e

l'estrazione delle feature viene fatta su questo picco invece che sul picco corretto che inizia a 23 secondi circa.

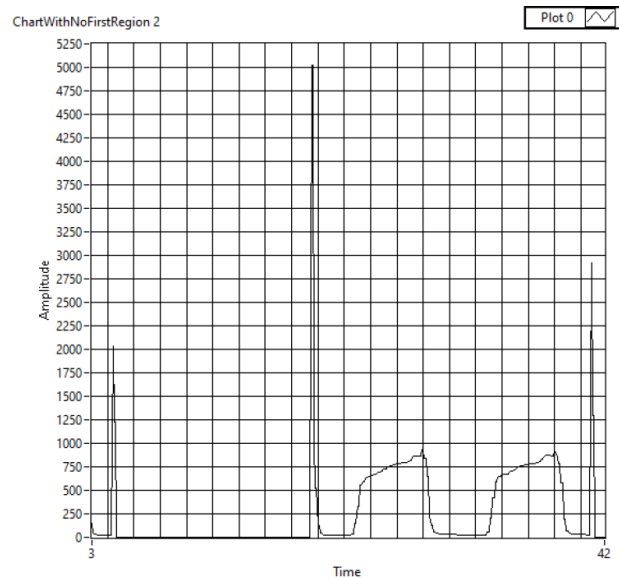


Figura 6.42: segnale della coppia nella foratura 118 dove si nota il picco spurio. Prendendo la misurazione della foratura 100 si vede invece come l'esclusione dei primi 2.8 secondi permette all'algoritmo di estrazione delle feature di selezionare il corretto fronte di salita del segnale (figura 6.43)

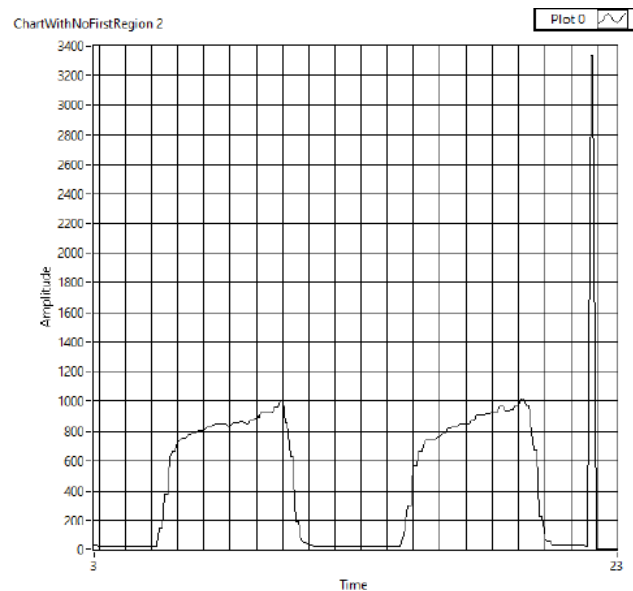


Figura 6.43: segnale della coppia nella foratura 100 senza picco spurio.

La presenza di registrazioni con picchi spuri è più evidente dalla registrazione delle forature da 280 a 300 (figura 6.44)

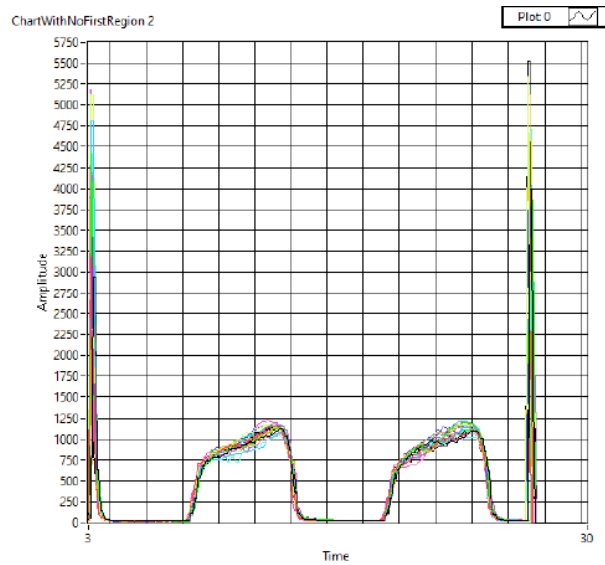


Figura 6.44: segnale della coppia nelle forature da 280 a 300 con picchi spurio.

Togliendo gli outlier si ottiene il seguente grafico di power plateau mean, che mostra come l'andamento della punta 1007 è ancora differente rispetto alle punte precedenti (figura 6.45).

POWER PLATEAU MEAN

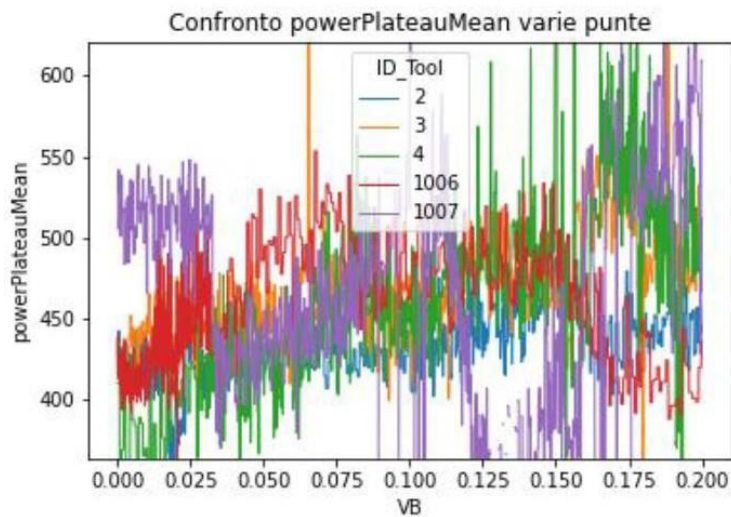


Figura 6.45: confronto power plateau mean punte 2-3-4-1006-1007

Togliendo gli outlier il grafico di power plateau mean si presenta come in figura 6.46.

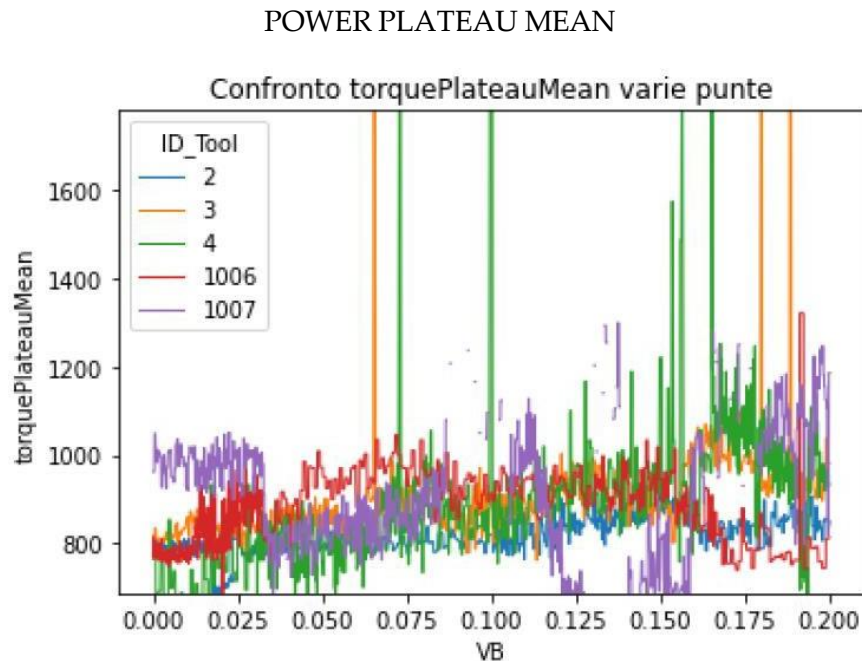


Figura 6.46: confronto power plateau mean punte 2-3-4-1006-1007 senza outlier

Aggiungendo dati di una nuova punta il modello soffre dei medesimi problemi riportati nel precedente esperimento. Inoltre i dati della punta 1007 mettono in luce che i segnali del CN possono essere diversi da una lavorazione all'altra a tal punto da provocare errori nell'algoritmo di estrazione delle features. Nei prossimi report si continua l'esplorazione dei dati delle vecchie e nuove punte cercando:

- nuove feature che caratterizzino meglio il modello;
- di caratterizzare meglio le classi di usura al fine di migliorare i dati di allenamento del modello di previsione.

6.2.4 Quarto test misura online

Nel quarto test di misura online viene estesa l'analisi svolta nei precedenti esperimenti all'estrazione di nuove feature quali la pendenza del plateau e l'altezza a metà ampiezza del plateau al fine di verificare se queste nuove feature estratte da un differente algoritmo permettono una migliore classificazione dell'usura delle punte.

Si è notato che la forma del plateau che il segnale forma non è piatta ma lievemente inclinata. Si è dunque realizzato un algoritmo che estraesse tale forma trapezoidale del segnale. Nella figura 6.47 si mostra un grafico del risultato di tale fit.

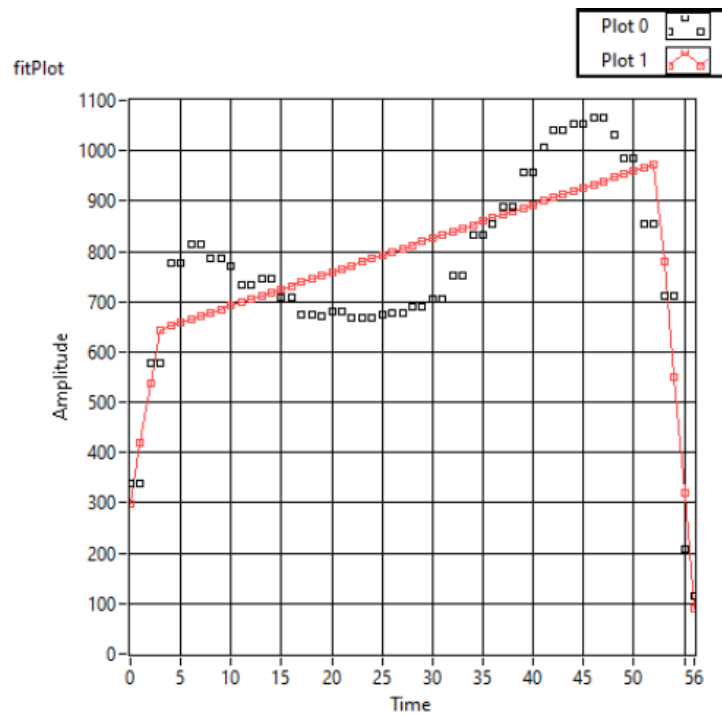


Figura 6.47: grafico algoritmo di estrazione della forma trapezoidale del segnale
Per la punta 1007 che ricordiamo avere dei picchi successivi ai primi 2.8 secondi di segnale l'algoritmo fallisce come pure quello precedente (figura 6.48)

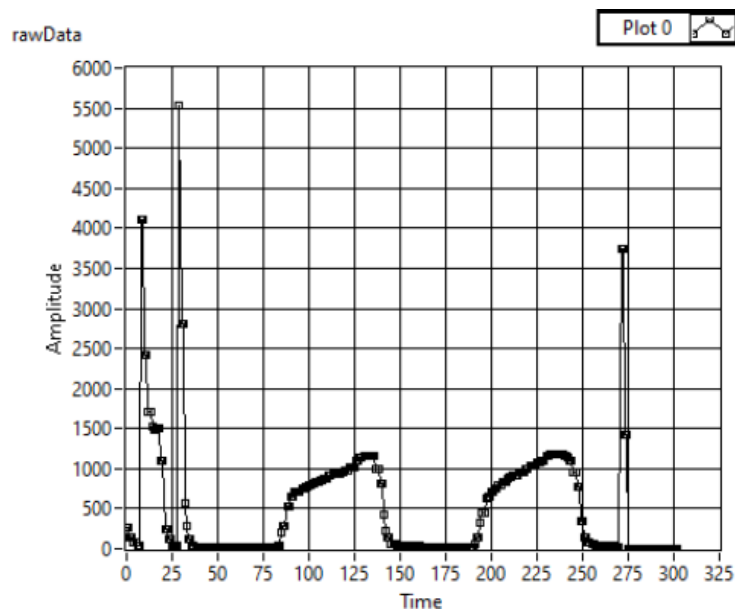


Figura 6.48: grafico punta 1007 con picchi successivi ai primi 2,8 secondi
Ad esempio, uno dei picchi spuri della punta 1007 viene estratto come si vede dal grafico della figura 6.49.

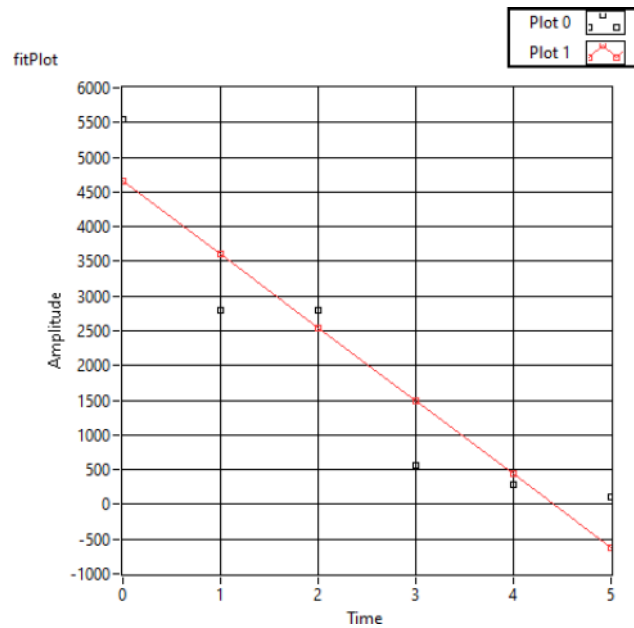


Figura 6.49: grafico di estrazione picchi spuri della punta 1007

Con l'estrazione della forma trapezoidale si è potuto estrarre in un modo alternativo il tratto centrale e quindi si è ottenuto un modo diverso per calcolare le seguenti feature al tratto centrale di nostro interesse:

- intervallo temporale del plateau;
- altezza a metà dell'intervallo temporale del plateau;
- pendenza del plateau;
- deviazione standard dei residui lungo il plateau.

Sono dunque state ricalcolate le nuove features sui dati fino ad ora ottenuti (punte 2,3,4,5,6,1006,1007,1008). Le nuove feature sono state calcolate sia per la potenza (Power) che per la coppia (Torque).

L'analisi si è concentrata in particolare sulla pendenza del plateau (chiamata PlateauSlope), nuova feature fino ad ora approssimata ad essere piatta e sull'altezza a metà intervallo del segnale (chiamata PlateauHeightAtHalf) che si attende essere compatibile con la media del segnale calcolata sul plateau. Le figure 6.50-6.51-6.52-6.53 mostrano i grafici rappresentanti il PlateauSlope il PlateauHeightAtHalf per potenza e coppia sull'indice di registrazione e sulla VB per le punte 2-3-4-1006.

POWER PLATEAU SLOPE

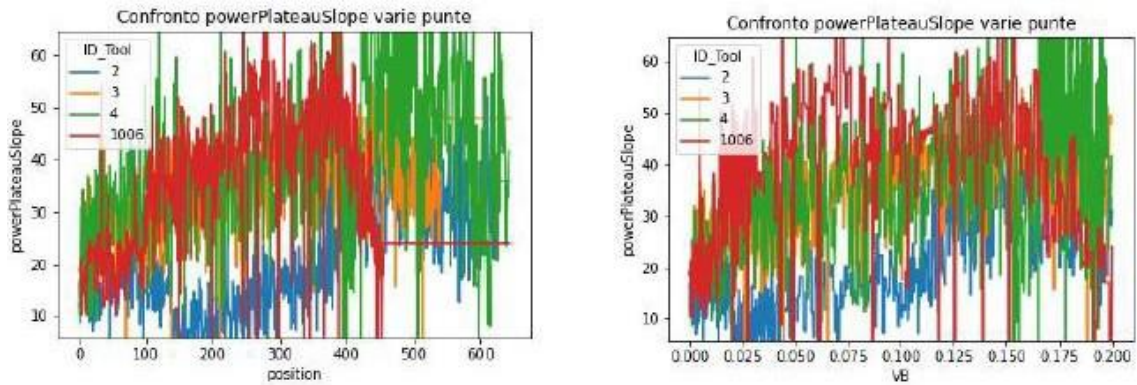


Figura 6.50: power plateau slope per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU SLOPE

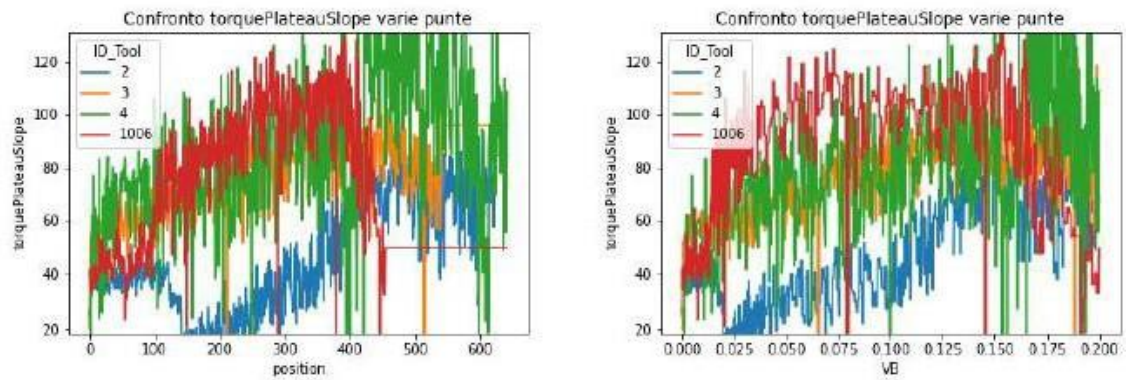


Figura 6.51: torque plateau slope per indice di registrazione e VB.

POWER PLATEAU HEIGHT HALF

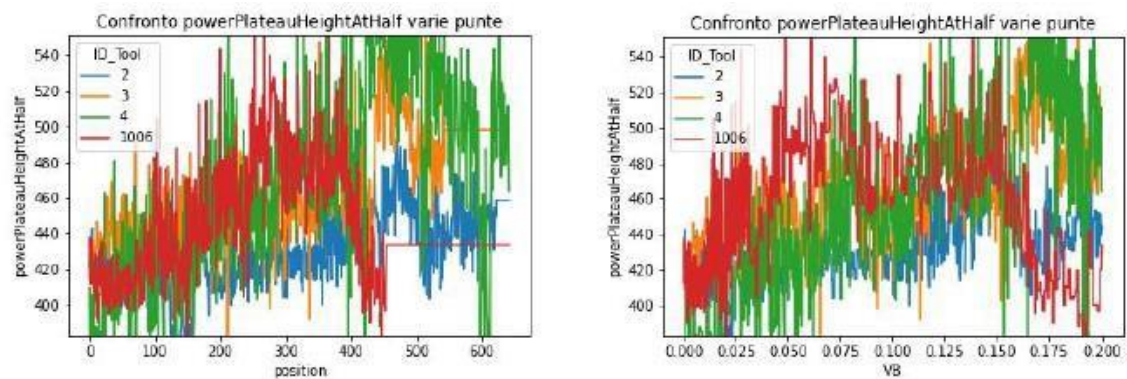


Figura 6.52: power plateau heightathalf per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU HEIGHT HALF

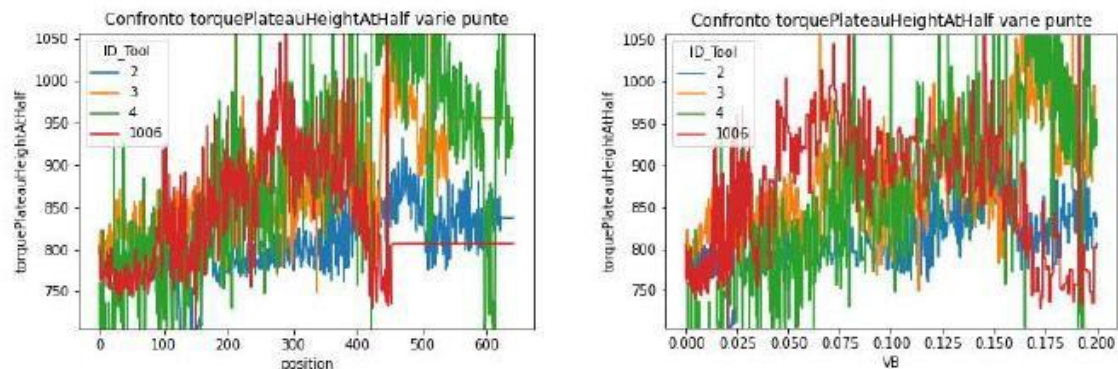


Figura 6.53: torque plateau heightathalf per indice di registrazione e VB.

È evidente che la tendenza di queste feature è quella di incrementare man mano che l'usura incrementa fino ad arrivare al punto in cui vi è una regressione. Questo impedisce di risolvere quali sono le punte molto usurate da quelle nuove poiché le feature sono compatibili in questi due casi.

Si riportano di seguito anche i risultati per le due punte con ID 1007 e 1008. Esse sono state tenute separate perché la punta 1007 è affetta da picchi spuri e l'estrazione delle feature da essa è affetta da tale errore mentre la punta 1008 si è scheggiata dopo poche forature. Le figure 6.54-6.55-6.56-6.57 mostrano i grafici rappresentanti il PlateauSlope il PlateauHeightAtHalf per potenza e coppia sull'indice di registrazione e sulla VB per le punte 1007 e 1008.

POWER PLATEAU SLOPE

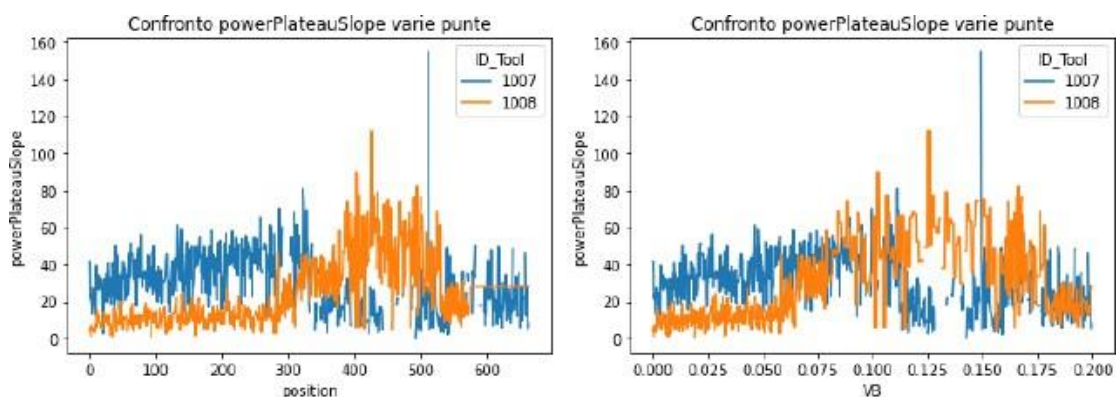


Figura 6.54: power plateau slope per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU SLOPE

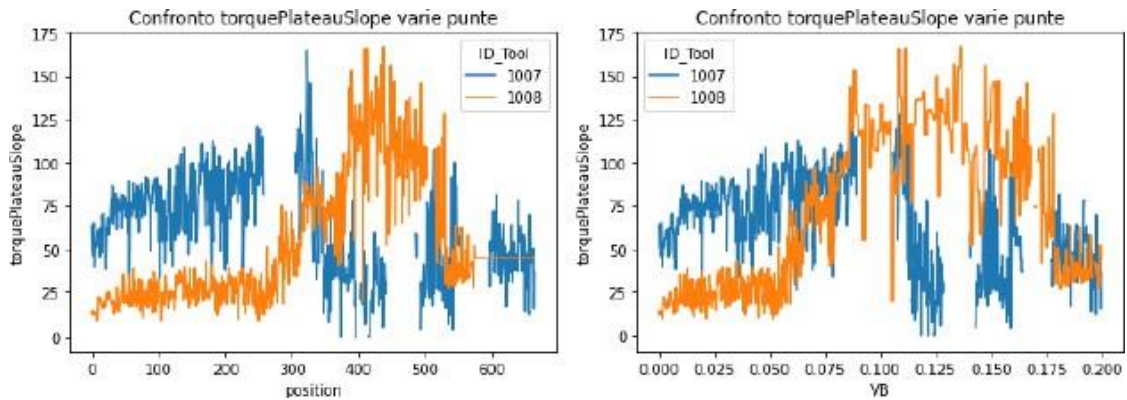


Figura 6.55: torque plateau slope per indice di registrazione e VB.

POWER PLATEAU HEIGHT HALF

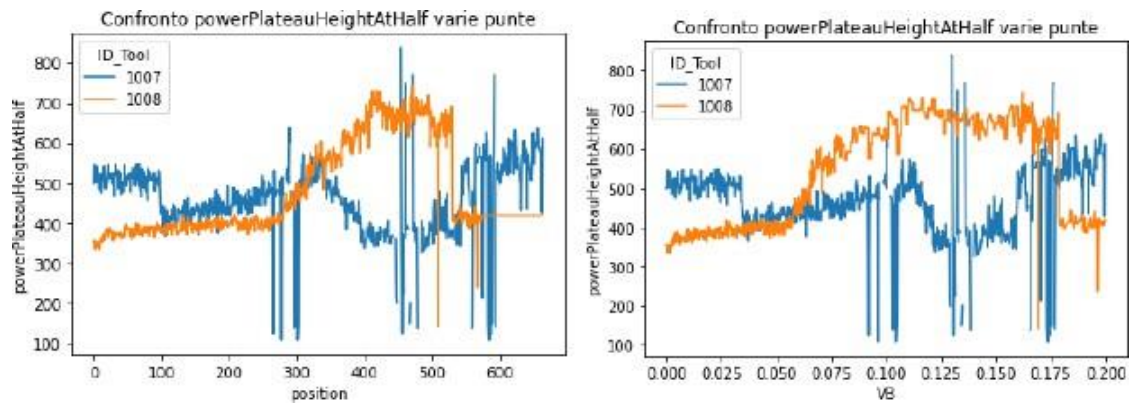


Figura 6.56: power plateau heightathalf per indice di registrazione e VB.

TORQUE PLATEAU HEIGHT HALF

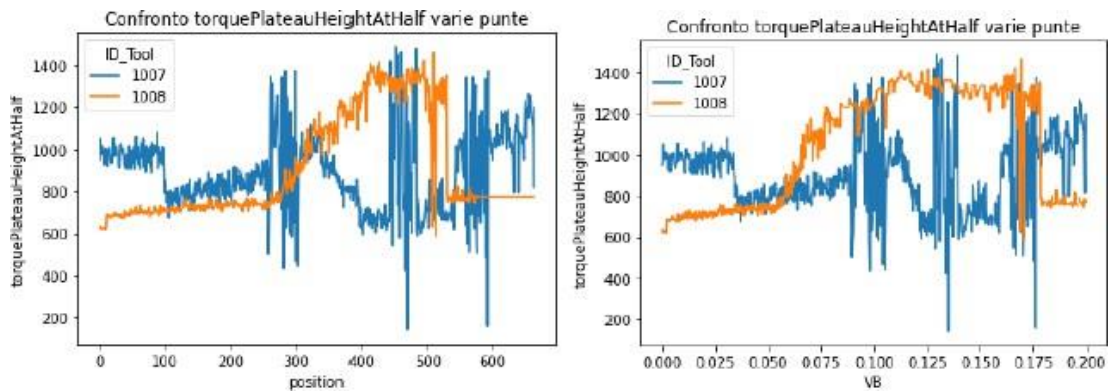


Figura 6.57: torque plateau heightathalf per indice di registrazione e VB.

Al fine di visualizzare meglio la sovrapposizione delle classi sono stati realizzati dei grafici in cui sull'asse delle ascisse vi fosse la pendenza del plateau e sull'asse delle ordinate l'altezza a metà ampiezza del plateau. Si ricorda che questa ultima feature è fortemente compatibile con la media calcolata sul plateau. Un grafico di questo tipo mostra quindi un'eventuale correlazione/indipendenza delle due features e quindi indica che la nuova feature estratta (pendenza del plateau) contiene più informazioni oppure no. Per studiare la correlazione in ognuna delle classi di usura, i dati nel grafico sono stati raggruppati per colore rispetto alla classe di usura cui fanno riferimento.

Di seguito vengono riportati i grafici per i segnali della potenza e della coppia per i dati delle punte 2,3,4,1006,1007,1008 nelle figure 6.58-6.59.

POWER CORRELATION PLOT

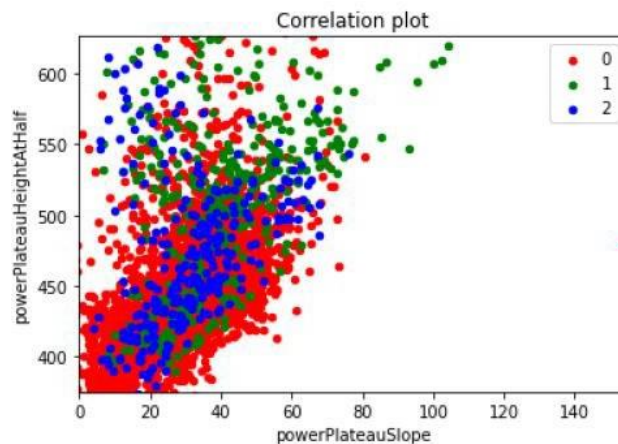


Figura 6.58: grafico correlazione power plateau slope-power plateau heightathalf

TORQUE CORRELATION PLOT

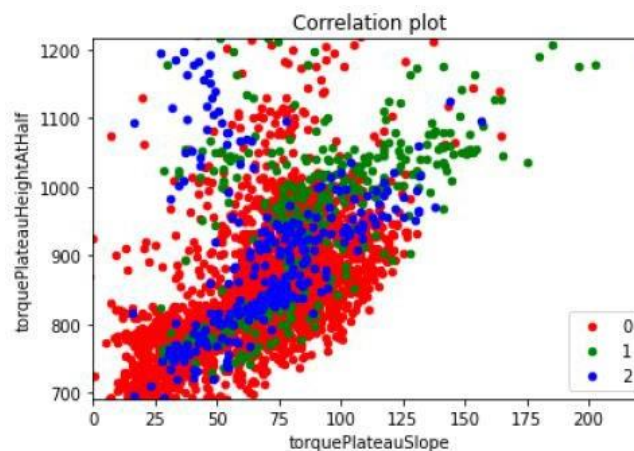


Figura 6.58: grafico correlazione torque plateau slope-torque plateau heightathalf

Inoltre è molto evidente come i dati della classe 2 siano sovrapposti alla classe di usura 1. Questo conferma l'impossibilità di risolvere il segnale in classi di usura disgiunte. Le nuove features aggiunte sono correlate alle precedenti e dunque non risolvono la separazione in classi. È possibile avere un riscontro basato sulle fotografie fatte alle punte sullo stato di usura in alcuni punti di discontinuità per sapere se ci sono fattori esterni, oltre la VB, che influiscono sulla misurazione della potenza e coppia a tal punto da disturbare il trend crescente di queste misure.

6.2.5 Quinto test misura online

È stata analizzata una nuova punta cioè ID_1009. Si è visto come i valori del tempo di foratura assieme a quelli della potenza e coppia media durante tale foratura hanno un brusco salto per un valore della VB compreso tra 0.03 e 0.04. Questo comportamento assomiglia ad un cambio nel tipo di lavorazione eseguite con tale punta. Realizzando inoltre un grafico dei dati raccolti dal CN si conferma la consistenza delle feature estratte. Nelle figure 6.59-6.60 si vedono i grafici del power plateau time, power plateau mean, torque plateau time e torque plateau mean della punta 1009.

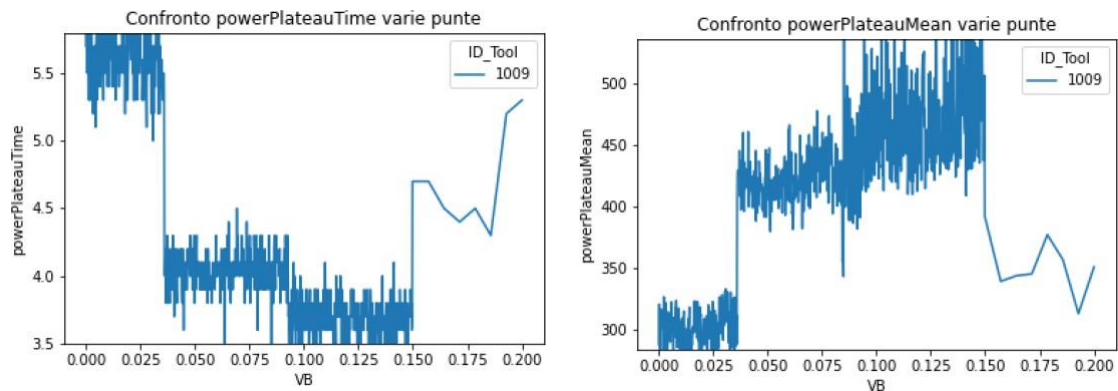


Figura 6.59: grafico power plateau time e power plateau mean punta 1009

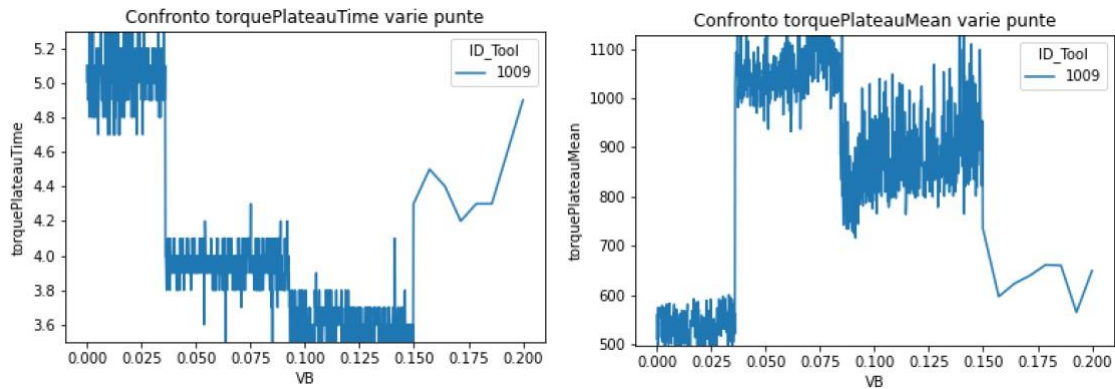


Figura 6.60: grafico torque plateau time e torque plateau mean punta 1009

Per questo motivo si è pensato di fare un nuovo test con i dati di due nuove punte la 1010 e la 1011. Quindi, in totale sono stati presi in considerazioni i dati di 9 punte: 2, 3, 4, 1006, 1007, 1008, 1009, 1010 e 1011. In questa analisi si è voluto anche analizzare l'effetto del numero di fori fatti stimato (chiamato "numberOfDrills") all'interno del dataset sulle prestazioni dei modelli predittivi. La punta 1010 è stata analizzata 3 volte, riportando rispettivamente valori 0.04, 0.1 e 0.15 di VB, mentre per la punta 1011 non sono presenti misure di VB e/o di numero di fori fatti. Di seguito nelle figure 6.61-6.62-6.63 sono riportati i grafici per le feature relative alla potenza assorbita delle due punte in esame.

POWER PLATEAU MEAN

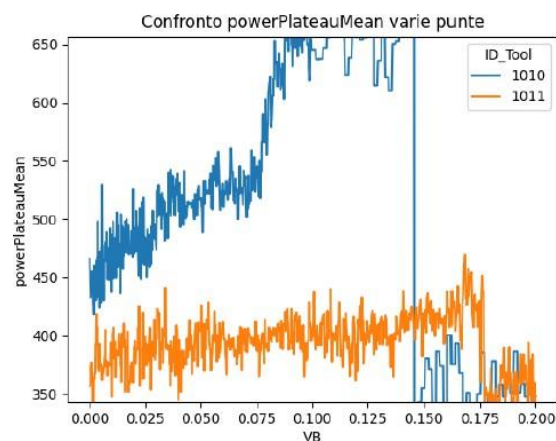


Figura 6.61: grafico power plateau mean punte 1010 e 1011

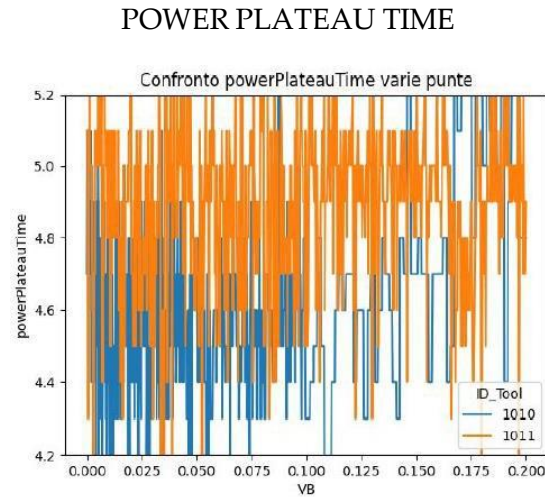


Figura 6.62: grafico power plateau time punte 1010 e 1011

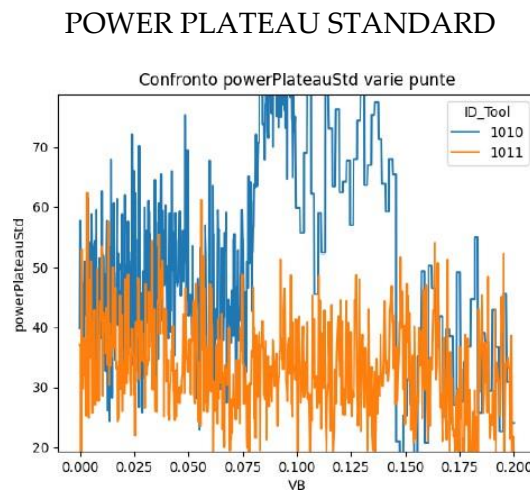


Figura 6.63: grafico plateau standard punte 1010 e 1011

Dai grafici si può notare che la potenza della punta 1010 presenta un andamento anomalo nel range di VB tra 0.075 e 0.14, caratterizzato dal valore di plateau molto più alto rispetto alla punta 1011 (quasi il doppio) e da una deviazione standard più marcata. Il tempo di foratura (vedi powerPlateauTime), a dispetto delle variazioni riscontrate in precedenza sulla punta 1009, è rimasto contenuto in un range che oscilla da 4.2 a 5.2 secondi. Di seguito nelle figure 6.64-6.65 sono visualizzate le misurazioni “grezze”, cioè non processate, di 3 registrazioni di potenza per punta prese rispettivamente in prossimità dei valori di VB 0.025 (linea blue), 0.125 (linea gialla) e 0.175 (linea rossa).

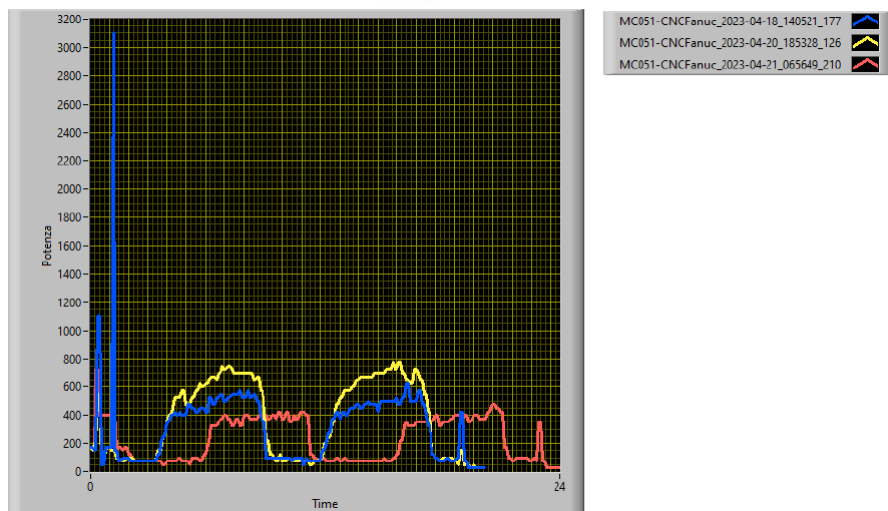


Figura 6.64: grafico dati grezzi potenza punta 1010

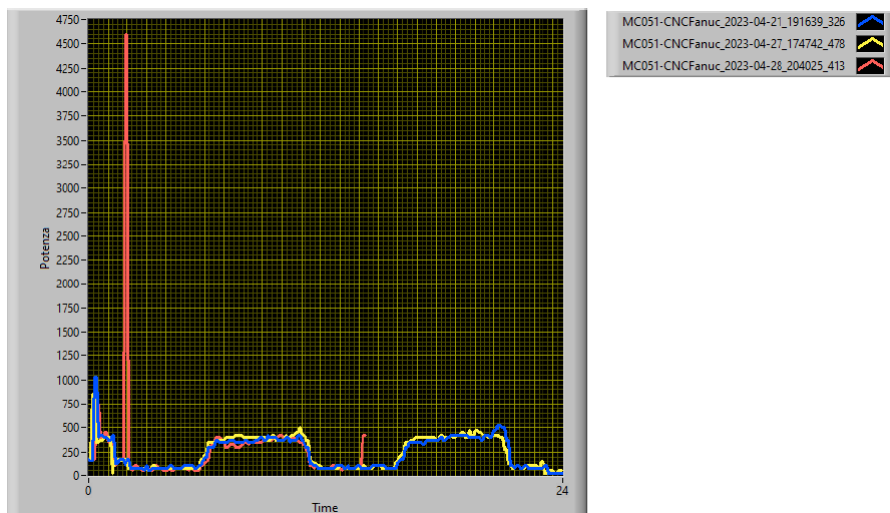


Figura 6.65: grafico dati grezzi potenza punta 1011

Da questi grafici possiamo osservare che le curve di potenza della curva 1010 hanno delle differenze importanti in ampiezza. Essa prima aumenta (passaggio da curva blu a curva gialla) e poi regredisce (passaggio da curva gialla a curva rossa), mentre per quanto riguarda la punta 1011 le curve sono abbastanza sovrapponibili. Si osserva anche che le curve della punta 1010 arrivano a toccare anche valori di 800, mentre quella della punta 1011 rimangono stabilmente sotto i 500. Inoltre la punta 1011 è passata da una lavorazione a due fori (curva blu), ad una lavorazione ad un singolo foro (vedere curva rossa). Di seguito nelle figure 6.66-6.67-6.68 sono riportati i grafici per le feature relative alla coppia esercitata dal mandrino per le due punte.

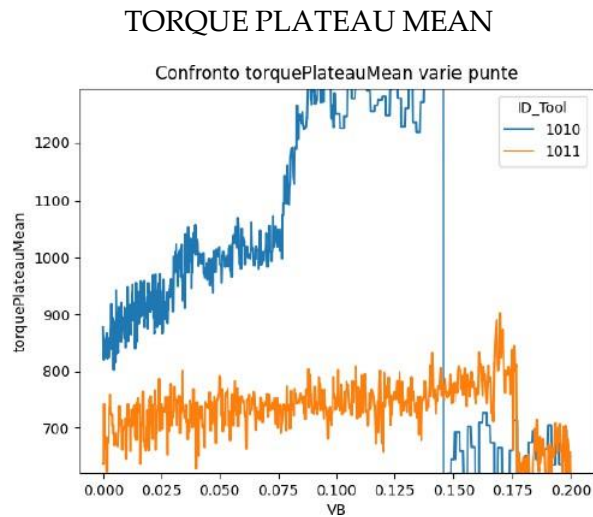


Figura 6.66: grafico torque plateau mean punte 1010 e 1011

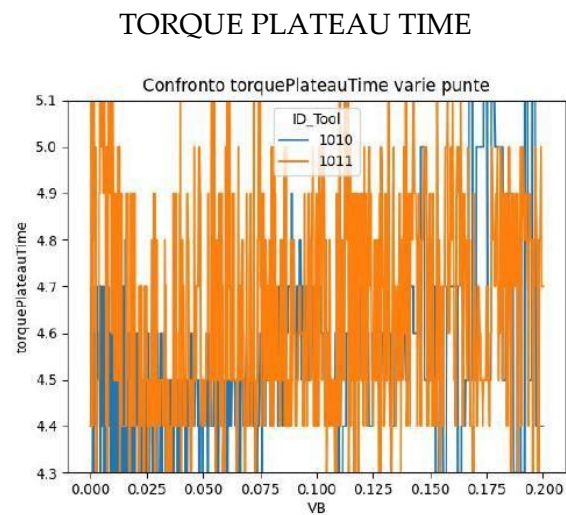


Figura 6.67: grafico torque plateau time punte 1010 e 1011

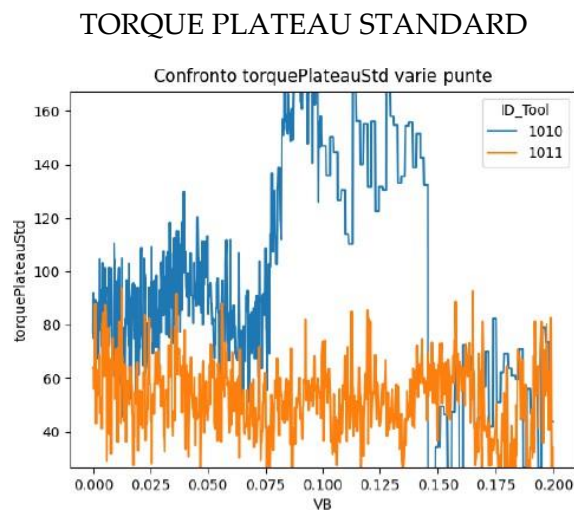


Figura 6.68: grafico torque plateau standard punte 1010 e 1011

I grafici riportano per la coppia un andamento simile a quello osservato per la potenza. Di seguito nelle figure 6.69-6.70 sono visualizzate le misurazioni “grezze”, cioè non processate, di 3 registrazioni di coppia per punta prese rispettivamente in prossimità dei valori di VB 0.025 (linea blue), 0.125 (linea gialla) e 0.175 (linea rossa).

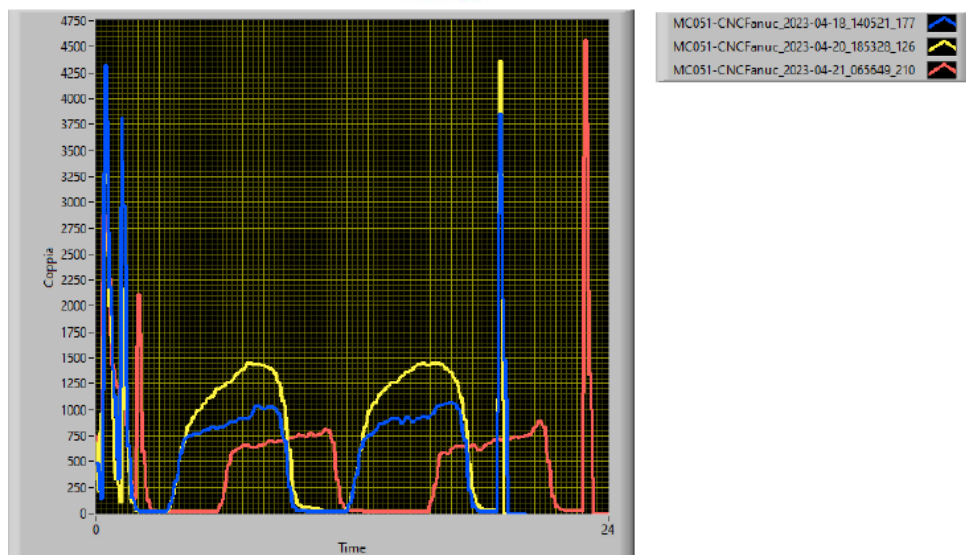


Figura 6.69: grafico dati grezzi coppia punta 1010

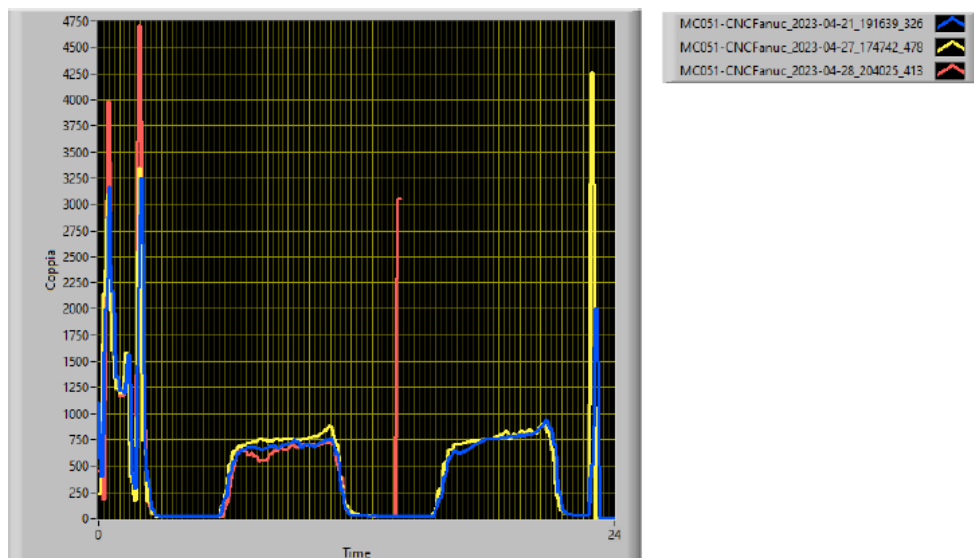


Figura 6.70: grafico dati grezzi coppia punta 1011

Da questi grafici è possibile osservare che le curve di coppia della curva 1010, come per la potenza, hanno delle differenze importanti in ampiezza, mentre la coppia della punta 1011 è più stabile.

6.2.5.1 Analisi con la variabile “numberOfDrills”

Data la variabilità delle misure esaminate finora e la difficoltà nel raccogliere dati per un numero elevato di punte, è stata inserita una nuova variabile all'interno delle features utilizzate per la predizione, con lo scopo di migliorare le prestazioni del classificatore di usura delle punte. Questa variabile corrisponde al numero di fori (“numberOfDrills”) realizzato dalla punta fino a quel momento. Dato che attualmente il sistema di estrazione delle features non prevede il conteggio dei fori fatti (le feature vengono sempre estratte considerando solo l'andamento del primo foro fatto), è stato necessario stimare questo valore, utilizzando il seguente algoritmo:

1. per ogni punta sono stati recuperati i valori dei fori fatti indicati dall'operatore nella tabella [AdvancedToolCheck], inseriti dall'operatore insieme ai valori della VB;
2. il valore del primo record è impostato a 0 e quello dell'ultimo record è uguale al massimo tra i valori inseriti in [AdvancedToolCheck] e il doppio del numero di registrazioni fatte 1;
3. è stata eseguita un'interpolazione lineare per tutti i valori intermedi;
4. ogni valore è stato arrotondato all'intero più vicino.

Per ogni punta è stato fatto un confronto tra l'andamento della VB nel tempo e il numero di fori fatti stimato con l'algoritmo descritto in precedenza. Di seguito nella figura 6.71 sono riportati i grafici di 4 punte come esempio. Per la maggior parte delle punte le curve seguono un andamento simile, anche se non perfettamente sovrapponibili.

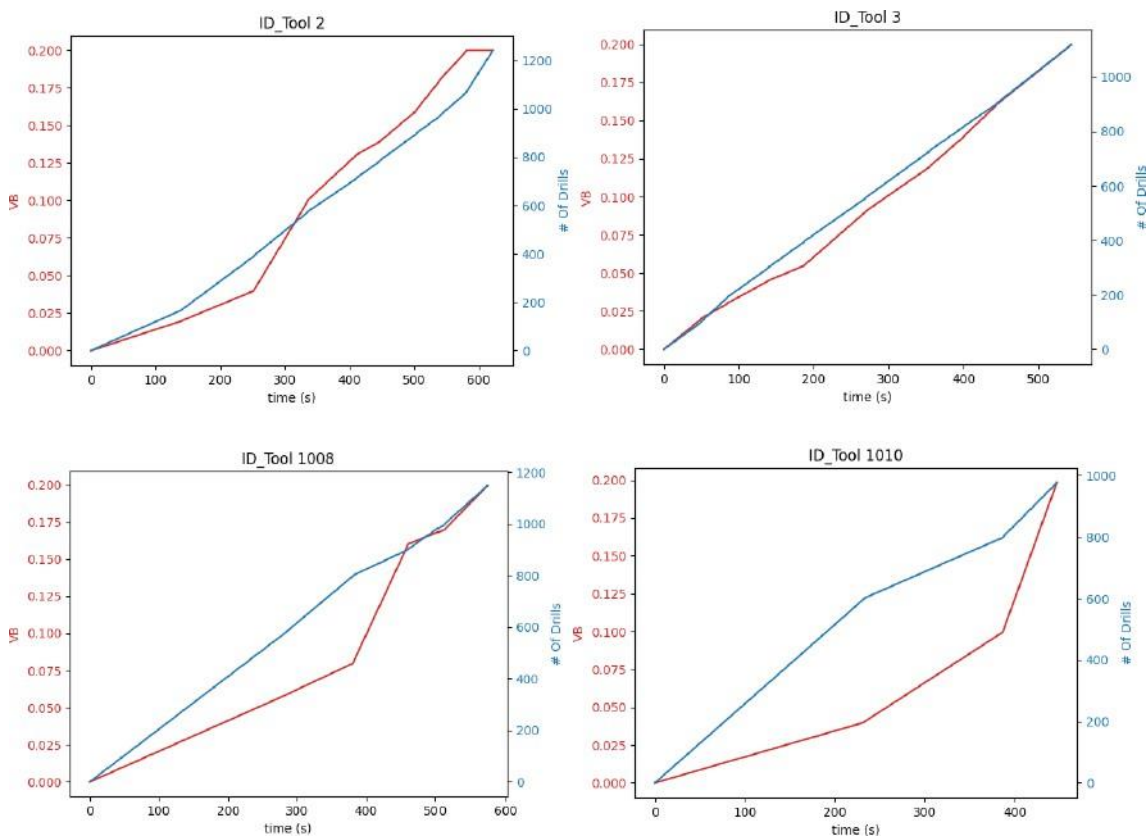


Figura 6.71: grafici delle punte 2-3-1008-1010 rappresentanti la VB e numero di fori nel tempo.

Con il nuovo dataset contenente la nuova variabile `numberOfDrills`, sono stati analizzati il comportamento di vari tipi di classificatori (AdaBoost, Naive Bayes, Neural Network e Random Forest) al variare della threshold utilizzata per la definizione delle due classi “non usurata” e “usurata” sulla base del valore della VB (cioè tutte le misurazioni con $VB < \text{threshold}$ sono state assegnate alla prima classe, mentre le altre sono state assegnate alla seconda classe). L’analisi è stata effettuata facendo variare la threshold da 0.1 a 0.185 con variazioni di 0.005. Per ogni threshold i vari classificatori sono stati addestrati utilizzando per il training set, 8 delle 9 punte disponibili, lasciando la punta rimanente come test per calcolare accuratezza, precisione e recall. L’esperimento è stato ripetuto sia considerando l’intero dataset sia limitandosi ai soli dati del CN. Di seguito nella figura 6.72 sono riportati come esempio i grafici ottenuti usando Random Forest per le punte 1010 e 1011 come test, utilizzando solo i dati del CN.

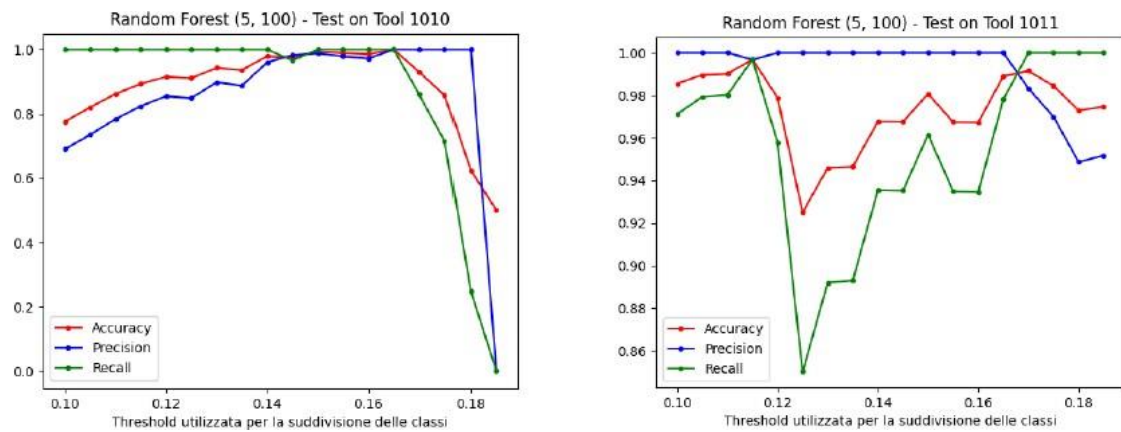


Figura 6.72: grafici delle punte 1010-1011 rappresentanti la previsione dell'usura utensile con Random Forest e come variabile il numero di fori.

Da questa analisi possiamo fare diverse osservazioni:

- l'aggiunta della variabile `numberOfDrills` all'interno del dataset ha comportato un aumento di prestazioni notevole nella predizione della corretta classe di usura, ma tale variabile risulta essere preponderante rispetto a tutte le altre. Riducendo il dataset alla sola variabile `numberOfDrills`, infatti, si ha una variazione di soli pochi punti percentuali nel livello di accuratezza del modello.
- il classificatore Random Forest si è confermato essere il modello più stabile e con valori di accuratezza più elevati;
- dopo la soglia di 0.16/0.17 si ha comunque un degrado di prestazioni dovuta alla scarsità di dati associate ad una VB elevata.

6.2.5.2 Classificazione Binaria

Dati i risultati ottenuti dagli esperimenti precedenti, si è deciso di utilizzare il classificatore Random Forest e la threshold di 0.16 per valutare le predizioni del classificatore, utilizzando una punta per volta come test set e le altre punte come training set. Per ogni esperimento è stata prodotta la confusion matrix risultante e un grafico che mette a confronto, nel tempo le labels predette con quelle reali. L'esperimento è stato ripetuto sia considerando l'intero dataset e sia limitandosi ai soli dati del CN. Anche in questo caso nelle figure 6.73-6.74 vengono mostrati solo i grafici ottenuti per le punte 1010 e 1011 come esempio.

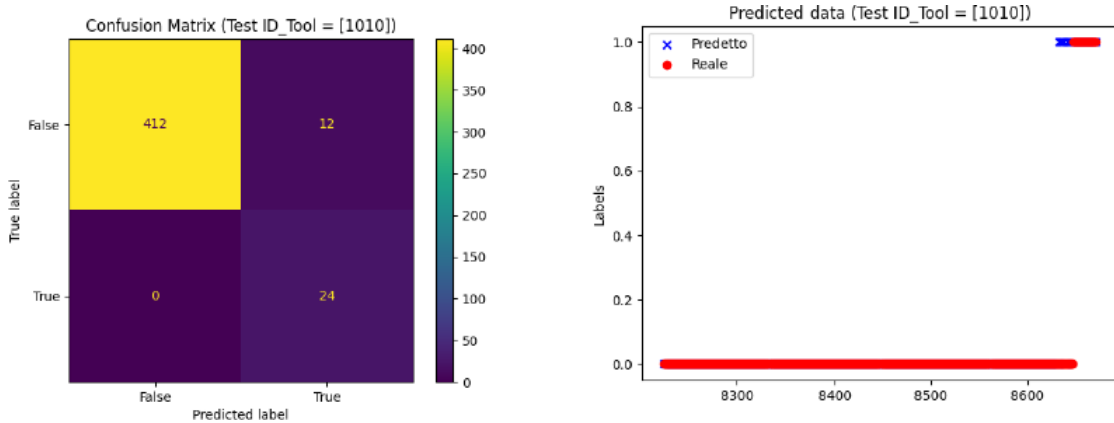


Figura 6.73: confusion matrix e confronto fra label predette e reali per la punta 1010

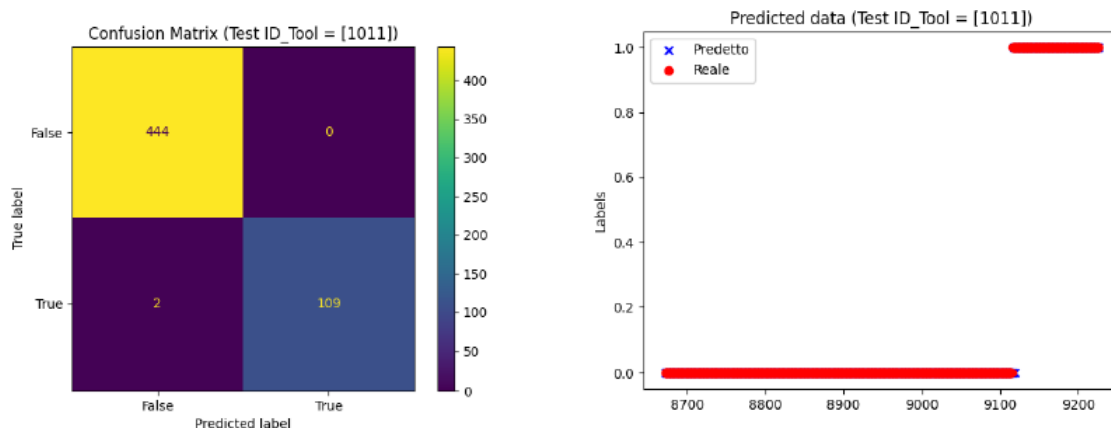


Figura 6.74: confusion matrix e confronto fra label predette e reali per la punta 1011

Questa analisi mostra che:

- il modello addestrato in questo modo è in grado di classificare molto bene le due classi per punte nuove, cioè con dati non presenti nel training set;
- il modello commette il numero maggiore di errori per le punte 1007, 1008 e 1009. Gli errori sono comunque contenuti (raggiungono un livello di accuratezza del 90%, 95% e 97% rispettivamente), anticipando di poco la transizione dalla classe 0 alla classe 1. Nel caso della punta 1009 questo errore è dovuto alla quasi totale assenza della classe di usura dovuta alla mancanza di registrazione nell'ultima fase dell'esperimento (solo le ultime 6 registrazioni su un totale di 857 registrazioni hanno una VB maggiore di 0.16);
- non si nota una particolare variazione tra i risultati ottenuti con i dati del CN o con il dataset completo.

Una delle due nuove punte analizzate, la 1010, presenta un andamento anomalo della potenza e coppia media registrate, come era già successo per la punta 1009, anche se in quest'ultimo caso non è stata rilevata una corrispondente variazione nel tempo di foratura. Per la punta 1011 è stato deciso di non effettuare nessun controllo qualità. Per controllo qualità si intende misura dell'usura VB col microscopio e immagine salvata nel database. Questo è compatibile col ridurre il numero di misure della VB per ridurre il carico di lavoro sugli operatori a bordo macchina e permettere di registrare i dati di più punte. È anche interessante osservare come questa punta presenti meno discontinuità rispetto alle precedenti. Inoltre, l'aggiunta della variabile `numberOfDrills` stimata a partire dalle osservazioni disponibili ha permesso di ottimizzare il classificatore Random Forest e ottenere un'accuratezza molto vicina al 100%.

CAPITOLO 7

Conclusioni

L'obiettivo del lavoro di dottorato è stato quello di esaminare, studiare e realizzare un sistema di monitoraggio dell'usura utensile attraverso i metodi di intelligenza artificiale. Per questo sono stati studiati tutti i lavori di ricerca a livello accademico e industriale basati sul monitoraggio dell'usura utensile degli ultimi 13 anni cioè dall'anno 2010 al 2023 nell'ambito di fresatura, tornitura e foratura. L'analisi dei lavori ha permesso di individuare le migliori soluzioni per l'esperimento condotto in Cembre S.p.A. Il sistema di monitoraggio dell'esperimento ha confrontato vari modelli di reti neurali per prevedere l'usura degli utensili nella foratura, scegliendo il Random Forest e il Neural Network come migliori modelli. Sono stati eseguiti test di durata utensile attraverso fori su parti in acciaio AISI 9840, con una punta in carburo di tungsteno rivestita, di 8,03 mm di diametro e utilizzando parametri di taglio costanti. Sono stati effettuati 5 esperimenti che integravano le misure offline e online. Le feature calcolate dai segnali di vibrazione, dai segnali di emissione acustica, dai segnali di potenza e dai segnali di coppia hanno costituito l'input degli algoritmi. I vari esperimenti sono serviti a migliorare la predizione dell'usura utensile. Inoltre è stata inserita una nuova variabile cioè il numero di fori per la predizione dell'usura utensile. I risultati finali hanno individuato come il Random Forest ha un'accuratezza del 100%. Le informazioni importanti a livello industriale sono tre:

- l'architettura HW-SW progettata in modo dettagliato funziona per qualsiasi macchina di asportazione di truciolo e non. Essa diventa dunque trasferibile o trasportabile su qualsiasi macchina aziendale di Cembre S.p.A.;
- la variabile numero di fori ha risolto il problema della predizione su punta nuova. Inoltre riduce il lavoro dell'operatore a bordo macchina al solo controllo dell'utensile usurato o non usurato, segnalato da un sistema a semafori. Non dovrà più fermare la macchina e rilevare la misura dell'usura VB perché il numero di fori elimina questo problema;

-
- i dati di coppia e potenza ricavati direttamente dalla macchina utensile, eliminano i dati provenienti dai sensori perché le predizioni con o senza sensori sono uguali. Quindi i costi dei sensori si eliminano. Questa caratteristica aumenta la trasferibilità del sistema di acquisizione HW-SW, eliminando anche gli ingombri meccanici di installazione dei sensori.

Per validare le predizioni con il Random Forest è stato modificato il programma di feature extraction per calcolare in automatico il numero di fori fatti effettivi al momento dell'inserimento dei dati nel database, superando così l'approssimazione fatta in queste analisi ed inoltre è stato messo il modello addestrato con i dati raccolti finora in produzione, mostrando la classe predetta dal classificatore sul Pannello Operatore utilizzato dall'operatore a bordo macchina.

Gli sviluppi futuri del sistema di monitoraggio utensili sono diversi:

- aumentare il numero di prove in produzione per validare completamente il metodo di predizione trovato;
- trasferire il metodo in altre lavorazioni, indicate negli esperimenti offline fatti durante il dottorato cioè in fresatura e tornitura;
- inserire il metodo di predizione in DIMAPRO per la verifica della durata utensile in modo oggettivo. Informazione utile in DIMAPRO per definire la qualità finale di un prodotto. Sapere quanti prodotti riesce a realizzare un utensile, consente di non rompere l'utensile, ottenere la dimensione corretta del pezzo, ridurre i tempi di produzione e cambio utensile e ridurre i costi.

BIBLIOGRAFIA

- [1] <https://www.cembre.com/it>
- [2] <https://hexagon.com/it/products/product-groups/computer-aided-manufacturing-cad-cam-software/visi>
- [3] <https://www.vericut.it/>
- [4] <https://www.mcm-group.com/it/what-makes-you-a-better-lecturer-than-others/>
- [5] https://en.wikipedia.org/wiki/ISO_13399
- [6] Zhang, C.; Zhang, J. On-line tool wear measurement for ball-end milling cutter based on machine vision. *Comput. Ind.* 2013, 64, 708–719. <http://doi.org/10.1016/j.compind.2013.03.010>.
- [7] Shamseer, L.; Moher, D.; Clarke, M.; Ghersi, D.; Liberati, A.; Petticrew, M.; Shekelle, P.; Stewart, L. Preferred reporting items for systematic review and meta-analysis protocols (PRISMA-P): Elaboration and explanation. *BMJ* 2015, 349, g7647. <https://doi.org/10.1136/bmj.g7647>.
- [8] Li, Y.; Liu, C.; Hua, J.; Gao, J.; Maropoulos, P. A novel method for accurately monitoring and predicting tool wear under vary-ing cutting conditions based on meta-learning. *CIRP Ann.* 2019, 68, 487–490. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2019.03.010>.
- [9] Klocke, F.; Döbbeler, B.; Pullen, T.; Bergs, T. Acoustic emission signal source separation for a flank wear estimation of drilling tools. *Procedia CIRP* 2019, 79, 57–62. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.02.011>.
- [10] Kothuru, A.; Nooka, S.P.; Liu, R. Application of deep visualization in CNN-based tool condition monitoring for end milling. *Procedia Manuf.* 2019, 34, 995–1004. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.06.096>.

-
- [11] Hassan, M.; Damir, A.; Attia, H.; Thomson, V. Benchmarking of Pattern Recognition Techniques for Online Tool Wear Detection. *Procedia CIRP* 2018, 72, 1451–1456. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.201>.
- [12] Tobon-Mejia, D.A.; Medjaher, B.K.; Zerhouni, N. CNC machine tool's wear diagnostic and prognostic by using dynamic Bayesian networks. *Mech. Syst. Signal Process.* 2012, 28, 167–182. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2011.10.018>.
- [13] Li, Z.; Liu, R.; Wu, D. Data-driven smart manufacturing: Tool wear monitoring with audio signals and machine learning. *J. Manuf. Process.* 2019, 48, 66–76. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2019.10.020>.
- [14] Wang, G.; Yang, Y.; Xie, Q.; Zhang, Y. Force based tool wear monitoring system for milling process based on relevance vector machine. *Adv. Eng. Softw.* 2014, 71, 46–51. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2014.02.002>.
- [15] Wang, G.; Guo, Z.; Yang, Y. Force sensor based online tool wear monitoring using distributed Gaussian ARTMAP network. *Sens. Actuators A Phys.* 2013, 192, 111–118. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2012.12.029>.
- [16] Kaya, B.; Oysu, C.; Ertunc, H.M. Force-torque based on-line tool wear estimation system for CNC milling of Inconel 718 using neural networks. *Adv. Eng. Softw.* 2011, 42, 76–84. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2010.12.002>.
- [17] Fua, P.; Li, W.; Guo, L. Fuzzy Clustering and Visualization Analysis of Tool Wear Status Recognition. *Procedia Eng.* 2011, 23, 479–486. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.11.2534>.
- [18] Kong, D.; Chen, Y.; Li, N. Gaussian process regression for tool wear prediction. *Mech. Syst. Signal Process.* 2018, 104, 556–574. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.11.021>.
- [19] Liu, C.; Wang, G.F.; Li, Z.M. Incremental learning for online tool condition monitoring using Ellipsoid ARTMAP network model. *Appl. Soft Comput.* 2015, 35, 186–198. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.06.023>.
- [20] Gouarir, A.; Martinez-Arellano, G.; Terrazas, G.; Benardos, P.; Ratchev, S. In process tool wear prediction system based on machine learning techniques and force

-
- analysis. *Procedia CIRP* 2018, 77, 501–504. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.08.253>.
- [21] Segreto, T.; Simeone, A.; Teti, R. Multiple sensor monitoring in nickel alloy turning for tool wear assessment via sensor fusion. *Procedia CIRP* 2013, 12, 85–90. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.09.016>.
- [22] Ochoa, L.E.E.; Quinde, I.B.R.; Sumba, J.P.C.; Guevara, A.J.V.; Menendez, R.M. New Approach based on Autoencoders to Monitor the Tool Wear Condition in HSM. *IFAC-PapersOnLine* 2019, 52, 206–211. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.09.142>.
- [23] Antic, A.; Popovic, B.; Krstanovic, L.; Obradovic, R.; Milošević, M. Novel texture-based descriptors for tool wear condition monitoring. *Mech. Syst. Signal Process.* 2018, 98, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.04.030>.
- [24] Rizal, M.; Ghani, J.A.; Nuawi, M.Z.; Haron, C.H.C. Online tool wear prediction system in the turning process using an adaptive neuro-fuzzy inference system. *Appl. Soft Comput.* 2013, 13, 1960–1968. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.11.043>.
- [25] Wang, J.; Li, Y.; Zhao, R.; Gao, R.X. Physics guided neural network for machining tool wear prediction. *J. Manuf. Syst.* 2020, 57, 298–310. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.09.005>.
- [26] Mali, R.; Telsang, M.T.; Gupta, T.V.K. Real Time Tool Wear Condition Monitoring in Hard Turning of Inconel 718 Using Sensor Fusion System. *Mater. Today Proc.* 2017, 4, 8605–8612. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.07.208>.
- [27] Kong, D.; Chen, Y.; Li, N.; Duan, C.; Lu, L.; Chen, D. Relevance vector machine for tool wear prediction. *Mech. Syst. Signal Process.* 2019, 127, 573–594. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2019.03.023>.
- [28] Segreto, T.; Simeone, A.; Teti, R. Sensor Fusion for Tool State Classification in Nickel Superalloy High Performance Cutting. *Procedia CIRP* 2012, 1, 593–598. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2012.05.005>.
- [29] Corne, R.; Nath, C.; El Mansori, M.; Kurfess, T. Study of spindle power data with neural network for predicting real-time tool wear/breakage during inconel drilling. *J. Manuf. Syst.* 2017, 43, 287–295. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2017.01.004>.

-
- [30] Painuli, S.; Elangovan, M.; Sugumaran, V. Tool condition monitoring using K-star algorithm. *Expert. Syst. Appl.* 2014, 41, 2638–2643. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.11.005>.
- [31] Ren, Q.; Baron, L.; Balazinski, M.; Botez, R.; Bigras, P. Tool wear assessment based on type-2 fuzzy uncertainty estimation on acoustic emission. *Appl. Soft Comput.* 2015, 31, 14–24. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.02.037>.
- [32] Ma, J.; Luo, D.; Liao, X.; Zhang, Z.; Huang, Y.; Lu, J. Tool wear mechanism and prediction in milling TC18 titanium alloy using deep learning. *Measurement* 2021, 173, 108554. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108554>.
- [33] Hesser, D.F.; Markert, B. Tool wear monitoring of a retrofitted CNC milling machine using artificial neural networks. *Manuf. Lett.* 2019, 19, 1–4. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.11.001>.
- [34] Tiwari, K.; Shaik, A.; Arunachalam, N. Tool wear prediction in end milling of Ti-6Al-4V through Kalman filter based fusion of texture features and cutting forces. *Procedia Manuf.* 2018, 26, 1459–1470. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.07.095>.
- [35] Wang, G.; Feng, X. Tool wear state recognition based on linear chain conditional random field model. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2013, 26, 1421–1427. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2012.10.015>.
- [36] Ren, Q.; Balazinski, M.; Baron, L.; Jemielniak, K. TSK fuzzy modeling for tool wear condition in turning processes: An experimental study. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2011, 24, 260–265. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.10.016>.
- [37] Goodall, P.; Pantazis, D.; West, A. A cyber physical system for tool condition monitoring using electrical power and a mechanistic model. *Comput. Ind.* 2020, 118, 103223. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103223>.
- [38] Bao, J.; Yuan, G.; Zheng, X.; Zhang, J.; Xia, J. A Data Driven Model for Predicting Tool Health Condition in High Speed Milling of Titanium Plates Using Real-Time SCADA. *Procedia CIRP* 2017, 61, 317–322. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.11.191>.

-
- [39] An, Q.; Tao, Z.; Xu, X.; El Mansori, M.; Chen, M. A data-driven model for milling tool remaining useful life prediction with convolutional and stacked LSTM network. *Measurement* 2020, 154, 107461. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107461>.
- [40] Zhang, B.; Shin, Y.C. A multimodal intelligent monitoring system for turning processes. *J. Manuf. Process.* 2018, 35, 547–558. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2018.08.021>.
- [41] Li, H.; Wang, W.; Li, Z.; Dong, L.; Li, Q. A novel approach for predicting tool remaining useful life using limited data. *Mech. Syst. Signal Process.* 2020, 143, 106832. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.106832>.
- [42] Zhou, Y.; Sun, B.; Sun, W. A tool condition monitoring method based on two-layer angle kernel extreme learning machine and binary differential evolution for milling. *Measurement* 2020, 166, 108186. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108186>.
- [43] Oberlè, R.; Schorr, S.; Yi, L.; Glatt, M.; BaHre, D.; Aurich, J.C. A Use Case to Implement Machine Learning for Life Time Prediction of Manufacturing tools. *Procedia CIRP* 2020, 93, 1484–1489. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.056>.
- [44] Cooper, C.; Zhang, J.; Gao, R.X.; Wang, P.; Ragai, I. Anomaly detection in milling tools using acoustic signals and generative adversarial networks. *Procedia Manuf.* 2020, 48, 372–378. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.05.059>.
- [45] Madhusudana, C.K.; Kumar, H.; Narendranath, S. Condition monitoring of face milling tool using K-star algorithm and histogram features of vibration signal. *Eng. Sci. Technol. Int. J.* 2016, 19, 1543–1551. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2016.05.009>.
- [46] Cooper, C.; Wang, P.; Zhang, J.; Gao, R.X.; Roney, T.; Ragai, I.; Shaffer, D. Convolutional neural network-based tool condition monitoring in vertical milling operations using acoustic signals. *Procedia Manuf.* 2020, 49, 105–111. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.07.004>.
- [47] Wang, J.; Yan, J.; Li, C.; Gao, R.X.; Zhao, R. Deep heterogeneous GRU model for predictive analytics in smart manufacturing: Application to tool wear prediction. *Comput. Ind.* 2019, 111, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.06.001>.

-
- [48] Boutros, T.; Liang, M. Detection and diagnosis of bearing and cutting tool faults using hidden Markov models. *Mech. Syst. Signal Process.* 2011, 25, 2102–2124. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2011.01.013>.
- [49] Simon, G.D.; Deivanathan, R. Early detection of drilling tool wear by vibration data acquisition and classification. *Manuf. Lett.* 2019, 21, 60–65. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2019.08.006>.
- [50] Wang, J.; Wang, P.; Gao, R.X. Enhanced particle filter for tool wear prediction. *J. Manuf. Syst.* 2015, 36, 35–45. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2015.03.005>.
- [51] Garg, S.; Patra, K.; Khetrpal, V.; Pal, S.K.; Chakraborty, D. Genetically evolved radial basis function network based prediction of drill flank wear. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2010, 23, 1112–1120. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.02.012>.
- [52] Wang, P.; Liu, Z.; Gao, R.X.; Guo, Y. Heterogeneous data-driven hybrid machine learning for tool condition prognosis. *CIRP Ann.* 2019, 68, 455–458. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2019.03.007>.
- [53] Wang, G.; Yang, Y.; Guo, Z. Hybrid learning based Gaussian ARTMAP network for tool condition monitoring using selected force harmonic features. *Sens. Actuators A Phys.* 2013, 203, 394–404. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2013.09.023>.
- [54] Niaki, F.A.; Ulutan, D.; Mears, L. In-Process Tool Flank Wear Estimation in Machining Gamma-Prime Strengthened Alloys Using Kalman Filter. *Procedia Manuf.* 2015, 1, 696–707. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.09.018>.
- [55] Nath, C. Integrated Tool Condition Monitoring Systems and Their Applications: A Comprehensive Review. *Procedia Manuf.* 2020, 48, 852–863. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.05.123>.
- [56] Traini, E.; Bruno, G.; D’Antonio, G.; Lombardi, F. Machine Learning Framework for Predictive Maintenance in Milling. *IFAC-PapersOnLine* 2019, 52, 177–182. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.172>.
- [57] Wu, J.; Su, Y.; Cheng, Y.; Shao, X.; Deng, C.; Liu, C. Multi-sensor information fusion for remaining useful life prediction of machining tools by adaptive network based fuzzy inference system. *Appl. Soft Comput.* 2018, 68, 13–23. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.03.043>.

-
- [58] Wang, J.; Xie, J.; Zhao, R.; Zhang, L.; Duan, L. Multisensory fusion based virtual tool wear sensing for ubiquitous manufactur-ing. *Robot. Comput. Int. Manuf.* 2017, 45, 47–58.
- [59] Karam, S.; Centobelli, P.; D'Addona, D.M.; Teti, R. Online prediction of cutting tool life in turning via cognitive decision mak-ing. *Procedia CIRP* 2016, 41, 927–932. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.01.002>.
- [60] Finkeldey, F.; Saadallah, A.; Wiederkehr, P.; Morik, K. Real-time prediction of process forces in milling operations using syn-chronized data fusion of simulation and sensor data. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2020, 94, 103753. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103753>.
- [61] Yang, Y.; Guo, Y.; Huang, Z.; Chen, N.; Li, L.; Jiang, Y.; He, N. Research on the milling tool wear and life prediction by estab-lishing an integrated predictive model. *Measurement* 2019, 145, 178–189. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.05.009>.
- [62] Denkena, B.; Dittrich, M.A.; Mainka, J. Simulation-based feed rate adaptation considering tool wear condition. *Procedia Man-uf.* 2020, 52, 133–137. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.11.024>.
- [63] Wang, G.F.; Yang, Y.W.; Zhang, Y.C.; Xie, Q.L. Vibration sensor based tool condition monitoring using supportvector machine and locality preserving projection. *Sens. Actuators A Phys.* 2014, 209, 24–32. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2014.01.004>.
- [64] Zhou, C.; Yang, B.; Guo, K.; Liu, J.; Sun, J.; Song, G.; Zhu, S.; Sun, C.; Jiang, Z. Vibration singularity analysis for milling tool condition monitoring. *Int. J. Mech. Sci.* 2020, 166, 105254. <https://doi.org/10.1016/j.ijmecsci.2019.105254>.
- [65] Peng, B.; Bergs, T.; Schraknepper, D.; Klocke, F.; Döbbeler, B. A hybrid approach using machine learning to predict the cutting forces under consideration of the tool wear. *Procedia CIRP* 2019, 82, 302–307. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.04.031>.
- [66] Siddhpura, A.; Paurobally, R. A review of flank wear prediction methods for tool condition monitoring in a turning process. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2013, 65, 371–393. <https://doi.org/10.1007/s00170-012-4177-1>.

-
- [67] Zhou, Y.; Xue, W. Review of tool condition monitoring methods in milling processes. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2018, 96, 2509–2523. <https://doi.org/10.1007/s00170-018-1768-5>.
- [68] Lee, S.S. Tool condition monitoring system in turning operation utilizing wavelet signal processing and multi-learning ANNs algorithm methodology. *Int. J. Eng. Res. Innov.* 2010, 2, 49.
- [69] Downey, J.; O'Sullivan, D.; Nejmen, M.; Bombinski, S.; O'Leary, P.; Raghavendra, R.; Jemielniak, K. Real time monitoring of the CNC process in a production environment the data collection & analysis phase. *Procedia CIRP* 2016, 41, 920–926. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.12.008>.
- [70] Gajate, A.; Haber, R.; Del Toro, R.; Vega, P.; Bustillo, A. Tool wear monitoring using neuro-fuzzy techniques: A comparative study in a turning process. *J. Intell. Manuf.* 2012, 23, 869–882. <https://doi.org/10.1007/s10845-010-0443-y>.
- [71] Karandikar, J.; McLeay, T.; Turner, S.; Schmitz, T. Tool wear monitoring and prognostics challenges: A comparison of connectionist methods toward an adaptive ensemble model. *J. Intell. Manuf.* 2018, 29, 1873–1890. <https://doi.org/10.1007/s10845-016-1221-2>.
- [72] Karandikar, J.; McLeay, T.; Turner, S.; Schmitz, T. Tool wear monitoring using naïve Bayes classifiers. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2015, 77, 1613–1626. <https://doi.org/10.1007/s00170-014-6560-6>.
- [73] Madhusudana, C.K.; Kumar, H.; Narendranath, S. Face milling tool condition monitoring using sound signal. *Int. J. Syst. As-sur. Eng. Manag.* 2017, 8, S1643–S1653. <https://doi.org/10.1007/s13198-017-0637-1>.
- [74] Wang, M.; Wang, J. CHMM for tool condition monitoring and remaining useful life prediction. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2012, 59, 463–471. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3536-7>.
- [75] Stavropoulos, P.; Papacharalampopoulos, A.; Vasiliadis, E.; Chryssolouris, G. Tool wear predictability estimation in milling based on multi-sensorial data. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2016, 82, 509–521. <https://doi.org/10.1007/s00170-015-7317-6>.

-
- [76] Zhang, C.; Yao, X.; Zhang, J.; Jin, H. Tool Condition Monitoring and Remaining Useful Life Prognostic Based on a Wireless Sensor in Dry Milling Operations. *Sensors* 2016, 16, 795. <https://doi.org/10.3390/s16060795>.
- [77] Wang, G.; Guo, Z.; Qian, L. Online incremental learning for tool condition classification using modified Fuzzy ARTMAP net-work. *J. Intell. Manuf.* 2014, 25, 1403–1411. <https://doi.org/10.1007/s10845-013-0738-x>.
- [78] Yu, J.; Liang, S.; Tang, D.; Liu, H. A weighted hidden Markov model approach for continuous-state tool wear monitoring and tool life prediction. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2017, 91, 201–211. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9711-0>.
- [79] Ding, F.; He, Z. Cutting tool wear monitoring for reliability analysis using proportional hazards model. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2011, 57, 565–574. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3316-4>.
- [80] Jemielniak, K.; Urbański, T.; Kossakowska, J.; Bombiński, S. Tool condition monitoring based on numerous signal features. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2019, 59, 73–81. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3504-2>.
- [81] Zhou, Y.; Xue, W. A Multisensor Fusion Method for Tool Condition Monitoring in Milling. *Sensors* 2018, 18, 3866. <https://doi.org/10.3390/s18113866>.
- [82] Mia, M.; Królczyk, G.; Maruda, R.; Wojciechowski, S. Intelligent Optimization of Hard-Turning Parameters Using Evolution-ary Algorithms for Smart Manufacturing. *Materials* 2019, 12, 879. <https://doi.org/10.3390/ma12060879>.
- [83] Cheng, K.; Niu, Z.-C.; Wang, R.C.; Rakowski, R.; Bateman, R. Smart Cutting Tools and Smart Machining: Development Ap-proaches, and Their Implementation and Application Perspectives. *Chin. J. Mech. Eng.* 2017, 30, 1162–1176. <https://doi.org/10.1007/s10033-017-0183-4>.
- [84] Colantonio, L.; Equeter, L.; Dehombreux, P.; Ducobu, F. A Systematic Literature Review of Cutting Tool Wear Monitoring in Turning by Using Artificial Intelligence Techniques. *Machines* 2021, 9, 351. <https://doi.org/10.3390/machines9120351>.
- [85] Pimenov, D.Y.; Bustillo, A.; Wojciechowski, S.; Sharma, V.S.; Gupta, M.K.; Kuntoğlu, M. Artificial intelligence systems for tool condition monitoring in machining:

-
- Analysis and critical review. *J. Intell. Manuf.* 2022, 34, 2079–2121. <https://doi.org/10.1007/s10845-022-01923-2>.
- [86] Mohanraj, T.; Shankar, S.; Rajasekar, R.; Sakthivel, N.R.; Pramanik, A. Tool condition monitoring techniques in milling process—A review. *J. Mater. Res. Technol.* 2020, 9, 1032–1042.
- [87] Danil Yu Pimenov, Andres Bustillo, Szymon Wojciechowski, Vishal S. Sharma, Munish K. Gupta & Mustafa Kuntoğlu Artificial intelligence systems for tool condition monitoring in machining: analysis and critical review. *Journal of Intelligent Manufacturing* (2023) 34:2079–2121. <https://doi.org/10.1007/s10845-022-01923-2>
- [88] <https://www.ogphommel.it/it-it/prodotti/ogp/macchine-di-misura/dettagli-prodotto/zip-lite>
- [89] [https://shop.mitutoyo.it/web/mitutoyo/it_IT/mitutoyo/Manual%20Quick%20Scope%20QS-L%20Series/Quick%20Scope%20QS-L4020Z-AFC/\\$catalogue/mitutoyoData/PR/359-715-10/index.xhtml?sessionId=B14D3D95D2052C11561A62EAB46ADE41](https://shop.mitutoyo.it/web/mitutoyo/it_IT/mitutoyo/Manual%20Quick%20Scope%20QS-L%20Series/Quick%20Scope%20QS-L4020Z-AFC/$catalogue/mitutoyoData/PR/359-715-10/index.xhtml?sessionId=B14D3D95D2052C11561A62EAB46ADE41)
- [90] <https://www.fanuc.eu/it/it/robodrill-ib>
- [91] Roberto Munaro, Aldo Attanasio, Antonio DelPrete Tool Wear Monitoring with Artificial Intelligence Methods: A Review”. *Journal Manufacturing Material Process.* 2023, 7(4), 129; <https://doi.org/10.3390/jmmp7040129>
- [92] Roberto Munaro, Aldo Attanasio, Andrea Abeni, Cristian Cappellini, Piervincenzo Tavormina, Federico Venturelli A New Architecture Paradigm for Tool Wear Prediction during AISI 9840 Drilling Operation. *Procedia Computer Science* Volume 232, 2024, Pages 1617-1625; <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.01.159>
- [93] <https://www.sciencedirect.com/>