

POLITECNICO DI MILANO

Facoltà di Ingegneria

Corso di Laurea in
Ingegneria Gestionale



Il Controllo Statistico della Qualità basato su tecniche di Sensor Fusion

Relatore: Ch.ma Prof. Bianca Maria COLOSIMO

Correlatore: Ing. Marco GRASSO

Tesi di Laurea di:

Paola CORONETTI Matr. 707987

Irene Maria ZOIA Matr. 725680

Anno Accademico 2010 - 2011

Indice Generale

Introduzione		1
1	Sensor Fusion	8
1.1	Tipi di sensor fusion e classificazioni	12
1.2	Architetture di sensor fusion	19
1.2.1	Architettura di fusione JDL	19
1.2.2	Il modello Waterfall	21
1.2.3	Il modello Omnibus	22
1.3	Inquadramento teorico delle tecniche di sensor fusion	23
2	Il Monitoraggio della condizione dell'utensile	24
2.1	Il monitoraggio delle condizioni della macchina utensile	24
2.2	Il monitoraggio delle condizioni dell'utensile	27
2.3	Meccanismi di usura di un utensile	28
2.4	Classificazione dei sistemi di monitoraggio dell'utensile	30
2.5	Architettura di un sistema di monitoraggio dell'utensile	32
2.6	Sensori e grandezze fisiche utilizzate	33
2.6.1	Sistemi di rilevamento diretto	33
2.6.2	Sistemi di rilevamento indiretto	34
2.6.2.1	Componenti delle forze di taglio	34
2.6.2.2	Grandezze elettriche	35
2.6.2.3	Vibrazioni	35
2.6.2.4	Emissioni acustiche	36
3	Stato dell'arte	37
3.1	Metodi di monitoraggio basati su sensor-fusion con approcci statistici	38
3.2	Metodi di monitoraggio basati su sensor-fusion con approcci derivati dall'intelligenza artificiale	39
3.3	Confronto di metodi di monitoraggio basati su sensor-fusion	40

4	L'analisi delle componenti principali	42
4.1	La PCA per il monitoraggio dei profili	43
4.2	Scelta del numero di componenti principali	45
4.3	Il monitoraggio delle componenti principali	46
4.4	Variazione della PCA per il trattamento dei dati auto correlati: la Moving PCA	49
5	Descrizione del caso applicativo	56
5.1	Segnali acquisiti	59
5.2	Trattamento dei segnali	61
5.3	Generazione delle features	65
6	Applicabilità della tecnica Fast Moving Principal Component Analysis	67
6.1	Ipotesi fondamentali	68
6.2	Lavorazione A	69
6.2.1	Analisi preliminari	69
6.2.2	Definizione del numero di componenti principali	71
6.2.3	Costruzione delle carte di controllo	73
6.2.4	Confronti e analisi di robustezza delle carte	75
6.2.4.1	Carte per singoli segnali	75
6.2.4.2	Carte con spike	76
6.2.4.3	Carte con spike e rumore	80
6.2.4.4	Carte con rumore	81
6.3	Lavorazione B	83
6.3.1	Analisi preliminari	83
6.3.2	Definizione del numero di componenti principali	86
6.3.3	Costruzione delle carte di controllo	87
6.3.4	Confronti e analisi di robustezza delle carte	89
6.3.4.1	Carte per singoli segnali	89
6.3.4.2	Carte con rumore	91
7	Conclusioni e sviluppi futuri	94
	Bibliografia	97
	Allegato	104

Elenco delle Figure

Figura 1.1 - Architettura di fusione JDL	19
Figura 1.2 - Il modello Waterfall	21
Figura 1.3 - Il modello Omnibus	22
Figura 2.1 - Esempi di utensile deformato, fratturato e usurato	29
Figura 4.1 - Finestra temporale mobile Moving PCA	50
Figura 4.2 - Passi per il calcolo della finestra dei dati	53
Figura 5.1 - Lavorazione di contornitura	56
Figura 5.2 - Andamento forze di taglio nella lavorazione di contornitura	58
Figura 5.3 - Plot dei segnali	62
Figura 5.4 - Andamento segnale CurrYM	63
Figura 5.5 - Andamento dei profili di forza, CurrYM, CurrXM e CurrSP per la lavorazione A	65
Figura 5.6 - Andamento dei profili di forza CurrYM, CurrXM e CurrSP per la lavorazione B	66
Figura 6.1 - Profilo risultante delle forze in fase di progettazione lavorazione A	69
Figura 6.2 - Andamento del coefficiente di cross correlazione lavorazione A	70
Figura 6.3 - Confronto di sei profili di forza con il profilo medio calcolato sui primi 50 dati lavorazione A	71
Figura 6.4 - Analisi di Pareto per la lavorazione A	72
Figura 6.5 - Numero PC calcolati per la lavorazione A in controllo	72
Figura 6.6 - Carte Fast MPCA per la lavorazione A	73
Figura 6.7 - Carte PCA per la lavorazione A	74
Figura 6.8 - Carte T^2 e Q per il segnale CurrYM	75
Figura 6.9 - Carte T^2 e Q per il segnale CurrXM	76
Figura 6.10 - Carte T^2 e Q per il segnale CurrSP	76
Figura 6.11 - Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike di grande entità (Sensor Fusion)	78
Figura 6.12 - Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike di grande entità utilizzando il segnale CurrYM	78
Figura 6.13 - Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike di grande entità utilizzando il segnale CurrXM	79

Figura 6.14 - Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike di grande entità utilizzando il segnale CurrSP	79
Figura 6.15 - Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike di piccola entità (Sensor Fusion)	
Figura 6.16 - Boxplot a confronto per dati con rumore livello 1	82
Figura 6.17 - Boxplot a confronto per dati con rumore livello 2	82
Figura 6.18 - Profilo medio risultante delle forze in fase di progettazione lavorazione B	83
Figura 6.19 - Andamento del coefficiente di cross correlazione lavorazione B	84
Figura 6.20 - Confronto profilo medio fase di progettazione con diversi profili particolari	85
Figura 6.21 - Analisi di Pareto per la lavorazione B	86
Figura 6.22 - Numero di PC calcolate per la lavorazione B	86
Figura 6.23 - Carte Fast Moving PCA per la lavorazione B	87
Figura 6.24 - Carte PCA per la lavorazione B	88
Figura 6.25 - Carte T^2 e Q calcolate per il segnale CurrYM	89
Figura 6.26 - Carte T^2 e Q calcolate per il segnale CurrXM	89
Figura 6.27 - Carte T^2 e Q calcolate per il segnale CurrSP	90
Figura A.1 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 1	104
Figura A.2 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 2	105
Figura A.3 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrXM livello di rumore 1	105
Figura A.4 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrXM livello di rumore 2	106
Figura A.5 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrSP livello di rumore 1	106
Figura A.6 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrSP livello di rumore 2	107
Figura A.7 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 1	107
Figura A.8 - Confronti boxplot tra carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 2	108

Figura A.9 - Carte di controllo per il segnale CurrYM in presenza di spike di piccola entità	109
Figura A.10 - Carte di controllo per il segnale CurrXM in presenza di spike di piccola entità	109
Figura A.11 - Carte di controllo per il segnale CurrSP in presenza di spike di piccola entità	110

Elenco delle Tabelle

Tabella 6.1 - Percentuale variabilità cumulata associata agli auto valori delle prime 4 componenti principali per la lavorazione A	72
Tabella 6.2 - Percentuale di fuori controllo carte PCA e Fast MPCA per la lavorazione A	74
Tabella 6.3 - Percentuale di fuori controllo per Sensor Fusion e segnali singoli	77
Tabella 6.4 - Percentuale di individuazione dello spike di grande entità per carte con Sensor Fusion e segnali singoli	80
Tabella 6.5 - Percentuale della media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte con singoli segnali	81
Tabella 6.6 - Percentuale variabilità cumulata associata agli auto valori delle prime 4 componenti principali per la lavorazione B	87
Tabella 6.7 - Individuazione eventi per carte con Sensor Fusion e segnali singoli	90
Tabella 6.8 - Percentuale di eventi individuati per carte con Sensor Fusion e segnali singoli con rumore	91

Introduzione

Negli ultimi anni il numero di realtà industriali che ha investito in qualità è esponenzialmente aumentato. Molte infatti sono le aziende che hanno scelto di creare un metodo organizzativo/ gestionale capace di garantire, nel rispetto della normativa di settore, il proprio prodotto per la soddisfazione delle esigenze del cliente; tale metodo viene definito Sistema di Gestione della Qualità. Il sistema di gestione della qualità permette di garantire il prodotto impegnando risorse, metodi di lavoro, procedure ed utilizzando la tecnologia. Il concetto di qualità incorpora diversi aspetti che concorrono a risolvere problemi di pianificazione del lavoro, sfruttare al meglio la tecnologia disponibile, controllare le non conformità del prodotto, integrare ed interagire tra le varie fasi di sviluppo. Le tecniche per il miglioramento della qualità sono un insieme di attività operative, gestionali e tecnologiche che un'azienda attua per assicurarsi che le caratteristiche di un prodotto siano quelle di livello nominale o vincolate a specifiche richieste. Affinché un prodotto possa soddisfare le esigenze del cliente/consumatore, esso deve essere il risultato di un processo produttivo stabile e ripetibile. Per raggiungere questo obiettivo il processo deve essere in grado di produrre parti tali che la variabilità delle caratteristiche di qualità di interesse sia la minore possibile. Una delle tecniche utilizzate per garantire al processo questa stabilità è il monitoraggio del sistema produttivo.

Per monitoraggio di un sistema o di un processo produttivo si intende la valutazione dello stato del sistema, del suo comportamento e di come esso evolve nel tempo, con l'obiettivo di discriminare tra condizioni di lavoro in controllo e condizioni di fuori controllo.

Uno degli strumenti maggiormente utilizzati per implementare il monitoraggio di un sistema o di un processo risulta essere il Controllo statistico della qualità o più propriamente, nelle realtà produttive, il controllo statistico di processo (SPC). Lo SPC sfrutta un insieme di strumenti statistici per valutare la stabilità del processo, migliorare la produttività attraverso la riduzione della variabilità, e sostanzialmente garantire il livello di qualità desiderato per il prodotto.

L'approccio tradizionale del controllo della qualità di prodotto consiste nell'ispezionare le parti prodotte [MasAnt00]: tipicamente, ad intervalli regolari, si estrae un certo numero di parti a campione, se ne misurano determinate caratteristiche di varia natura (dimensionali, superficiali ecc...), e si valuta l'andamento nel tempo di varie grandezze o le caratteristiche di qualità di interesse - calcolate sul campione, al fine di verificare se il processo sia effettivamente in controllo; in altre parole il monitoraggio inteso in questi termini è focalizzato sul prodotto, cioè sul risultato finale del processo produttivo, benché l'obiettivo sia di mantenere in controllo il processo stesso. Questo tipo di procedura tuttavia presenta un limite: l'individuazione di eventuali problemi o anomalie che possono avvenire durante il processo è resa possibile solo a valle del campionamento delle parti prodotte, con un conseguente ritardo nella risposta all'eventuale errore di processo, che nel frattempo ha continuato a produrre nuove parti che potrebbero risultare non accettabili. Questo comporta conseguenti sprechi dal punto di vista produttivo, gestionale ed economico, che si traducono in costi per l'impresa.

Per far fronte a questa problematica si è cominciato a combinare il monitoraggio "classico" concentrato sul prodotto con il monitoraggio del processo tecnologico stesso. In quest'ultimo caso si tratta di estrarre delle informazioni dal sistema di produzione, e.g. la macchina utensile, attraverso l'acquisizione e l'analisi dei segnali che vengono forniti dai sensori montati a bordo della macchina: tali segnali permettono di monitorare le variabili di processo di interesse che caratterizzano da un lato il comportamento e lo stato di salute della macchina, e dall'altro la stabilità e la qualità del processo. Si parla quindi di monitoraggio basato su segnali o monitoraggio "in process", per distinguerlo dal monitoraggio del prodotto, che pur essendo on-line, viene effettuato a valle del processo, e quindi "post-process".

Attraverso il monitoraggio di processo è possibile stabilire in maniera più tempestiva se avviene qualche cambiamento nel processo o nello stato della macchina, e adottare le manovre correttive per riportarlo allo stato di controllo. Questo spostamento di prospettiva dal prodotto al processo viene definito "shift paradigm". La crescente tendenza ad adottare questo tipo di prospettiva nasce anche dal fatto che l'automazione dei sistemi di rilevazione e misura delle variabili di processo ha raggiunto negli ultimi anni costi contenuti e prestazioni

elevate; questi sistemi di rilevazione, che consistono in sensori di varia natura montati a bordo del sistema produttivo, hanno progressivamente reso possibile un monitoraggio in tempo reale dei segnali di interesse.

Normalmente un monitoraggio completo, affidabile e robusto (rispetto ai disturbi esterni, al rapporto segnale/rumore, alla dipendenza dalle condizioni operative, eccí) del processo e delle condizioni degli organi di macchina più critici, richiede diverse sorgenti di informazione, cioè sensori posizionati in diversi punti della macchina che rilevino grandezze diverse e magari con modalità differenti.

A questo punto nasce il duplice problema di gestire e organizzare la grande mole di dati e informazioni fornita dai sensori, e di trovare il modo migliore per mettere insieme dati e segnali di diversa natura, con l'obiettivo di estrarre le informazioni necessarie a stabilire la stabilità e la qualità del processo produttivo. Infatti, se prima il controllo statistico avveniva tramite il monitoraggio di grandezze estratte dalla misurazione del prodotto, ora nasce la necessità di costruire strumenti di processamento, trattamento e analisi dei dati che siano in grado di rispondere ai requisiti imposti dal trattamento in tempo reale, dalle alte frequenze di acquisizione, dalla presenza di formati differenti dei dati raccolti, ecc.... In entrambi i casi comunque l'obiettivo consiste nel rispondere alla domanda fondamentale: il processo è in controllo o no?

La pratica che aiuta a risolvere il problema di fondere i dati provenienti da più segnali è nota come tecnica di "sensor fusion". Attraverso la fusione è possibile accorpate informazioni di varia natura per effettuare una valutazione dello stato del sistema che si sta studiando. L'esempio più evidente di un sistema di "sensor fusion" è l'essere umano, che è in grado di elaborare le percezioni provenienti dai vari sensi per comprendere e risolvere le situazioni in cui si trova. Questo concetto si può trasferire al sistema produttivo: vari sensori rilevano le variabili associate al processo e attraverso tecniche di "sensor fusion" queste informazioni possono essere rielaborate per caratterizzare lo stato del sistema.

Le tecniche di sensor-fusion sono ampiamente utilizzate in alcuni particolari settori, come quello militare, aerospaziale o della robotica mobile e sfruttano l'integrazione di più sorgenti di informazioni (sensori e segnali differenti) per migliorare la conoscenza del sistema sotto osservazione in termini di robustezza

rispetto a rumore e disturbi, riduzione dell'incertezza di misura, ottimizzazione del contenuto informativo, affidabilità del sistema di acquisizione dati, ecc. Nel caso delle macchine utensili, la scelta di trattare dati provenienti da più segnali è legata all'esigenza sempre crescente di disporre di macchine con software di bordo in grado di supervisionare, monitorare e controllare un maggior numero di parametri di funzionamento, la qualità del processo, le prestazioni ed i consumi energetici. Tale capacità permette di incrementare la produttività della macchina, il tempo di vita delle sue parti e dei suoi componenti, e garantire lavorazioni di elevata qualità con tempi e percentuale di scarti sensibilmente ridotti, anche in caso di processi non supervisionati o assenza di operatori esperti. Inoltre macchine utensili con avanzate capacità di monitoraggio e controllo offrono possibilità gestionali tuttora poco sfruttate, come il monitoraggio remoto centralizzato (da parte del costruttore o enti terzi) dei propri macchinari disseminati presso numerosi clienti e la manutenzione su condizione (o manutenzione predittiva).

La fattibilità tecnica e pratica di sistemi di monitoraggio multi-sensore è ormai resa possibile dalla disponibilità di strumenti di calcolo in grado di processare grandi quantità di dati in tempo reale e di sensori sempre più intelligenti, economici e integrabili nella struttura della macchina.

Normalmente (soprattutto nei sistemi di monitoraggio disponibili in commercio) i dati provenienti da differenti sensori vengono processati e analizzati in modo indipendente (utilizzando quindi approcci di tipo univariato), approccio che risulta essere spesso poco robusto rispetto al rumore e ai disturbi esterni, poco efficiente o poco affidabile. Contrariamente, le tecniche di monitoraggio basate su analisi multivariata e fusione dei dati permettono di studiare il processo ed il comportamento dei vari sottoassiemi della macchina in modo integrato, sfruttando le relazioni funzionali tra le variabili caratteristiche del processo stesso, e rendendo così i risultati dell'analisi più completi, robusti, attendibili e affidabili. È noto infatti che i segnali di processo presentano spesso caratteristiche di correlazioni e/o dipendenza tra essi, che nella maggioranza dei casi influiscono pesantemente sull'evoluzione complessiva del sistema. Per questo è interessante, se non necessario, individuare e monitorare queste caratteristiche al fine di inquadrare lo stato della macchina utensile o delle sue parti.

L'obiettivo del presente lavoro consiste nel valutare l'attuale stato dell'arte nell'impiego di tecniche di sensor fusion per il monitoraggio in-process di lavorazioni tecnologiche, con particolare riferimento al caso delle lavorazioni per asportazione di truciolo, e nel valutare l'applicabilità di metodi statistici multivariati per la fusione di segnali di diversa natura.

L'assunto di base che si desidera verificare nell'ambito del presente lavoro è il seguente: una opportuna combinazione o integrazione delle informazioni fornite da più sensori dovrebbe fornire una miglior conoscenza del processo rispetto al caso in cui si utilizza un singolo segnale oppure più segnali ma trattati indipendentemente l'uno dall'altro; tale miglior conoscenza del processo dovrebbe tradursi in migliori prestazioni di monitoraggio, come già accennato prima.

Gli strumenti che sono stati presi in considerazione e valutati nel corso dell'attività appartengono al mondo del controllo statistico di processo multivariato.

Quando si parla di SPC lo strumento più conosciuto e importante è rappresentato dalle carte di controllo. Il concetto che sta alla base delle carte di controllo è il seguente: generare un allarme qualora la grandezza misurata risulti fuori controllo, ossia quando il suo valore esca da un intervallo di accettabilità formato da un limite superiore ed un limite inferiore propriamente calcolati. Tali carte di controllo furono ideate da W.A. Shewhart nel 1920 e rimangono tutt'oggi di largo impiego in ambito industriale [ZacMar00].

Le carte di controllo vengono tradizionalmente distinte in carte univariate e multivariate a seconda che il numero di variabili di qualità monitorate sia uguale a uno o maggiore di uno. Le carte di controllo univariate hanno costituito, per decenni, il mezzo maggiormente utilizzato per il monitoraggio statistico. Come già affermato, la diffusione del controllo qualità a livello di processo, attraverso la rilevazione di numerosi segnali, ha negli ultimi anni portato all'utilizzo sempre più crescente del controllo statistico multivariato [BePaPs06]. Un esempio di carte di controllo per questo tipo di monitoraggio è costituita dalle carte di controllo di Hotelling, che consentono di monitorare una statistica (definita T^2 di Hotelling) che sintetizza le caratteristiche provenienti dalle diverse variabili.

Un altro importante tema di indagine nell'ambito del controllo qualità statistico di processo è rappresentato infine dalle tecniche cosiddette di "profile monitoring", i.e. di monitoraggio di profili [Woo04]. Infatti, in diverse applicazioni, la caratteristica di qualità di interesse è rappresentata da un "profilo", ovvero un particolare legame funzionale tra una variabile di risposta e una o più variabili indipendenti. In questi casi è la stabilità nel tempo della forma del profilo stesso a rappresentare l'oggetto del monitoraggio. Talvolta il concetto di profile monitoring si può applicare al caso del monitoraggio di serie storiche cicliche, in cui per profilo si intende l'insieme di valori assunti dalla variabile all'interno di una finestra temporale di ampiezza pari al periodo della ciclicità. Anche in questo caso il processo si definisce in controllo se il profilo considerato si mantiene stabile nel tempo.

Il presente lavoro di tesi si concentra su una analisi preliminare dell'applicabilità di strumenti di profile monitoring e controllo statistico di processo multivariato, con riferimento ad un caso di studio di notevole interesse nell'ambito dei sistemi produttivi. In particolare ci si propone di studiare un sistema statistico di monitoraggio in-process per lavorazioni di fresatura che, per la natura interrotta del taglio, sono caratterizzate da andamenti ciclici nelle variabili di processo più significative. L'obiettivo del sistema di monitoraggio consiste nella valutazione dell'evoluzione delle condizioni dell'utensile, con particolare riferimento alla capacità di riconoscere eventuali scheggiature del tagliente, che possono compromettere la finitura superficiale del pezzo e quindi la qualità della lavorazione.

L'obiettivo dell'analisi preliminare qui presentata consiste quindi nel valutare se (e con che modalità) l'integrazione di più segnali attraverso tecniche di analisi statistica multivariata permetta di disporre di uno strumento di monitoraggio delle condizioni dell'utensile più affidabile e robusto rispetto al caso in cui nessuna "fusione" venga impiegata.

Nel capitolo 1 viene presentata una panoramica sul concetto di "sensor fusion"; nel capitolo 2 viene introdotto il problema del monitoraggio in-process della macchina utensile, ed in particolare il problema del monitoraggio dell'utensile; nel capitolo 3 si presenta l'analisi dello stato dell'arte sull'impiego di tecniche di sensor fusion per il monitoraggio di processi produttivi, ed in particolare per il

monitoraggio della macchina utensile; il capitolo 4 presenta una tecnica di analisi statistica multivariata che può essere impiegata ai fini della fusione delle informazioni, nota come Analisi delle componenti principali o PCA (Principal Component Analysis); sempre nel capitolo 4 vengono discusse le modalità di combinazione di tale tecnica con le carte di controllo per il monitoraggio di un processo le cui variabili sono caratterizzate da auto-correlazione; nel capitolo 5 si descrive il caso applicativo reale impiegato nel presente lavoro come letto di prova per gli strumenti di monitoraggio sviluppati; nel capitolo 6 si presenta infine l'applicazione della tecnica di sensor fusionö discussa al capitolo 4 al caso reale di lavorazione per asportazione di truciolo presentato nel capitolo 5, e si discutono i risultati ottenuti; il capitolo 7 infine conclude il lavoro e ne discute possibili sviluppi futuri.

Capitolo 1

Sensor Fusion

Con il termine Sensor Fusion ci si riferisce generalmente ad un insieme di specifiche tecniche sviluppate allo scopo di organizzare e gestire in modo intelligente un certo numero di sensori e la grande mole di dati da essi prodotta [AzLuSe09]. In letteratura è possibile trovare diverse definizioni di sensor fusion. Secondo [Mit07] la sensor fusion è definita come un insieme di concetti teorici, tecniche e strumenti che sono utilizzati per combinare dati sensoriali o derivanti da essi, in un formato di rappresentazione comune. Da questa definizione emergono due concetti principali:

- I dati provenienti dai sensori sono di fatto delle misure multiple che devono essere combinate tra loro;
- Le misure multiple devono essere fornite da un insieme di sensori di tipologia diversa e sono acquisite in diversi istanti temporali da ogni sensore. Un'altra definizione di fusione multisensoriale è stata data da [DuWh06] in cui si indica tale concetto come il processo con cui si combinano le osservazioni provenienti da diversi sensori con lo scopo di fornire una descrizione completa e robusta del processo che si deve analizzare.

Questa definizione pone l'attenzione sulle caratteristiche di un sistema di sensor fusion:

- I dati provengono da sensori di diversi tipi e devono essere combinati tra loro;
- La combinazione delle informazioni ha lo scopo di fornire una descrizione completa e robusta del fenomeno da osservare.

In definitiva la sensor fusion ha quindi lo scopo di migliorare la qualità dell'informazione, in modo tale che quest'ultima sia in un certo senso più attendibile e completa rispetto a quella che si otterrebbe se le fonti di dati che si hanno a disposizione venissero usate in modo individuale [Mit07].

Come già citato in precedenza i dati multisensoriali analizzati tramite tecniche di fusione sono in grado di migliorare principalmente le prestazioni del sistema che si deve analizzare in termini di robustezza e affidabilità. Negli ultimi anni, l'uso di queste tecniche si è diffuso in molti campi applicativi che riportiamo di seguito:

- **Robotica:**

I robot usati in ambito industriale dotati di capacità di fusione dei dati hanno una migliore flessibilità e produttività rispetto ai robot tradizionali specialmente nelle operazioni quali la movimentazione dei materiali, la fabbricazione delle parti, l'ispezione di esse e nel montaggio.

I recenti progressi nel campo della robotica riguardano robot con mani abili, robot che interagiscono con l'ambiente, le tele operazioni, ecc.

I robot mobili sono una delle aree di applicazione più importanti per la fusione e l'integrazione multisensore [LuFeChKu00]. Essi sono particolarmente utili in presenza di ambienti dinamici o poco conosciuti in quanto fondono i dati provenienti dai diversi di sensori rendendo il sistema in grado di evitare gli ostacoli.

- **Applicazioni militari:**

Le tecniche di fusione sensoriale impiegate nelle applicazioni militari riguardano principalmente le analisi di intelligence, l'avionica e la guerra elettronica.

Dati provenienti da sensori radar, ottici e sonar sono stati impiegati, con varie tecniche di filtraggio, per raggiungere gli obiettivi di tracciamento di missili, aerei e sottomarini.

[HaL197] elencano inoltre altre applicazioni legate alla difesa, come la difesa aria-aria e terra-aria, la sorveglianza marittima e l'acquisizione dei bersagli.

- **Ambito Biomedico:**

Nell'ambito biomedico la fusione multi sensoriale è stata applicata al monitoraggio in terapia intensiva e nell'elaborazione delle immagini mediche. [HerCar99] utilizza tecniche di fusione multisensore per migliorare il monitoraggio automatico del ritmo cardiaco attraverso l'integrazione dei dati provenienti dall'elettrocardiogramma e segnali di emodinamici. Un altro esempio di utilizzo di metodi di fusione dei dati è stato proposto da [AzuDub99] per fornire supporto alle decisioni cliniche.

La fusione dei dati delle immagini mediche è uno dei più importanti campi di applicazione nel settore biomedico. [SolDeb99] ha utilizzato metodi fuzzy per estrarre le caratteristiche principali delle immagini ad ultrasuoni per studiare la parete interna dell'esofago; l'implementazione e i risultati di tale sistema si sono dimostrati molto affidabili.

- **Sistemi di trasporto:**

Le tecniche di fusione multisensoriale sono spesso utilizzati nei sistemi di trasporto con lo scopo di aumentare la sicurezza, l'efficienza e l'affidabilità. Esse si occupano del controllo automatico dei treni, della gestione dei sistemi autostradali, della navigazione stradale basata su GPS, del tracciamento di atterraggio degli aerei, ecc.

- **Altri campi di applicazione :**

Altri campi di applicazione della fusione multisensoriale includono ad esempio il settore spaziale e l'impiego di veicoli autonomi per applicazioni agricole. La più importante applicazione multisensoriale per lo spazio riguarda l'utilizzo di sistemi autonomi per la navigazione e la determinazione d'assetto, ma anche per la riparazione, la manutenzione dei satelliti, ed il montaggio di strutture spaziali.

Nel settore agricolo, invece, si studiano sistemi che sono in grado di operare senza l'operatore umano, e le applicazioni sono analoghe a quelle già citate in riferimento alla robotica e ai sistemi di trasporto.

I sistemi dotati di capacità di fusione sensoriale presentano una serie di vantaggi rispetto ai sistemi basati su un singolo sensore. Un singolo sensore per la misura di una grandezza fisica infatti presenta tipicamente i seguenti limiti:

- **Malfunzionamenti:** l'avaria di un componente del sensore comporta una perdita della capacità di rilevare in modo corretto le caratteristiche oggetto di studio.
- **Limitata copertura spaziale:** di solito un singolo sensore copre solo una ristretta regione di misura. Ad esempio, la lettura da un termometro di una caldaia è in grado di fornire una stima della temperatura vicino al termometro e che può non corrispondere alla temperatura media di tutto il sistema.

- **Limitata copertura temporale:** la frequenza di rilevazione delle misure dipende strettamente dal tempo che il sensore necessita per rilevare e trasmettere la misura, e ciò è strettamente correlato alle sue caratteristiche tecniche.
- **Imprecisione:** le misure provenienti da singoli sensori sono limitati dalla precisione intrinseca dell'elemento che viene usato per la misura.
- **Incerteza:** per incerteza si intende un parametro non negativo che caratterizza un intervallo di valori attribuito ad una misura di interesse¹. L'incerteza dipende da effetti casuali ed effetti sistematici; questi ultimi includono anche problemi di calibrazione degli strumenti di misura.

Un sistema di misura o di rilevamento basato su un unico sensore in determinate circostanze e applicazioni può non essere in grado di ridurre l'incerteza sulle caratteristiche da misurare a causa della visione limitata che esso ha dell'oggetto da analizzare.

In molte applicazioni è possibile quindi sopperire ai tale limite utilizzando sistemi multi-sensore, composti da sistemi omogenei (e quindi ridondanti) e/o eterogenei: in questi casi un aspetto di fondamentale importanza consiste nel modo in cui le informazioni e i dati forniti da più sensori vengono integrati e analizzati, e questo è il problema che sta alla base dello studio e dello sviluppo, in settori anche molto diversi tra loro, di tecniche di sensor fusion. Tali tecniche consentono di costruire sistemi più robusti sia rispetto ai disturbi che possono influenzare la misura, sia rispetto alla dipendenza dalle condizioni operative o dalle condizioni ambientali, ma anche sistemi più affidabili rispetto al rischio di guasti ai singoli sensori. E' inoltre possibile ottenere una conoscenza più completa e accurata in termini di rilevazione delle caratteristiche di interesse del sistema oggetto di misura.

Riassumendo, i principali vantaggi che si hanno nell'adozione di strumenti di sensor-fusion sono i seguenti:

- **Robustezza ed affidabilità:** un insieme di sensori multipli ha una ridondanza intrinseca che permette al sistema di fornire informazioni anche in caso di parziale fallimento di una parte di essi.

¹ International Vocabulary of Metrology, Basics and general Concept and associated terms (VIM)

- **Estesa copertura spaziale e temporale:** ogni sensore può rilevare misure che gli altri sensori non sono in grado di rilevare. Ne deriva quindi un quadro più completo del fenomeno da studiare
- **Maggiore attendibilità delle informazioni:** la misura di un sensore può essere confermata da misurazioni di altri sensori che coprono lo stesso dominio.
- **Aumento della robustezza delle analisi in relazione al rumore e ai disturbi presenti nel fenomeno da studiare.** Ciò è effettuato aumentando la dimensionalità dello spazio delle analisi ad esempio, misurando il fenomeno desiderato con diversi tipi di sensori in modo tale che si abbia comunque una buona valutazione dello stato del sistema anche in presenza di rumore.
- **Migliore risoluzione:** si può definire risoluzione di un sensore la più piccola variazione della grandezza misurata in grado di produrre una variazione della misura nel sensore. Quando si fondono le informazioni provenienti da diversi sensori utilizzati per rilevare una determinata caratteristica la risoluzione risultante che ne consegue è maggiore rispetto a quella che si ottiene impiegando un unico sensore.

La fusione multisensoriale è un settore di ricerca in rapida evoluzione. Esso richiede una conoscenza interdisciplinare di molti ambiti di indagine quali la teoria del controllo, l'elaborazione dei segnali, l'intelligenza artificiale, il calcolo probabilistico, il controllo statistico, ecc.

Le numerose pubblicazioni che si trovano su tale tematica sono inoltre un chiaro indice di interesse da parte della ricerca ad approfondire questo argomento. Un certo numero di ricercatori infatti ha esaminato gli algoritmi di fusione multisensore, le architetture e le loro applicazioni: [LuKa89] forniscono una recensione generale dei paradigmi e delle tecniche di fusione oltre alla combinazione di sensori specifici per tale scopo. [HaLl97] hanno condotto una panoramica delle tecnologie per la fusione dati provenienti da più sensori, illustrato il processo di fusione basato secondo il modello JDL (Joint Directors of Laboratories) e fornito una descrizione delle applicazioni e militari e non di questa disciplina. [Leon09] ha presentato una introduzione alla fusione multisensoriale dei dati tra cui un quadro concettuale, un'architettura di sistema e le sue applicazioni. La suddetta documentazione fornisce un quadro

sufficientemente ampio per lo studio della fusione e dell'integrazione multisensoriale.

1.1 Tipi di sensor fusion e classificazioni

In letteratura sono presenti molte classificazioni delle applicazioni di sensor fusion. Una prima classificazione proposta da [Sic02] riguarda la scelta del livello informativo, nella catena di acquisizione, trattamento e analisi del segnale, nel quale effettuare la fusione delle informazioni. [Sic02] propone una classificazione dei sistemi di sensor fusion basata sui tre livelli in cui le informazioni possono essere combinate tra di loro. È importante sottolineare che i diversi livelli di fusione sotto riportati non sono mutuamente esclusivi; la fusione quindi può essere applicata anche a tutti i livelli che compongono il processo da analizzare. I possibili livelli di fusione sono:

Livello di pre-processamento segnale: per il processamento del segnale (sensor fusion cooperativa)

Livello di selezione/estrazione delle features: per l'estrazione e la selezione delle features

Livello decisionale: per la classificazione, il monitoraggio e/o la diagnostica dei sistemi

Livello di pre-processamento del segnale

La fusione effettuata in questo livello ha lo scopo di pre-processare i dati grezzi per facilitare l'applicazione degli algoritmi e le analisi che devono essere fatte successivamente. Lo scopo principale della fusione a livello di processamento è quello di rappresentare i segnali in un formato comune, per ottenere dati che siano comparabili e coerenti tra loro [HalLi01]. Di seguito vengono riportate le principali funzioni che assolvono a tale obiettivo:

Allineamento dei segnali a livello di spazio e/o di tempo: includono i processi che permettono di sincronizzare i segnali provenienti dai diversi sensori. L'allineamento può essere effettuato:

- Analizzando l'andamento della serie storica nel tempo e riscontrando la presenza dello stesso evento in più segnali.
- Tramite il coefficiente di cross correlazione: l'identificazione dello sfasamento relativo tra due segnali, di cui uno ne costituisce il riferimento,

avviene tramite lo sviluppo di un algoritmo che massimizza tale coefficiente; una volta individuata l'ampiezza dello sfasamento è possibile procedere all'allineamento dei segnali.

- **Dynamic Time Warping:** è un algoritmo che permette l'allineamento tra due sequenze, e che può portare ad una misura di distanza tra le due sequenze allineate. Tale algoritmo è particolarmente utile per trattare sequenze in cui singole componenti hanno caratteristiche che variano nel tempo, e per le quali la semplice espansione o compressione lineare delle due sequenze non porta risultati soddisfacenti. È stato utilizzato in diversi campi di applicazione, dal Riconoscimento vocale, al riconoscimento di attività motorie. Per il lettore interessato si rimanda a [SaCh78].

Normalizzazione del valore dei segnali: i segnali vengono normalizzati e ricondotti a unità di misura comparabili tra loro. Per i metodi di normalizzazione del segnale si veda [Mit07].

Segmentazione dei segnali: utilizzata per estrarre segmenti interni ad una serie storica, localizzare andamenti ciclici, identificare punti di cambiamento o semplicemente comprimere la serie storica originale in una rappresentazione più compatta [AboFeNeAr01]. I metodi di segmentazione sono diversi:

- *Identificazione di un evento sistematico all'interno della serie storica:* si estrae il segmento di serie storica che intercorre tra due successive occorrenze di uno stesso evento. Questa segmentazione viene utilizzata come riferimento per la segmentazione di tutti gli altri segnali.
- *Clustering e pattern recognition:* con il termine cluster ci si riferisce ad un segmento omogeneo presente all'interno di un insieme di dati. Le tecniche di clustering mirano pertanto a segmentare una serie storica o un insieme di dati in un certo numero di gruppi distinti contenenti osservazioni aventi tra loro caratteristiche affini. Nel caso di monitoraggio on-line le tecniche di pattern recognition invece vengono impiegate per riconoscere un nuovo segmento e collocarlo in uno dei cluster identificati in precedenza.
- *Altri metodi* possono essere: la segmentazione basata sul confronto tra il segnale ed un modello teorico predefinito, l'uso di reti neurali in cui una parte della serie storica è utilizzata per la fase di addestramento volta a definire e classificare i vari segmenti e l'uso di sistemi esperti in cui la distinzione tra i diversi segmenti è basata sull'uso di regole che derivano da una conoscenza pregressa sul processo.

L'uso di tecniche di fusione e integrazione multi-segnale a questo livello è normalmente eseguito da qualsiasi sistema di acquisizione dati in grado di gestire più segnali in tempo reale, specialmente in riferimento ai problemi di sincronizzazione dei segnali, conversione, riduzione degli errori di fase, ecc. Per questo motivo la letteratura scientifica si concentra tipicamente sui livelli più alti di fusione, come dimostra anche [Sic02]. In questo lavoro si è effettuato un pre-processamento del segnale, in particolare si è provveduto ad allineare i segnali provenienti da diversi sensori tramite registrazione di un evento noto (spike o scheggiatura dell'utensile). Dopo aver allineato tutti i segnali, si è poi provveduto a segmentarli utilizzando come ampiezza del segmento una rotazione completa del mandrino.

Livello di estrazione / selezione delle features

Una feature è un indicatore che viene estrapolato da un segnale e rappresenta una caratteristica del segnale stesso. Le features estratte e selezionate vengono utilizzate come input per i diversi sistemi di analisi e di monitoraggio.

Nonostante sia difficoltoso definire univocamente delle categorie di features, una classificazione possibile delle features (in categorie non mutualmente esclusive) è la seguente [Sic02]:

- Indicatori nel dominio del tempo, estratti cioè dalla serie storica di un segnale.
- Indicatori dello spettro nel dominio di frequenza di un segnale, elaborati generalmente tramite trasformata di Fourier.
- Features statistiche, parametri basati sulla distribuzione di probabilità del processo.
- Features nel dominio tempo-frequenza, elaborate tramite la trasformata wavelet
- Altri indicatori che non possono essere ricondotti alle categorie precedenti.

Una volta generate le features dai segnali, è necessario ridurre il dataset alle sole che contengono la maggioranza dell'informazione, in accordo con il principio di parsimonia. Le strategie di riduzione delle features sono due [AbeSub09]:

- *Selezione delle features*: lo scopo della selezione delle features è trovare le k tra le d features che contengano la maggior parte dell'informazione e scartare le altre ($d > k$).
- *Estrazione delle features*: lo scopo principale del processo di estrazione delle features è trovare un set di k features come combinazione o trasformazione delle originali d features. I principali metodi di riduzione dello spazio delle features sono:
 - Analisi delle componenti principali (PCA): estrae le sole componenti (combinazioni lineari delle features originali) che massimizzano la variabilità del processo, escludendo la parte di informazione non rilevante.
 - Analisi delle componenti indipendenti (ICA): estrae le componenti (combinazioni lineari delle features originali) che massimizzano l'indipendenza tra le variabili [Hua09].
 - Analisi di correlazione canonica (CCA): effettua una trasformazione lineare delle features, massimizzando il coefficiente di correlazione canonica presente tra due gruppi di features.

Livello di decisione

In questo livello la fusione può migliorare l'affidabilità e la robustezza dei processi decisionali in quanto le informazioni sono gestite in modo più efficiente. Il livello di decisione può coinvolgere diversi tipi di applicazioni e problemi quali le decisioni riguardanti i parametri del sistema, le condizioni di esso, le azioni da intraprendere per riportare il sistema nelle condizioni desiderate.

In riferimento alla fusione delle informazioni a livello decisionale si hanno diversi compiti ai quali un sistema di sensor fusion può assolvere:

- *Stima dello stato del processo / Stima dei parametri di interesse:* La stima di uno o più parametri che descrivono delle caratteristiche del sistema o del processo come, ad esempio, la previsione della rugosità di una parte in lavorazione.
- *Classificazione dello stato del sistema / Riconoscimento dei pattern:* Rientrano in questa categoria i problemi di:
 - Monitoraggio delle condizioni di processo: in cui si discrimina lo stato del processo in controllo e quello fuori controllo.
 - Stima del modo operativo: classificazione dello stato corrente del processo in presenza di variabili di stato discrete.
 - Diagnosi: classificazione delle modalità di guasto.
- *Controllo di processo e recupero delle condizioni nominali di funzionamento:* Selezione delle azioni di controllo ottimali in risposta a eventi non previsti o stato di fuori controllo.

[El02] fornisce altre classificazioni delle applicazioni di sensor fusion che riportiamo di seguito:

Classificazione basata sulla configurazione dei sensori

Esistono diverse modalità secondo le quali i sensori possono interagire tra loro all'interno di un sistema, e da queste modalità dipendono le specifiche strategie da adottare per l'operazione di fusione. Secondo questa classificazione possiamo avere:

- *Sensori Complementari:* la complementarità si può manifestare in due diverse modalità:
 - Attraverso un insieme di sensori indipendenti e di natura diversa che forniscono informazioni relativamente a diverse grandezze fisiche.
 - Attraverso sensori distinti ma dello stesso tipo che agiscono in diverse zone di rilevamento.

In entrambi i casi, comunque, l'obiettivo è combinare le misurazioni dei sensori allo scopo di ottenere una descrizione più completa del fenomeno osservato. Secondo le due modalità appena introdotte, dunque, una rete

di sensori complementari è particolarmente utile quando si vogliono monitorare diversi aspetti dello stesso fenomeno al fine di descriverlo in modo più preciso, oppure quando si ha l'esigenza di acquisire misure in un'area che non potrebbe mai essere coperta da un solo sensore.

- *Sensori Concorrenti*: insieme di sensori distinti che forniscono informazioni indipendenti relativamente alla stessa grandezza fisica o alla stessa zona di rilevamento. Sensori concorrenti possono essere identici o possono sfruttare metodi differenti per la misurazione. La concorrenza tra sensori è generalmente sfruttata per aumentare l'affidabilità del sistema di misura e per aumentarne il livello di tolleranza al malfunzionamento di qualche singolo sensore.
- *Sensori Cooperativi*: una rete di sensori cooperativi è costituita da un insieme di sensori indipendenti la cui osservazione è combinata allo scopo di ottenere informazioni che non potrebbero essere dedotte dall'informazione prodotta da un singolo sensore. In altre parole attraverso una serie di sensori cooperativi l'informazione fornita da uno o più sensori permette di interpretare o completare le informazioni fornite da altri sensori.

1.2 Architetture di sensor fusion

In questa sezione vengono illustrate le principali architetture di sistemi di sensor fusion proposte in letteratura. Per ulteriori approfondimenti si rimanda a [El02].

1.2.1 Architettura di fusione JDL (Joint Directors of Laboratories)

Questa architettura nasce negli Stati Uniti dai Joint Directors of Laboratories (JDL) attorno agli anni 80 sotto la guida del dipartimento di difesa americano. Il modello JDL comprende cinque livelli di processamento dei dati e un database connessi tra di loro, come rappresentato in Fig1.1 :

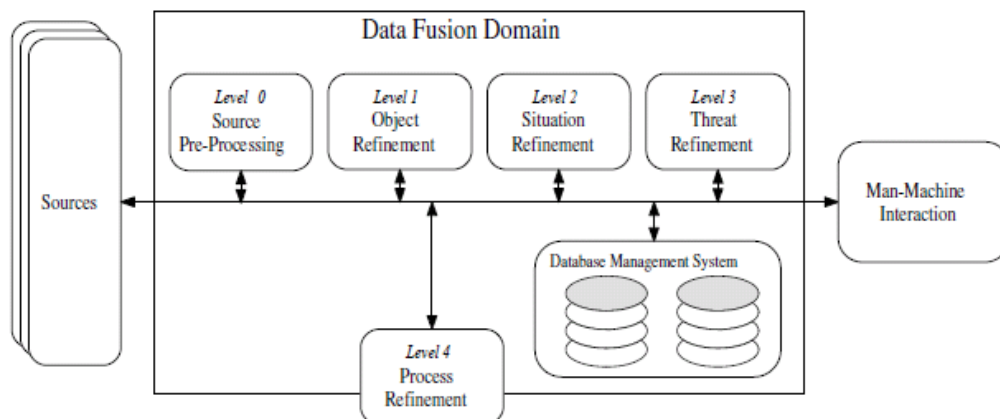


Figura 1.1: Architettura di fusione JDL (Joint Directors of Laboratories) [E102]

È da notare che i cinque livelli sopra indicati non sono mutuamente esclusivi e il processamento dei dati può anche essere eseguito in modo parallelo. Il modello è quindi composto dai seguenti elementi:

- **Fonti di dati:** tali fonti possono essere rappresentate da database di diverso tipo, dati provenienti dai sensori, conoscenza pregressa, ecc.
- **Fonte di Pre-elaborazione (Livello 0):** Il compito di questo livello è quello di ridurre il carico dell'elaborazione dei processi di fusione tramite la preselezione e l'assegnazione dei dati ai processi appropriati.
- **Object Refinement (Livello 1):** questo livello esegue l'allineamento dei dati ovvero si occupa di trasformare i dati in un sistema di riferimento coerente, di associare i dati con metodi di correlazione, di monitorare le posizioni attuali e future degli oggetti e di identificarle con metodi di classificazione.
- **Situation refinement (Livello 2):** questo livello si propone di cercare una contestualizzazione delle relazioni che intercorrono tra oggetti ed eventi rilevati.
- **Threat refinement (Livello 3):** sulla base di una conoscenza a priori e sulle previsioni circa la situazione futura questo livello di elaborazione cerca di trarre conclusioni circa la vulnerabilità del sistema.
- **Process refinement (Livello 4):** questo livello si occupa di monitorare le prestazioni del sistema e riallocare i sensori in base agli obiettivi preposti.
- **Database del sistema di gestione:** ha il compito di monitorare, valutare, aggiungere, aggiornare e fornire informazioni utili al processo di fusione.

- **Interazione uomo-macchina:** ha lo scopo di fornire un'interfaccia per l'input umano e la comunicazione dei risultati del processo di fusione per gli operatori e gli utenti.

Il modello JDL è stato un modello molto diffuso nelle applicazioni di fusione sensoriale.

Nonostante le sue origini in ambito militare esso può essere applicato anche in altri campi. Tuttavia, il modello presenta lo svantaggio principale di essere molto astratto, ciò rende difficile interpretare correttamente i risultati specialmente se si hanno situazioni in cui il fenomeno da analizzare è molto specifico.

1.2.2 Il Modello Waterfall

Il modello Waterfall vede la presenza di più livelli gerarchici che concorrono a formare il sistema di fusione sensoriale:

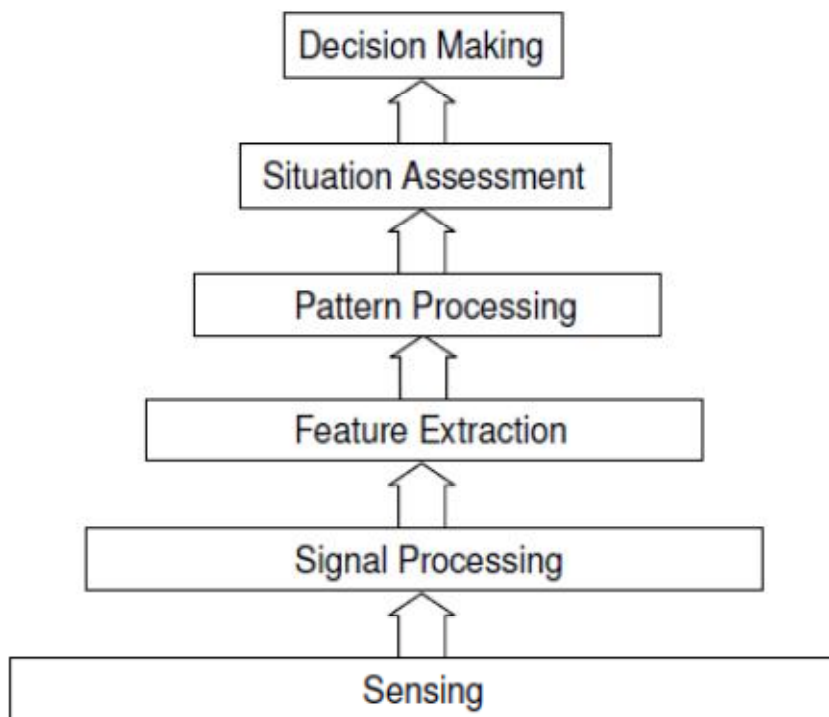


Figura 1.2 - Modello Waterfall [EL02]

Questo modello enfatizza le funzioni di processamento a bassi livelli (sensing). Esso è molto simile al modello JDL: infatti, i livelli di Sensing e Signal processing corrispondono al livello 0 del modello JDL, Feature extraction e Pattern processing al livello 1, Situation assessment al livello 2 e Decision making al livello 3 [Bed99]. Il maggior limite che questo modello possiede risiede nel fatto che non prevede la presenza di un feedback al termine del processo.

1.2.3 Modello Omnibus:

Il modello Omnibus, rappresentato in fig 1.3, incorpora le caratteristiche del ciclo di Boyd (conosciuto come ciclo OODA, ossia Observe, Orientate, Decide, Act), con la capacità di rappresentazione del modello Waterfall, sopra presentato.

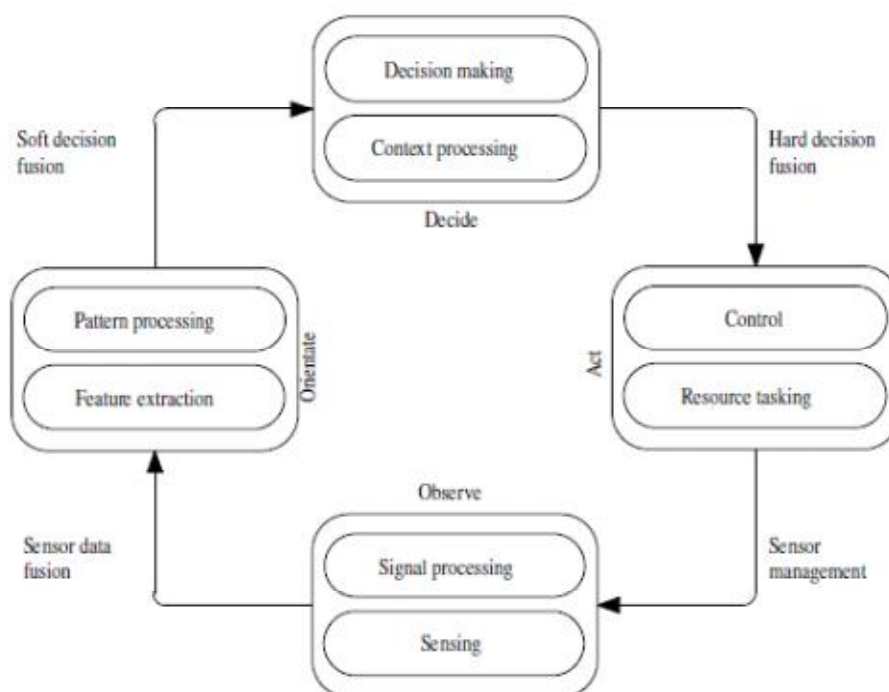


Figura 1.3 - Il Modello Omnibus [El02]

I possibili punti in cui la fusione può essere effettuata sono esplicitati dal modello, e si trovano a valle di ogni fase del ciclo.

Il modello è utilizzato in due modalità [Bed99]: in primo luogo, suddivide gli obiettivi dell'intero sistema in una lista ordinata di compiti da svolgere; secondariamente, la stessa struttura viene utilizzata per organizzare gli obiettivi funzionali di ogni azione. Usando questo approccio la fusione di dati è classificata utilizzando una doppia prospettiva, ovvero quella dell'obiettivo del sistema e quella dell'azione da intraprendere.

1.3 Inquadramento teorico delle tecniche di sensor fusion

La realizzazione del sistema di fusione dell'informazione è generalmente nota in letteratura come il problema del data fusion. Gli approcci proposti sono molti e della natura più varia. [LuFeChKu00] propone la seguente classificazione:

- Metodi di stima parametrica: si propongono di studiare il fenomeno supponendo di conoscere la legge di probabilità che lo governa, a meno di alcuni parametri, che vengono stimati a partire dalle osservazioni.
- Metodi di classificazione: lo spazio multidimensionale può essere diviso in differenti regioni, ciascuna delle quali rappresenta determinate caratteristiche o identità. Le diverse regioni individuate vengono denominate classi. Per collocare un nuovo vettore di osservazioni, le sue caratteristiche vengono confrontate con le classi esistenti. Si deve definire a priori un criterio di similarità con il quale si possa stabilire l'appartenenza delle nuove osservazioni alle diverse classi.
- Metodi di inferenza: si deducono le caratteristiche di un fenomeno dall'osservazione dello storico del fenomeno stesso. Fusioni di questo genere prevedono una fase di osservazione dei dati sperimentali da cui si possa dedurre la distribuzione di probabilità che caratterizza il fenomeno osservato.
- Metodi derivanti da Intelligenza Artificiale: tali tecniche implicano la fusione di più segnali attraverso diversi strumenti (nella maggior parte dei casi l'utilizzo di reti neurali), tali da fornire un quadro delle situazione in analisi senza studiare le relazioni che intercorrono tra i segnali in ingresso e lo stato in uscita.

Capitolo 2

Il Monitoraggio delle condizioni dell'utensile

2.1 Il monitoraggio delle condizioni della macchina utensile

Le imprese manifatturiere stanno affrontando in questi anni la crescente esigenza di una maggiore qualità ed una maggiore varietà del prodotto, a fronte di cicli di vita dei prodotti più brevi, una richiesta di costi ridotti, e la crescente concorrenza globale [LiHeLa04].

Data l'importanza delle lavorazioni che le industrie manifatturiere effettuano, l'utilizzo delle macchine utensili ha aperto la strada allo sviluppo dell'automazione tecnologica.

L'automazione delle macchine utensili è iniziata nei primi anni '50 con l'introduzione della tecnologia del controllo numerico (NC) applicata alle macchine; questa innovazione permise sostanzialmente di controllare automaticamente, con elevata precisione e ripetibilità, i moti della macchina (dell'utensile o del pezzo) sulla base di un programma scritto in un opportuno linguaggio.

Un ulteriore sviluppo all'automazione della macchina utensile si è registrato con l'introduzione del controllo numerico computerizzato (CNC), avvenuta nei primi anni '70; in questa soluzione un computer dedicato sostituisce la maggior parte dei componenti hardware elettronici e schede perforate utilizzate per programmare le macchine NC. Questa evoluzione ha comportato maggiore affidabilità, ingombro dimensionale ridotto, e un aumento della flessibilità delle macchine [LiHeLa04]. La velocità del processore, la semplicità degli strumenti di programmazione, e l'avvento di sensori di maggiore risoluzione hanno poi contribuito alle innovazioni nel campo del controllo del movimento degli assi (servomeccanismo) e del loro coordinamento.

Il livello successivo nell'evoluzione delle macchine utensili è il controllo a livello di processo. Per livello di processo della lavorazione intendiamo quel

livello in cui si verificano le interazioni utensile da taglio e la parte in lavorazione. Il monitoraggio dei suddetti processi è la misura e la stima delle variabili del processo stesso. Un ampio spettro di sensori sono stati studiati a tale scopo. I sensori utilizzati sono sistemi di rilevamento di diversi parametri; tra i numerosi possibili si possono citare sensori acustici, ottici, elettrici, termici, magnetici, ecc.[Jem99] Grazie all'uso di questi sensori, le variabili critiche di processo (ad esempio le forze e le coppie scambiate tra utensile e pezzo, i gradienti di temperatura generati dal processo di asportazione di truciolo, l'eventuale sbilanciamento del mandrino o altri organi di macchina, la presenza di vibrazioni di diversa origine, ecc.) possono essere misurate direttamente o dedotte sulla base di misurazioni indirette. In letteratura sono stati proposti numerosi schemi di analisi e processamento del segnale per recuperare e comprendere le informazioni relative alla condizione del processo di lavorazione. Infatti, data la natura dei processi di lavorazione, che risultano molto complessi (per esempio non lineari, non stazionari ecc.), e dal momento che molte variabili di processo non possono essere misurate direttamente, il monitoraggio risulta essere un problema particolarmente complesso.

Il sistema di controllo delle macchine utensili può essere analizzato a tre livelli, secondo l'ambito di attività: a livello di servomeccanismo, a livello di interpolazione, e a livello adattivo o semplicemente di processo. L'obiettivo del ciclo di controllo del servomeccanismo è regolare la posizione e la velocità degli assi e del mandrino in caso di perturbazioni del sistema, dovute ad attrito, gioco, forze di forze, ecc. L'obiettivo del ciclo interpolatore è quello di coordinare più assi e mantenere un percorso utensile ed un orientamento specificato. Il processo di controllo, che non è comunemente integrato nelle macchine utensili di oggi, produce la regolazione automatica dei parametri di processo (come ad esempio l'avanzamento o la velocità) al fine di aumentare la produttività del sistema e la qualità delle parti lavorate.

Se da una parte i meccanismi di controllo montati sulla macchina aiutano a mantenere la stabilità del processo attraverso un controllo della porzione di sistema macchina a loro affidata, dall'altra parte è nata la necessità di uno strumento che permettesse di fornire una visione dell'andamento del processo lavorativo e delle condizioni della macchina utensile in generale, che desse la possibilità di definire se il prodotto in uscita sia in controllo, ossia tale che le

caratteristiche misurate rispettino i limiti di specifica richiesta, oppure sia fuori controllo. Si arriva quindi al concetto di monitoraggio della macchina e del processo di lavorazione, che permette di assolvere a questo tipo di problematica. Il monitoraggio fornisce infatti strumenti di varia natura (statistici, analitici, ecc..) in grado di combinare diverse informazioni provenienti dal processo e dalla macchina, al fine di stabilire la condizione attuale del processo in esame.

Il monitoraggio della macchina utensile può riguardare diversi aspetti del processo di lavorazione quali:

- Condizioni dello stato dell'utensile
- Performance della macchina
- Formazione del truciolo: forma, disposizione, rottura del truciolo
- Condizioni del processo: errori, variazioni di stabilità del processo
- Caratteristiche del pezzo lavorato: stato della superficie del pezzo lavorato, rugosità e finitura, tolleranze ecc.
- Stato della macchina utensile: riconoscimento tempestivo di errori macchina, supporto alle attività di manutenzione, ecc.
- Altri scopi, tra cui monitoraggio dell'ambiente di lavoro, condizioni del prodotto, misurazione delle forze di taglio, utilizzo dell'energia

Un sistema globale per il monitoraggio in un processo per asportazione di truciolo comprende, in definitiva, il monitoraggio della macchina, della dinamica del processo di taglio, della condizione degli utensili da taglio e del pezzo in lavorazione, per garantire prestazioni ottimali del sistema. Generalmente ci si focalizza su uno specifico aspetto, dipendente dalla finalità e dalla motivazione che spingono ad adottare un tale sistema.

In questo lavoro ci si focalizzerà su un sistema di monitoraggio delle condizioni dell'utensile.

2.2 Il monitoraggio delle condizioni dell'utensile

Il monitoraggio delle condizioni dell'utensile (TCM ó Tool Condition Monitoring) è una tecnica importante da sviluppare al fine di prevenire la rottura di utensili, permettere la sostituzione dell'utensile quando questo è effettivamente giunto a fine vite, e realizzare una produzione senza la necessità di avere un operatore che stia costantemente a bordo macchina [WaHoWoZh06].

Da diversi anni ormai il monitoraggio delle condizioni dell'utensile è uno dei temi più studiati nell'ambito della ricerca applicata nel settore della macchina utensile; una delle principali ragioni risiede nel fatto che i problemi legati all'utensile rappresentano una importante percentuale dei tempi di fermo macchina complessivi: per esempio in [LiHeLa04] si parla di circa il 20% dei tempi di fermo macchina, e stime analoghe si possono trovare in altri lavori. Inoltre l'usura e i danneggiamenti dell'utensile hanno un impatto diretto sulla qualità lavoro della lavorazione in termini di dimensioni, finitura, e integrità superficiale delle parti lavorate [LiHeLa04].

Un sistema di monitoraggio delle condizioni dell'utensile assolve a diversi obiettivi, alcuni dei quali non sono direttamente correlati alle condizioni dell'utensile:

- Creare un sistema di identificazione dei difetti negli utensili da taglio
- Controllare la stabilità del processo
- Identificare repentinamente collisioni non volute dell'utensile con il pezzo in lavorazione o con altri componenti della macchina
- Fornire un sistema di previsione di danni all'utensile, quali scheggiature e/o rotture
- Stimare e classificare l'avanzamento dell'usura dell'utensile, determinata da abrasioni o altre cause, durante la lavorazione.

La mancanza di una corretta supervisione delle condizioni dell'utensile durante la lavorazione può quindi portare a scarsa qualità e irregolarità nella finitura superficiale del pezzo in lavorazione e a danni alla macchina utensile, aumentando i costi di recupero delle parti o riparazione dei guasti.

Molta ricerca è stata effettuata nel campo dello sviluppo di un sistema TCM affidabile. Tuttavia, non esiste una soluzione univoca a tale problematica, che rimane quindi aperta alla ricerca. Una delle ragioni principali che hanno portato ancora oggi alla mancanza di un'applicazione industriale radicata di sistemi TCM è dovuto al fatto che fino ad ora sono stati sviluppati principalmente sistemi basati su modelli matematici, la cui costruzione richiede enormi quantità di dati [Dim00] sia per la creazione che per la validazione di essi. Un altro possibile ostacolo risiede nella natura e nelle caratteristiche dei segnali provenienti dai sensori generalmente utilizzati, che tendono ad essere stocastici e non stazionari e quindi difficilmente modellabili in modo deterministico. Il comportamento casuale può essere imputato alla non omogeneità del materiale che costituisce il pezzo in lavorazione (inclusioni, cricche, ecc..) o alla presenza di disturbi di vario genere all'interno dell'ambiente di lavoro; risulta quindi difficile, nella progettazione di un sistema TCM, tener conto di queste fonti di rumore. Inoltre i processi di taglio per asportazione di truciolo sono caratterizzati da comportamenti complessi a causa delle proprietà del materiale del pezzo, della sensibilità dei parametri di processo alle condizioni di taglio e delle relazioni, tipicamente non lineari, dei parametri di processo con l'usura. Diventa pertanto fondamentale munirsi di uno strumento che garantisca un alto grado di robustezza nella classificazione della condizione dell'utensile, con un sufficiente livello di accuratezza.

2.3 Meccanismi di usura di un utensile

Da quanto detto si evince che l'efficacia di un processo di lavorazione per asportazione di truciolo dipende in buona parte dalle condizioni di usura dell'utensile. Infatti, l'uso di un utensile molto usurato provoca un elevato consumo di energia e determina uno scadente grado di finitura della superficie lavorata.

La vita utile di un utensile da taglio viene definita proprio in funzione del suo grado di usura; in particolare la generazione di calore sul petto dell'utensile ne accelera il processo di usura, diminuendone così la sua vita utile.

Il cambio dell'utensile deve avvenire quando non è più in grado di effettuare l'asportazione di truciolo consumando una ragionevole quantità di energia e/o quando non riesce più a produrre una superficie lavorata con un grado di finitura accettabile.

Un utensile può danneggiarsi per i seguenti motivi:

- 1) L'utensile può deformarsi plasticamente a causa dell'elevata temperatura e dell'elevata sollecitazione meccanica cui è sottoposto;
- 2) L'utensile può fratturarsi a causa di forze di taglio molto elevate e della scarsa resistenza dell'utensile;
- 3) L'utensile può perdere l'affilatura durante le operazioni di taglio a causa di un graduale processo di usura.

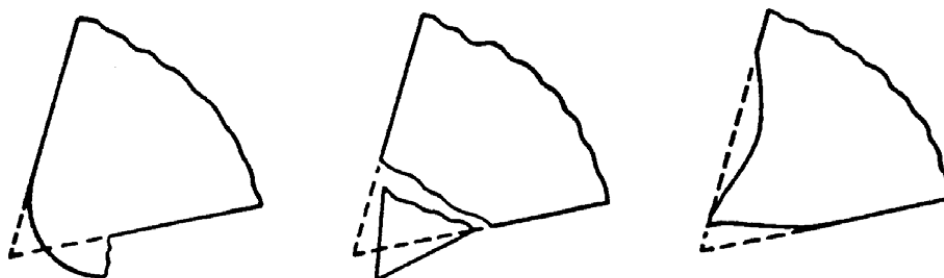


Figura 2.1: Esempi di utensile deformato (a sinistra), fratturato (al centro) e usurato (a destra)

La deformazione plastica e la frattura degli utensili risultano essere nella maggior parte dei casi eventi inaspettati che richiedono una reazione immediata [Sic02]; possono essere limitati mediante un'adeguata scelta del materiale e della geometria dell'utensile, nonché dei valori dei parametri di taglio.

L'avanzamento dell'usura è invece un fenomeno graduale, che può essere soltanto rallentato e dunque è inevitabile. Occorre quindi cercare di stimare al meglio la durata di un utensile. Una sovrastima della vita dell'utensile può infatti provocare un degrado della qualità della parte lavorata, mentre una sottostima della vita dell'utensile si ripercuote in frequenti ed ingiustificati fermi macchina, con il conseguente incremento del costo di produzione [Bha07].

Un buon sistema di monitoraggio che sappia valutare in modo affidabile l'usura dell'utensile presenta quindi numerosi vantaggi: evitare perdite di produzione,

modificare la posizione dell'utensile per mantenere le specifiche geometriche sul pezzo in lavorazione, garantire una certa qualità superficiale per la parte lavorata [Sic02].

2.4 Classificazione dei sistemi di monitoraggio dell'utensile

Una prima classificazione dei sistemi di monitoraggio riguarda le modalità di acquisizione dei dati. In proposito alcuni autori distinguono tra:

- Sistemi *sensorless*, ossia quei sistemi che non utilizzano sensori esterni per l'acquisizione dei dati, ma sfruttano i dati e i segnali già disponibili a bordo macchina, come per esempio le correnti e potenze assorbite agli azionamenti, le posizioni e velocità per ogni asse, eccí [Sic02]; [Ver09] fornisce un esempio di questo metodo di monitoraggio.
- Sistemi *sensor-based*, che rappresentano la maggioranza dei sistemi oggi utilizzati e si avvalgono dell'uso di sensori esterni (o integrati) aggiuntivi, che registrino gli andamenti dei segnali di processo.

A prescindere dalla tipologia di segnale impiegato ai fini del monitoraggio, si può fare una ulteriore classificazione secondo l'approccio con cui si misura lo stato dell'utensile :

- *Metodi diretti*: la misurazione diretta si riferisce alla misurazione delle dimensioni effettive del fianco e/o della punta dell'utensile, per valutarne lo stato di usura. Questi metodi hanno il vantaggio di fornire una valutazione diretta e accurata dello stato dell'utensile, ma consentono la misura solo in maniera off-line, obbligando quindi la fermata della macchina.
- *Metodi indiretti*: lo stato dell'utensile viene valutato mediante misure ausiliarie, quali *ad esempio dei* parametri di processo, strettamente correlate all'usura dell'utensile (forze di taglio, correnti, potenza elettrica, ecc). Attraverso appropriati modelli analitici o empirici, si è in grado di trarre delle indicazioni a proposito dello stato attuale dell'usura.

I metodi diretti sono generalmente molto costosi e soggetti a numerosi malfunzionamenti dovuti alle condizioni di lavoro in cui la macchina utensile si trova ad operare, come ad esempio la presenza di liquidi di raffreddamento, che impediscono la corretta misurazione da parte dei sensori [Sic02]. Al contrario i

metodi indiretti utilizzano parametri facilmente misurabili anche se lo sforzo computazionale richiesto risulta maggiore in quanto occorre stabilire delle relazioni che leghino le misure indirette rilevate con lo stato dell'utensile.

Un'altra importante classificazione dipende dal momento in cui si effettua il monitoraggio, ossia:

- Metodi di monitoraggio continuo o *on-line*: i parametri di interesse vengono misurati durante il processo di lavorazione, senza la necessità di fermarlo.
- Metodi di monitoraggio intermittenti o *off-line*: i parametri di interesse vengono misurati solo durante i momenti in cui si ha il fermo macchina.

È evidente che il sistema di monitoraggio diretto, che necessita la misurazione dell'utensile, sia implementabile principalmente quando viene adottato un sistema di misurazione di tipo intermittente. Questo tipo di monitoraggio, diretto e off-line, può essere di grande aiuto a supporto della lavorazione e del controllo qualità classico, ma non fornisce dati durante il processo di lavorazione ed è quindi inutile per reagire in modo reattivo a malfunzionamenti o anomalie di processo. Per questo motivo la ricerca si sta indirizzando sempre più frequentemente verso lo studio di sistemi di monitoraggio indiretto e on-line.

In questo lavoro si propone lo studio di un sistema di monitoraggio di quest'ultimo tipo, cioè indiretto e on-line.

2.5 Architettura di un sistema di monitoraggio dell'utensile

In generale l'architettura di un sistema di monitoraggio indiretto e on-line si compone dei seguenti elementi indicati di seguito :

Filtraggio analogico e campionamento del segnale: In questa fase il segnale è filtrato per mantenerlo entro un range di frequenza di risposta del sensore stesso, eliminando eventuali rumori alle alte frequenze e distorsioni acquisite in fase di registrazione dei dati.

Filtraggio digitale: Tale passo è effettuato a valle del campionamento del segnale ed è effettuato con lo scopo di tenere le informazioni che meglio sono correlate con le variabili di performance di processo. Un possibile esempio di

applicazione di questa tecnica è il filtraggio del segnale di forza di taglio, in modo che si possa analizzare solamente il segnale di frequenza del passaggio del tagliente che è strettamente legato all'usura dell'utensile. In altre applicazioni è interessante invece filtrare il segnale acquisito in modo da eliminare rumori in alta frequenza e oscillazioni del segnali dovute a eventuali transitori presenti nel processo da analizzare.

Generazione delle features: In tale fase il segnale digitale è trasformato in una pluralità di features chiamate anche indicatori sintetici. Si noti comunque che non tutti i sistemi di monitoraggio si basano su indicatori sintetici.

Selezione ed estrazione delle features: dopo la generazione delle features può essere necessario implementare un metodo di selezione di esse (come già brevemente discusso nel capitolo precedente). Lo scopo è quello di identificare un sottoinsieme di indicatori che è in grado di fornire il maggior contenuto informativo riguardante il processo da monitorare. Occorre infatti avere un numero relativamente basso di features in modo da sviluppare modelli non complessi e di facile interpretazione. In generale molti studi di ricerca presentano metodi diretti di selezione delle features che coinvolgono prevalentemente valori medi, scarti quadratici medi o valori del segnale armonico [SoSuBi09].

Costruzione del modello di monitoraggio e diagnostica del processo: le features selezionate vengono utilizzate per costruire il sistema di classificazione, monitoraggio e diagnostica del processo. Gli approcci a questo genere di problematica sono numerosi e verranno presentati nel Capitolo 3

2.6 Sensori e grandezze fisiche utilizzate per il monitoraggio delle condizioni dell'utensile

I requisiti che deve possedere un buon sistema di sensori in un ambiente di lavorazione sono [KurBra97]:

- Buona correlazione tra il segnale del sensore e lo stato dell'utensile;
- Tempi di risposta rapidi per ottenere un efficace feedback al controllo;
- Semplice nel design e resistente;
- Preciso e affidabile;
- Nessuna (o ridotta) interferenza con il processo di lavorazione.

Nel corso degli anni sono state sviluppate diverse tecniche di rilevamento. Come già discusso, queste tecniche si dividono in due macro categorie: sistemi di rilevamento diretto e sistemi di rilevamento indiretto.

2.6.1 Sistemi di rilevamento diretto

Le tecniche di rilevamento più comuni sono:

Sensori a contatto: i sensori stimano lo stato dell'utensile misurando la variazione della distanza tra bordo dello strumento e il pezzo. Questa distanza può essere misurata tramite micrometri e sonde a contatto pneumatico. La misura può però essere influenzata dalla dilatazione termica dell'utensile, dalla flessione o vibrazioni del pezzo e dalla flessione dell'utensile da taglio a causa della forza di taglio.

Sensori non a contatto: La rilevazione attraverso sensori di visione per la misura di usura sfrutta l'utensile da taglio stesso. In generale, questi sensori valutano le proprietà riflettenti della parte usurata rispetto alla superficie non usurata, per ricavare vari parametri morfologici e determinare lo stato di usura dell'utensile. La maggior parte del lavoro di ricerca si è concentrata solo sulla misura di usura del fianco, mentre alcuni ricercatori hanno tentato di misurare sia fianco che cratere di usura. Mentre le regioni del fianco dell'utensile possono essere riprese con una telecamera, la determinazione del cratere di usura richiede la proiezione di un modello di luce strutturata sull'utensile, al fine di ricavare informazioni approfondite dall'interno del cratere. Nel rilevamento della luce strutturata, la distorsione delle linee parallele di luce laser fornisce una misura della profondità del cratere. A causa dell'ostilità dell'ambiente di taglio (presenza di lubrificante, depositi di metallo sullo strumento di taglio ecc), i sensori di visione possono essere utilizzati solo nell'intervallo tra due cicli di lavorazione.

2.6.2 Sistemi di rilevamento indiretto

Tipicamente in letteratura i segnali che vengono principalmente utilizzati per il monitoraggio indiretto e continuo sono i seguenti (si veda [PriJoh99] e [Sic02]):

- Componenti delle forze di taglio

- Grandezze elettriche
- Vibrazioni
- Emissioni acustiche
- Altri sensori

Di seguito presenteremo una breve descrizione dei vari segnali. Una buona fonte di letteratura è rappresentata anche dai survey presentati in [Dim00] e [Tet10].

2.6.2.1 Componenti delle Forze di taglio

È stato dimostrato che uno dei segnali maggiormente correlati con l'usura dell'utensile è la forza di taglio, nelle sue componenti direzionali lungo gli assi [Dim00]. Le forze di taglio possono essere facilmente misurate tramite dinamometri (per misure dirette) o stimate a partire da altri segnali quali la corrente assorbita dal motore, il momento torcente, le vibrazioni o le emissioni acustiche [Lou97]. In particolare, nelle lavorazioni di fresatura, che sono caratterizzate da taglio discontinuo, il segnale di forza è un segnale ciclico, che dipende strettamente dalla frequenza di passaggio dei denti. Se un dente risulta rotto o scheggiato, il seguente dovrà asportare una maggior quantità di materiale; di conseguenza in presenza di denti danneggiati, le caratteristiche del segnale di forza si modificheranno ad ogni rotazione.

Un buon contributo allo studio della relazione tra segnale di forza e rotture o scheggiature dell'utensile è fornito dagli studi di [AltYe188] e [AltYeITlu88]. Altri esempi di sistemi di monitoraggio tramite i segnali di forza si trovano in [Shi07], [Shi06], [BhaSenMuk07] e [BhaSen10].

2.6.2.2 Grandezze elettriche

I sensori che misurano le grandezze elettriche risultano essere l'alternativa più semplice alla misura delle forze [Dim00]. Un vantaggio importante è dato dal fatto di poter misurare questi segnali senza la necessità di aggiungere ulteriori sensori alla macchina utensile. Le grandezze elettriche che possono essere acquisite sono in generale le potenze o le correnti assorbite da diversi dispositivi della macchina utensile, in particolare il mandrino e gli azionamenti per la movimentazione lungo gli assi. Vi sono in letteratura alcuni esempi di sistemi di

monitoraggio per l'identificazione della rottura dell'utensile a partire da tali segnali elettrici. È inoltre dimostrato che i segnali elettrici sono fortemente correlati con i segnali di forza. In [KimChu01], ad esempio, si afferma che la corrente assorbita dal mandrino rappresenta efficacemente la forza di taglio, e viene quindi utilizzata come segnale per l'identificazione della rottura dell'utensile in una lavorazione di fresatura. [Alt92] invece utilizza segnali di correnti assorbite dagli azionamenti lungo gli assi e dimostra come queste grandezze siano correlate alle forze di taglio; esso sviluppa quindi un sistema di identificazione delle rotture dell'utensile a partire da questi segnali. Altri esempi di utilizzo di tali grandezze per il monitoraggio delle condizioni dell'utensile si possono trovare in [Sal07].

2.6.2.3 Vibrazioni

Le vibrazioni sono prodotte dalle variazioni cicliche dei componenti dinamici delle forze di taglio. Il segnale di vibrazione risulta in grado di fornire informazioni riguardanti l'avanzamento dell'usura, la presenza di scheggiature e rotture sull'utensile. Numerosi studi sono stati effettuati su questo tipo di misura, e sulla possibilità di costruzione di un sistema di monitoraggio basato su di essa. Si vedano [ZhaChe08], [SchHey01], [Sal06].

2.6.2.4 Emissioni acustiche

Le emissioni acustiche sono onde ad alta frequenza di oscillazione generate a causa del processo di deformazione plastica che porta alla formazione del truciolo, dovuta all'interazione tra il pezzo in lavorazione e il tagliente dell'utensile [Pri99]. Vi sono vari studi che hanno dimostrato come tale grandezza sia in grado di fornire informazioni affidabili riguardo a scheggiature/rottura dell'utensile, ma nessuno che abbia analizzato la correlazione di questa misura con l'avanzamento dell'usura; questo è intuibile dal fatto che mentre scheggiature/rotture dell'utensile producono una variazione sensibile nel segnale acustico (nella maggior parte dei casi udibile anche all'orecchio umano), l'avanzamento dell'usura è un fenomeno graduale che non genera cambiamenti repentini in tale segnale. La difficoltà di un'analisi basata sulle emissioni acustiche nei processi di fresatura è rappresentata dal fatto che

l'ampiezza delle pulsazioni relative all'entrata e all'uscita di ogni dente dal pezzo in lavorazione può essere equiparata a quella che si genera nel caso di scheggiatura o rottura dell'utensile [Pri99]; questo potrebbe condurre ad un'errata valutazione dello stato dell'utensile.

In questo lavoro verranno utilizzati segnali di corrente, di posizionamento degli azionamenti e velocità del mandrino per costruire un sistema per il monitoraggio dello stato dell'utensile. Questi segnali verranno analizzati in modo più approfondito nel Capitolo 5.

Capitolo 3

Stato dell'arte

In letteratura troviamo una ampia varietà di studi che affrontano il problema del monitoraggio dello stato dell'utensile tramite tecniche di sensor fusion.

Analizzando la letteratura che tratta tale tematica si evidenziano due filoni principali in cui la ricerca attualmente si sta muovendo (si noti tuttavia che talvolta esiste una ricopertura concettuale o metodologica tra i due filoni, che quindi non sono da considerarsi rigidamente distinti).

- *Tecniche statistiche*: appartengono a questa categoria, per esempio, l'analisi statistica multivariata, l'analisi pesata, la principal component analysis, la canonical correlation analysis, la multivariate time series, l'indipendent component analysis, ecc. Tali tecniche si propongono di studiare l'andamento dei segnali, o delle features da essi estratti, definendo un modello statistico che cerchi di spiegare il processo da studiare, in modo da poter definire degli intervalli di confidenza entro cui il processo e/o il comportamento della macchina sono da ritenersi in controllo. La fase vera e propria del monitoraggio viene svolta tipicamente utilizzando carte di controllo (nello specifico, nel caso applicativo considerato nel presente progetto, si tratta di carte multivariate T^2 e Q, Cap 4), che permettono di visualizzare gli allarmi qualora il processo stia deviando dalla condizione nominale di funzionamento.
- *Tecniche derivanti da Intelligenza Artificiale*: tali tecniche si occupano di descrivere il comportamento di un sistema e di dimostrare l'esistenza di relazioni tra variabili selezionate, ma spesso si tratta di strumenti a scatola nera (come nel caso delle reti neurali), cioè tali da non spiegare la natura di tali legami. Tra gli strumenti maggiormente utilizzati ricordiamo:
 - Reti neurali
 - Sistemi esperti secondo logica fuzzy
 - Sistemi ibridi chiamati neuro-fuzzy
 - Algoritmi evolutivi

Attualmente le reti neurali rappresentano la tecnica di sensor fusion più ampiamente utilizzata negli studi che affrontano il problema del monitoraggio delle condizioni dell'utensile nonostante essa presenti dei limiti comuni a tutte le tecniche derivanti da intelligenza artificiale, tra cui la necessità di una fase di addestramento off-line, e la già citata natura black box dell'approccio, in cui non vengono esplicitate le relazioni tra le variabili in ingresso e la caratteristica da monitorare.

Inoltre, nonostante la potenziale capacità di generalizzazione posseduta da tali strumenti (cioè la capacità di estendere le capacità inferenziali a scenari non inclusi in quelli usati nella fase di addestramento, resa possibile dalle capacità di apprendimento e adattamento), raramente tale capacità viene sfruttata in modo efficace, e l'adattamento al monitoraggio di nuove condizioni operative richiede tipicamente una nuova fase di addestramento o addirittura una riprogettazione della rete.

Qui di seguito si riporta una breve discussione di alcuni dei lavori più significativi reperiti nella letteratura di riferimento in merito all'impiego di tecniche di sensor fusion per il monitoraggio della macchina utensile, rispettivamente basate su metodi statistici e metodi derivati dall'intelligenza artificiale.

3.1 Metodi di monitoraggio basati su sensor-fusion con approcci statistici

[BhaSen07] utilizzano un modello di regressione lineare multipla per stimare l'usura dell'utensile in una lavorazione di fresatura. In tale modello i segnali utilizzati sono le forze di taglio e le correnti che rappresentano le variabili in ingresso mentre l'usura dell'utensile rappresenta la variabile di uscita che si deve monitorare. Tale tecnica ipotizza un legame lineare tra le variabili sopra citate e ciò costituisce un limite per questo metodo di analisi.

[WarElb94] hanno studiato una strategia multisensore per l'individuazione di rotture dell'utensile in lavorazioni di fresatura. In questo lavoro sono state utilizzate le forze di taglio e le emissioni acustiche. È stato proposto un algoritmo di estrazione delle features basato su un modello auto regressivo del

primo ordine (AR(1)) per le forze, mentre dalle emissioni acustiche sono stati estratti indicatori riguardanti la durata del taglio, il transitorio e i guasti all'utensile. Il sistema di monitoraggio è basato sull'uso di sistemi esperti in cui una serie di relazioni sono create per descrivere lo stato di funzionamento del processo e identificare eventuali anomalie. Anche in questo caso questo l'approccio di monitoraggio delle condizioni utensile ha dei limiti dovuti alla poca generalizzazione che il sistema esperto possiede.

3.2 Metodi di monitoraggio basati su sensor-fusion con approcci derivati dall'intelligenza artificiale

[AIHGin00] utilizzano una rete neurale per monitorare lo stato dell'utensile utilizzato in un processo di fresatura. I segnali utilizzati sono: l'accelerazione del mandrino, le forze di taglio e le emissioni acustiche; a partire da questi segnali gli autori hanno generato un elevato numero di indicatori sintetici che sono stati poi selezionati con il metodo degli array ortogonali di Taguchi. Tale studio risulta di notevole interesse nel caso in cui si hanno a disposizione molti indicatori e si ha la necessità di scegliere la combinazione ottimale di esse che meglio rappresenta il processo oggetto di studio.

[WaHoWoZh06] combinano i segnali provenienti da sensori diretti di visione e da sensori indiretti di forza per creare un sistema intelligente di monitoraggio on-line delle condizioni utensile. Per quanto riguarda le misure di tipo diretto vengono utilizzate delle immagini del fianco dell'utensile che vengono rilevate e processate ad intervalli regolari durante il processo di lavorazione; per le misure indirette invece vengono calcolati degli indicatori strettamente correlati con l'usura utensile. Il metodo di monitoraggio proposto si avvale dell'uso di self-organizing map network e dimostra come l'utilizzo di solamente due sensori migliora sensibilmente il controllo delle condizioni utensile rispetto a metodi basati sull'analisi di un singolo segnale.

[LouLin97] si propongono di costruire un sistema di monitoraggio basato su sensor fusion, al fine di valutare le rotture dell'utensile su un centro di lavoro. È stato quindi sviluppato un sistema che consiste in un algoritmo fondato su reti neurali, capaci di gestire le caratteristiche non lineari presenti nel processo di

lavorazione. Sono state utilizzate due grandezze (la forza di taglio e le emissioni acustiche). È stato quindi costruito un sistema costituito da una rete neurale capace di integrare le informazioni provenienti dai due segnali e definire l'andamento delle condizioni dell'utensile. I risultati mostrano i vantaggi dell'utilizzo di tecniche di sensor fusion, e dimostrano come l'utilizzo di dati provenienti da un singolo sensore non forniscono la stessa quantità di informazioni rispetto all'approccio che si basa sulla fusione dei dati di più sensori.

3.3 Confronto di metodi di monitoraggio basati su sensor-fusion

[SaNeCh05] confrontano una rete neurale di back propagation con un metodo tradizionale di analisi statistica per la stima dell'usura utensile. L'analisi statistica si basa su un modello non lineare in cui l'usura utensile è ipotizzata proporzionale alle variabili rilevate mentre la rete neurale è strutturata su tre livelli (input, hidden e output). I risultati ottenuti tramite l'utilizzo della rete neurale sono poi confrontati con quelli ottenuti con il modello matematico prescelto. Si può osservare che la stima ottenuta con la rete neurale è comparabile con la stima calcolata con il modello statistico e le variabili utilizzate sono significative ai fini della rilevazione dell'usura utensile.

[DeiAss09] propongono un sistema di stima dell'usura utensile di tornitura a partire da segnali di forza e segnali di emissione acustica. Da entrambi vengono generate features statistiche (media, deviazione standard, varianza, ecc.), che vengono poi selezionate tramite l'applicazione della Principal Component Analysis (PCA), che riduce la dimensione dello spazio delle features iniziali. Confrontano poi una rete neurale artificiale con il metodo dei classificatori polinomiali. La sperimentazione ha portato a risultati comparabili per entrambi i modelli in termini di accuratezza e concordanza con i risultati ottenuti nella realtà ad eccezione fatta per il metodo dei classificatori polinomiali che necessita di meno tempo nella fase di training.

[LiBhKe02] utilizzano la multiple regression analysis e la generalized radial basis function neural network per stimare la relazione tra l'usura utensile e le forze che intervengono nel processo di lavorazione su un centro di lavoro. La

multiple regression analysis ipotizza un legame lineare tra l'usura utensile, le forze di taglio e la forza di avanzamento. La selezione del modello più adatto è basata sul calcolo dell'indice R^2 ; da tale analisi risulta che la sola variabile che influenza in modo significativo l'usura utensile è la forza di avanzamento. La rete neurale utilizzata invece mostra come, ad alti livelli di forze, la relazione tra usura utensile e feed force diventa non lineare. In conclusione tale studio mostra come l'uso di una rete neurale è più accurato rispetto ad un approccio model based soprattutto nella fase in cui la relazione tra le variabili di interesse diventa non lineare.

Capitolo 4

L'Analisi delle Componenti Principali

Nel campo del monitoraggio in-process in cui i dati necessari a caratterizzare il processo sono forniti da diverse sorgenti, la quantità di dati a disposizione può risultare particolarmente onerosa e difficile da trattare; per questo si ha la necessità di trovare uno strumento per utilizzare questa mole di dati per ricavare informazioni utili a stabilire lo stato del processo. Questo tipo di monitoraggio, infatti, rappresenta uno di quegli scenari che talvolta vengono definiti "data-rich but information-poor" [DoKhLi04], ossia caratterizzati da una gran quantità di dati che può finire con il celare il contenuto informativo veramente rilevante. Diversi approcci di statistica multivariata, ed in particolare l'analisi delle componenti principali (PCA ó Principal Component Analysis), sono ampiamente utilizzati in scenari applicativi di questo tipo proprio per tentare di estrarre la conoscenza di interesse da una base di dati che contiene anche molta informazione inutile o ridondante..

L'obiettivo della PCA è ridurre la dimensionalità di un insieme di dati multivariati in cui è presente un gran numero di variabili correlate tra loro, mantenendo allo stesso tempo la maggior parte della variabilità contenuta in essi. Questa riduzione è ottenuta attraverso la trasformazione di tali osservazioni in un nuovo insieme di variabili non correlate, chiamate Componenti Principali [Jol02]. Tale trasformazione consiste in una proiezione delle variabili originarie in un nuovo sistema di riferimento, nel quale le nuove variabili vengono ordinate in ordine decrescente di varianza complessiva spiegata dalla singola variabile: il primo asse nel nuovo sistema di riferimento corrisponde alla direzione di massima varianza nei dati, e la prima componente principale corrisponde ad una proiezione su tale asse; il secondo asse corrisponde alla direzione con varianza immediatamente inferiore alla prima e così via.

Il lettore interessato ad una trattazione completa sull'argomento e ad un approfondimento di tale tecnica può fare riferimento a [Jack03] e [Jol02].

Qui di seguito vengono brevemente presentati i passi necessari per l'applicazione di tale tecnica al problema del monitoraggio di profili, secondo l'approccio presentato in [ColPa07].

Nel paragrafo successivo viene discusso il problema di come estendere l'applicabilità di tale tecnica al caso in cui i dati di partenza sia affetti da autocorrelazione.

4.1 PCA per il monitoraggio di profili

Assumiamo di avere una serie storica ciclica, in cui un certo profilo si ripete nel tempo. Segmentando la serie in modo da isolare gli n profili che la compongono si arriva a descrivere la serie con una matrice di dati in cui la j-esima riga corrisponde all'j-esimo profilo (composto da p osservazioni equispaziate temporalmente, ovvero ogni profilo è rappresentato da un vettore di p variabili). Indichiamo con x_{kj} il k-esimo punto osservato appartenente al j-esimo profilo \mathbf{x}_j , dove $k=1..p$ e $j=1..n$. I dati possono quindi essere riassunti in una matrice \mathbf{X} (n x p):

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (1)$$

dove $\mathbf{x}_j = [x_{1j} \ x_{2j} \ \dots \ x_{pj}]^T$ è il vettore colonna contenente il j-esimo profilo (j=1..n).

Ogni colonna della matrice \mathbf{X} contiene i valori della k-esima variabile per ogni profilo: ogni profilo quindi può essere interpretato come una variabile random multi-variata, composta da p variabili che altro non sono se non le p osservazioni che compongono un intero ciclo nella serie storica di partenza.

Poniamo $\hat{\Sigma}$ come stima della matrice di covarianza della matrice \mathbf{X} calcolata come segue:

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (2)$$

\mathbf{X} è una matrice $n \times p$ ottenuta sottraendo ad ogni riga di \mathbf{X} il profilo medio:

$$\mathbf{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T - \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{i}_n \mathbf{i}_n^T + \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{i}_n \mathbf{i}_n^T \quad (3)$$

Ovvero: $\mathbf{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T - \mathbf{i}_n \mathbf{i}_n^T + \mathbf{X} \mathbf{i}_n \mathbf{i}_n^T$ dove \mathbf{i}_n è un vettore colonna n -dimensionale unitario. La PCA applica una decomposizione spettrale della matrice di covarianza cercando le matrici $p \times p$ \mathbf{L} e \mathbf{U} che soddisfano la seguente relazione:

$$\mathbf{U}^T \mathbf{S}_1 \mathbf{U} = \mathbf{L} \quad (4)$$

dove \mathbf{L} è la matrice diagonale che contiene gli auto valori di \mathbf{S}_1 .

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \dots & \lambda_p \end{bmatrix} \quad (5)$$

Mentre $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \dots \ \mathbf{u}_p]$ è una matrice ortonormale la cui k -esima colonna \mathbf{u}_k è il k -esimo autovettore di \mathbf{S}_1 ($k=1 \dots p$). Senza perdere in generalità, gli autovalori sono ordinati in ordine decrescente (ovvero $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$). Occorre notare che quando la matrice di covarianza \mathbf{S}_1 è singolare un sottoinsieme di autovalori è pari a zero.

Ad esempio nel caso di dataset di elevate dimensioni in cui il numero p dei dati contenuti in ogni profilo è maggiore del numero dei campioni n , la matrice di covarianza avrà almeno rango pari a $n-1$ e quindi solo i primi $n-1$ autovalori saranno maggiori di zero (ad esempio $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{n-1} > 0$) mentre i rimanenti (ad esempio $\lambda_n = \lambda_{n+1} = \dots = \lambda_p = 0$). In questo caso il numero di componenti principali (PCs) sarà almeno $n-1$.

Indichiamo con \mathbf{z} il vettore random il cui k -esimo elemento è la k -esima componente principale \mathbf{z}_k ($k=1 \dots p$). Data la matrice \mathbf{U} , \mathbf{z} è definito come:

$$\mathbf{z} = \mathbf{U}^T \mathbf{x} \quad (6)$$

in questo modo le PCs sono definite con una trasformazione lineare ortonormale delle variabili originali \mathbf{x} .

In altre parole, con riferimento al j -esimo profilo \mathbf{x}_j osservato nel data set:

$$\mathbf{x}_j = \mathbf{U} \begin{bmatrix} z_{1j} \\ z_{2j} \\ \vdots \\ z_{pj} \end{bmatrix} \quad (7)$$

dove $z_{1j} \dots z_{2j} \dots z_{pj}$ rappresentano gli scores delle componenti principali, ossia le combinazioni lineari del vettore di variabili \mathbf{x}_j centrato rispetto alla media.

Dato che la matrice \mathbf{U} è ortonormale, si può facilmente dimostrare che $\mathbf{x}_j = \mathbf{U} \mathbf{U}^T \mathbf{x}_j$ con $j=1 \dots n$; si conclude che ogni profilo originale può essere ottenuto dalle componenti principali come:

$$\mathbf{x}_j = \mathbf{U} \begin{bmatrix} z_{1j} \\ z_{2j} \\ \vdots \\ z_{pj} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Le PCs ottenute con la (6) sono statisticamente indipendenti e ogni componente principale ha varianza pari al corrispondente autovalore. Quindi possiamo ordinare tali componenti coerentemente con il proprio autovalore associato e selezionare solamente le componenti più importanti, ovvero quelle a cui è associata la varianza maggiore ed eliminare le meno importanti.

4.2 Scelta del numero di componenti principali

A valle del processo di calcolo delle componenti principali l'equazione (8) fornisce un profilo che è ottenuto dagli scores. Quando un sottoinsieme di m delle p componenti principali viene selezionato (con $m < p$) il profilo originale può essere stimato come segue:

$$\hat{\mathbf{x}}_j = \mathbf{U}_m \begin{bmatrix} z_{1j} \\ z_{2j} \\ \vdots \\ z_{mj} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Da queste stime, la statistica Q [Jack03] può essere calcolata come somma dei quadrati degli errori ottenuta ricostruendo ogni osservazione tramite le m PCs:

$$Q_j = \|\mathbf{x}_j - \hat{\mathbf{x}}_j\|^2 = \sum_{k=1}^m (z_{kj} - \hat{z}_{kj})^2 \quad (10)$$

Determinare il numero di componenti principali da includere nel modello è una delle più grandi sfide che riguardano la letteratura della PCA. Al fine di trovare il numero ottimale di PC sono state proposte molte regole [Jol02]. Tra tutti questi approcci un algoritmo basato sulla tecnica di cross validation è stato proposto da Wold [ColPa07] ed uno dei maggiormente impiegati. Tale algoritmo consiste nel dividere il dataset in g sottoinsiemi; ad ogni passo della procedura un sottoinsieme è eliminato e la PCA è ricalcolata sui dati rimanenti; inoltre la stima delle osservazioni rimosse è fatta usando diversi numeri m di componenti principali (con $m=1..p$). Per ogni possibile scelta di m si calcolano quindi i residui come differenza tra i valori reali e le stime effettuate con il modello PCA scelto dei dati eliminati e la somma dei quadrati dei residui contenuti nella statistica Q (10). Questo algoritmo è ripetuto per tutti i sottogruppi eliminati del dataset e la statistica PRESS (PREdiction Error Sum of Squares) è calcolata come la grande media dei valori di Q ottenuti divisa per p . L'indicazione PRESS (m) è quindi usata per indicare la statistica PRESS che si ottiene considerando le prime m componenti principali.

Per decidere se includere nell'analisi le PC fino alla m -esima componente [Wo78] ha proposto il seguente rapporto:

$$R = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \hat{e}_{ij}^2}{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n e_{ij}^2} \quad (11)$$

Tale indice confronta l'errore di predizione della somma dei quadrati ottenuto utilizzando m PCs con la somma dei quadrati della differenza tra i dati osservati e i dati stimati usando la PCA su tutti i dati ma tenendo solo le prime $(m-1)$ componenti principali [Jol02]. Se R è minore di 1 si può ottenere una predizione migliore usando m invece di $m-1$ PCs.

4.3 Il monitoraggio delle componenti principali: Carte T^2 e Q

Dopo la selezione del numero delle componenti principali da utilizzare nel modello, il monitoraggio vero e proprio può essere avviato. Un semplice approccio potrebbe essere quello di monitorare ogni componente scelta con una carta di tipo uni variato in quanto, per definizione, le componenti principali sono tra di loro indipendenti.

In generale l'uso di carte di controllo univariato coinvolge due fasi distinte caratterizzate da due differenti obiettivi [Mont05]:

- Fase di progettazione (fase I): si esegue un'analisi preliminare del processo, in cui si raccoglie e si analizza un insieme di dati ritenuti significativi al fine di determinare se rappresentano effettivamente una situazione in stato di controllo e si costruiscono quindi i limiti di controllo per monitorare correttamente la produzione futura.
- Fase di validazione (fase II): si usano le carte di controllo per monitorare il processo confrontando la statistica calcolata per ogni nuova osservazione generata dal processo con i limiti di controllo stabiliti in fase di progettazione.

Nel caso specifico di utilizzo dell'analisi PCA è tipicamente preferibile [DoKhLi04] una carta di controllo unica per monitorare le prime m componenti principali usando la statistica di Hotelling, che in questo caso è data da:

$$T^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{(x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{s_j^2} \quad (12)$$

In questo caso limiti di controllo differenti per la carta T^2 possono essere usati rispettivamente per la fase di progettazione della carta e la fase di validazione.

In particolare con riferimento a [ColPa07] i limiti per la fase di progettazione sono :

$$LCL = \frac{M}{M+1}, \quad UCL = \frac{M}{M-1} \quad \text{dove } M \text{ è il numero di profile scelti per la fase di progettazione}$$

dove $\frac{M}{M+1}$ è il $100(1-\alpha)$ percentile della distribuzione Beta con parametri $\frac{M}{2}$, $\frac{M}{2}$.

In Fase di validazione, invece, i limiti di controllo saranno calcolati come:

$$LCL = \frac{M}{M+1}, \quad UCL = \frac{M}{M-1} \quad (13)$$

Dove:

$F_{\alpha}^{-1}(a,b)$ rappresenta il $100(1-\alpha)\%$ percentile della distribuzione di Fisher con a,b gradi di libertà e la costante F_{α} è pari a $\frac{F_{\alpha}(a,b)}{F_{\alpha}(a,b)}$.

Qualsiasi fuori controllo segnalato dalla carta sta a significare che un cambiamento è avvenuto nel nuovo campione in fase II rispetto ai campioni utilizzati per la fase di progettazione della carta. E' inoltre da segnalare che nel caso in cui si verificano eventi inaspettati che portano il processo a modificare le direzioni ortogonali delle m componenti principali scelte la carta T^2 non segnalerà tale allarme. Proprio per questa ragione un'altra carta di controllo basata sulla statistica Q (10) può essere usata. Il limite di controllo superiore per la carta Q è calcolato come segue:

$$UCL_Q = \bar{Q} + 3 \sqrt{\frac{Q^2}{n}} \quad (14)$$

Dove :

$F_{\alpha}^{-1}(a,b)$ è il $100(1-\alpha)\%$ percentile di una distribuzione F con h gradi di libertà; g e h possono essere stimati come $\frac{Q^2}{n}$, $\frac{Q^2}{n}$ dove \bar{Q} e $\frac{Q^2}{n}$ sono rispettivamente la media e la varianza del campione ottenuti calcolando la statistica Q con l'equazione (10) per tutti gli n campioni utilizzati in Fase di progettazione.

Come già discusso in [Qin03] le due carte di controllo hanno un ruolo simmetrico: la prima carta di controllo ha il compito di identificare gli shift nelle direzioni identificate dalle m componenti principali scelte, mentre la seconda carta di controllo si pone l'obiettivo di identificare cambiamenti che si possono verificare nelle direzioni rimanenti.

Si può infine osservare che le due carte sono relative a due sottoinsiemi disgiunti delle componenti principali e la regola di Bonferroni per eventi indipendenti può essere utilizzata nel calcolo dei limiti di controllo ponendo α' la probabilità di errore di I tipo e di conseguenza

$\alpha' = 1 - \alpha$ sarà utilizzato per il calcolo dei limiti di controllo delle equazioni (13) e (14).

Nella sua versione tradizionale, l'approccio di monitoraggio basato su PCA prevede che il modello venga generato una tantum sulla base dei dati di Fase I, e che tali dati vengano usati anche per il calcolo dei limiti di controllo sopra citati che quindi rimangono fissi durante l'intero processo di monitoraggio.

L'approccio PCA standard presenta alcuni limiti [Jen10]:

- Per costruire un modello PCA affidabile è necessario un numero di osservazioni abbastanza ampio, che permetta di calcolare dei limiti di confidenza statisticamente consistenti. In situazioni reali di monitoraggio online di processi, questa quantità di dati però non è sempre disponibile, soprattutto nelle fasi iniziali della lavorazione.
- Data la natura dei processi di lavorazione, che presentano tipicamente lenti e inevitabili cambiamenti, un approccio di monitoraggio che usa un modello statico può portare a numerosi falsi allarmi in quanto il modello PCA non è più rappresentativo dello stato corrente del processo che si deve analizzare. Questa situazione è tipica delle lavorazioni per asportazione di truciolo, nelle quali l'effetto dell'avanzamento dell'usura dell'utensile provoca un lento spostamento dei parametri caratteristici del processo; ciò si traduce generalmente nella presenza di autocorrelazione nei segnali.

Per i motivi sopra citati, si è presentata la necessità di sviluppare dei modelli che fossero in grado di gestire da una parte la carenza di osservazioni nelle fasi iniziali del monitoraggio, dall'altra la presenza di autocorrelazione nei dati.

4.4 Variazioni della PCA per il trattamento di dati autocorrelati: la Moving PCA (MPCA)

Il metodo PCA, presentato al paragrafo precedente utilizza come campione di riferimento il campione di dati utilizzato in fase I. Tuttavia è intuitivo pensare che se il processo di lavorazione subisce dei cambiamenti, un campione di riferimento che sia lontano nel tempo non può rappresentare correttamente la situazione attuale e può quindi fornire informazioni fuorvianti sullo stato del sistema.

In letteratura sono state proposte diverse varianti della tecnica PCA per poter trattare dati auto correlati e/o processi caratterizzati da trend nell'evoluzione temporale delle variabili osservate.

Una delle tecniche proposte prende il nome di Moving PCA o Moving Window PCA [DoKhLi04].

L'idea di base consiste nel definire una finestra temporale mobile (Fig. 4.1) contenente w campioni di dati.

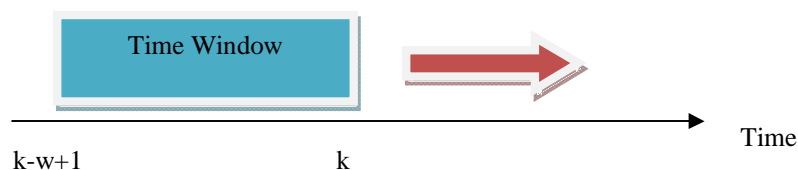


Figura 4.1: Finestra temporale mobile Moving PCA

Ogni nuovo campione viene confrontato con i w campioni precedenti, e viene valutato se si trova in controllo rispetto ad essi. In altre parole il metodo MPCMA si basa sull'aggiornamento ricorsivo del modello PCA di partenza, (generato secondo le modalità presentate nel paragrafo 4.1), che permette al modello di adattarsi ai cambiamenti che si verificano nel processo ([KanNa02], [WaKr05], [Jeng10]).

Le carte di controllo utilizzate monitorano le statistiche T^2 e Q come nel caso precedentemente descritto, con la differenza che non si utilizza più la matrice di Fase I come riferimento per tutti i profili osservati in fase II, ma per ogni nuovo profilo si usa come matrice dei dati per l'analisi PCA un numero fisso di profili precedenti l'osservazione attuale (per questo motivo non si parla più di fase I e fase II). Tale numero fisso di profili rappresenta l'ampiezza w di una finestra temporale che viene fatta scorrere in modo che contenga sempre e solo i w profili precedenti al profilo attualmente osservato.

L'implementazione di tale metodo viene qui di seguito descritta.

Definita l'ampiezza della finestra temporale di riferimento, che rimane costante in fase di progettazione e fase di monitoraggio, si procede nel modo seguente:

- Definizione della prima matrice di dati e del primo limite di controllo:
 - *Standardizzazione dei dati rispetto alla media e alla deviazione standard del campione scelto*: fase necessaria se per la PCA si utilizza la matrice di covarianza dei dati; nel caso di utilizzo della matrice di correlazione, invece, questo passo non è da effettuare
 - *Definizione delle componenti principali dai primi w profili*, seguendo la procedura descritta da [ColPa07] e presentata al paragrafo 4.1
 - *Selezione delle m componenti principali*, seguendo la procedura descritta al par. 4.1.1
 - *Calcolo dei limiti per le carte T^2 e Q* (si veda Sezione 4.1.2)
 - *Calcolo delle statistiche T^2 e Q* (si veda Sezione 4.1.2)
 - *Identificazione di eventuali fuori controllo*:
 - $\bar{x}_i^2 > \bar{x}_i^2$
 - $\bar{x}_i^2 > \bar{x}_i^2$
 - *Eliminazione dei fuori controllo in presenza di una causa assegnabile*
 - *Reiterazione della procedura fino all'assenza di fuori controllo con cause assegnabili*

- Fase di monitoraggio: applicazione della procedura di monitoraggio adattativa (MPCA)[DoKhLi04],[WaKr05],[Jeng10]:
 - *Per ogni nuovo profilo x_j , standardizzazione dei dati rispetto alla media e alla deviazione standard dei w precedenti profili, eliminazione dalla matrice dei dati del profilo più vecchio e aggiunta del nuovo profilo*
 - *Ricalcolo delle statistiche T^2 e Q per il nuovo profilo (\bar{x}_j e s_j) (v. par. 4.1)*
 - *Calcolo del limite di controllo adattivo per la carta T^2 e per la carta Q corrispondenti al j -esimo profilo osservato: ($U_{T^2}^{(j)}$ e $U_Q^{(j)}$) (v. par. 4.1)*
 - *Se \bar{x}_j o s_j oppure $U_{T^2}^{(j)}$ o $U_Q^{(j)}$ viene segnalato un allarme. Per contro se non sono presenti allarmi occorre riformulare il modello PCA per il nuovo campione x_j ricalcolando \bar{x}_j , s_j ; dopodiché vengono riaggiornati i limiti di controllo $U_{T^2}^{(j)}$ e $U_Q^{(j)}$ tale processo è ripetuto per tutto il dataset o fino alla segnalazione di un allarme.*

Tale procedura risulta molto onerosa in termini computazionali. Per risolvere questo limite, [WaKr05] propone un algoritmo che permette di implementare in modo efficiente e rapido la MPCA presentata in questo paragrafo. Questo metodo si rivela molto importante negli ambiti di monitoraggio on line, in quanto permette di ridurre notevolmente il costo computazionale delle carte.

L'idea alla base del metodo, che viene definito Fast Moving Window PCA (Fast MPCA), consiste nel fatto che ricalcolare ad ogni nuovo campione la matrice di correlazione (in questo caso si rende necessario utilizzare la matrice di correlazione invece della matrice di covarianza) dei dati comporta un notevole

sforzo computazionale per il calcolatore. Per ovviare in parte a questo problema [WaKr05] suggerisce che ad ogni nuovo campione venga ricalcolata la matrice di correlazione come perturbazione della matrice calcolata al passo precedente. Il metodo si compone di tre passi come mostrato in Fig. 4.2:

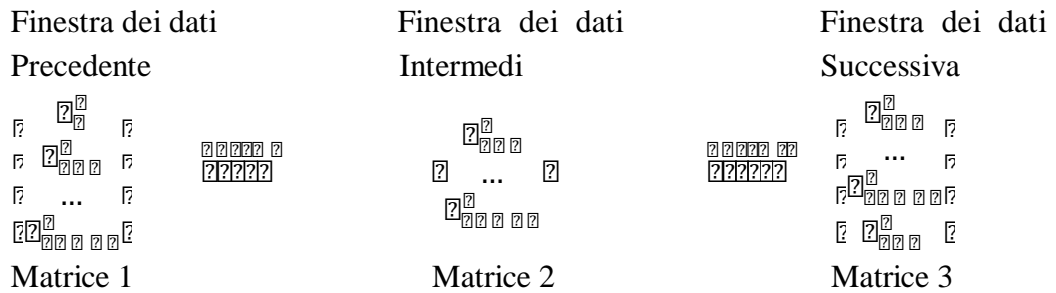


Figura 4.2: Passi per i calcolo della finestra dei dati

Passo 1: si elimina il profilo più vecchio e si riscala il vettore media \bar{x} e la matrice di correlazione Σ della matrice 2 della finestra intermedia come segue:

$$\bar{x} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x_i \quad (15)$$

$$\Delta \Sigma = \Sigma - \bar{x} \bar{x}^T \quad (16)$$

$$\Sigma = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (17)$$

con $i=1 \dots p$ e p = numero delle variabili

$$\bar{x} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x_i \quad (18)$$

$$\Sigma = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (19)$$

$$\Sigma = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (20)$$

$$\Sigma = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (21)$$

Le equazioni (15) e (16) permettono il calcolo dell'ampiezza della perturbazione del vettore media dei dati della finestra precedente. L'equazione (17) rappresenta il ricalcolo della deviazione standard delle variabili, in dipendenza all'ampiezza della perturbazione. Con la (18) si effettua il ricalcolo della matrice di covarianza. L'equazione (19) rappresenta il vettore dei dati riscaldati rispetto a media e deviazione standard della finestra precedente. Con (20) e (21) si effettua l'aggiornamento della matrice di correlazione.

Passo 2: viene aggiunto il nuovo profilo alla matrice intermedia dei dati e si calcolano nuovamente il vettore media \bar{X}_{n+1} e la matrice di correlazione R_{n+1} :

$$\bar{X}_{n+1} = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} X_i \quad (22)$$

$$\Delta X_{n+1} = X_{n+1} - \bar{X}_{n+1} \quad (23)$$

$$S_{n+1} = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} (\Delta X_{n+1})^2 \quad (24)$$

$$R_{n+1} = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} \Delta X_{n+1} \Delta X_{n+1}^T \quad (25)$$

$$\bar{X}_{n+1} = \bar{X}_n + \frac{1}{n+1} \Delta X_{n+1} \quad (26)$$

$$R_{n+1} = R_n + \frac{1}{n+1} \Delta X_{n+1} \Delta X_{n+1}^T - \frac{1}{n+1} \Delta X_{n+1} \bar{X}_n^T - \frac{1}{n+1} \bar{X}_n \Delta X_{n+1}^T \quad (27)$$

La procedura ricalca quella vista al passo 1. Con (22) e (23) si aggiorna la media del campione, con (24) e (25) si aggiornano le deviazioni standard e la matrice di covarianza. (26) rappresenta il vettore dei dati riscaldati, mentre con (27) si aggiorna la matrice di correlazione.

Passo 3: combinazione dei passi 1 e 2.. Si tratta di calcolare la matrice di correlazione R_{n+1} in un unico passo, combinando le equazioni ai passi precedenti, ossia:

Capitolo 5

Descrizione del caso applicativo

L'operazione di contornitura è una particolare lavorazione di fresatura di profili piani interni o esterni, di forma complessa. Consiste nell'asportazione di materiale (sottoforma di truciolo) attraverso un movimento rotatorio dell'utensile associato ad un movimento di avanzamento affidato al pezzo in lavoro o all'utensile stesso. I taglienti dell'utensile (chiamato fresa), ruotando, asportano metallo dal pezzo quando questo viene a trovarsi in interferenza con essi. La Fig. 5.1 mostra uno schema della lavorazione di contornitura. La convenzione di definizione del verso positivo degli assi scelta porta a definire questa come fresatura di tipo discorde (la direzione di avanzamento del pezzo rispetto all'utensile è opposta rispetto alla direzione della componente tangenziale delle forze).

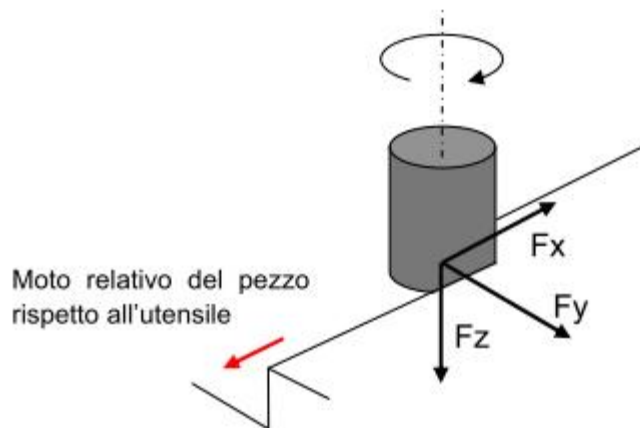


Figura 5.1: Lavorazione di contornitura qui considerata e convenzione per la definizione dei versi positivi degli assi

I movimenti delle operazioni di fresatura sono [SaGi05]:

- Il moto di taglio è sempre rotatorio continuo ed è sempre posseduto dall'utensile. È misurato dal parametro velocità di taglio espresso in m/min;

- Il moto di alimentazione è posseduto dal pezzo o dall'utensile, è di tipo rettilineo o curvilineo continuo ed è misurato dal parametro avanzamento espresso in mm/min;
- Il moto di appostamento, necessario per regolare lo spessore di soprametallo da asportare, è posseduto dal pezzo o dall'utensile.

Nel caso della lavorazione di contornitura l'asse di rotazione della fresa è normale alla superficie lavorata e la risultante R della forza di taglio di ogni dente in presa può essere decomposta in una componente parallela alla direzione del moto di alimentazione v e una ad essa perpendicolare u nella direzione del moto di appostamento.

L'andamento della risultante delle forze di taglio è funzione dell'angolo di inclinazione del dente dell'utensile rispetto al pezzo (angolo di contatto fresa-pezzo) e risulta essere minima nell'istante di entrata del dente nel materiale e massima nell'istante di uscita. Come mostrato in Fig 5.2:

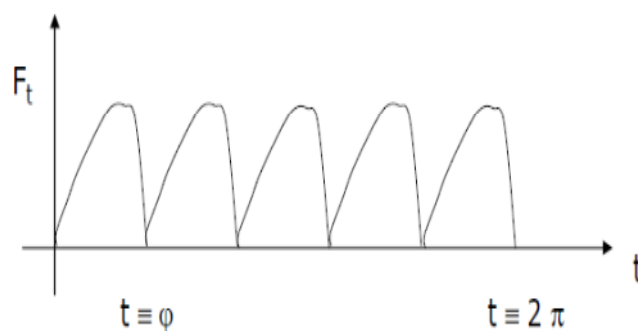


Figura 5.2: Andamento forze di taglio nella lavorazione di contornitura

Come si può vedere in Fig. 5.2 l'andamento delle forze di taglio sopra citate per le lavorazioni di fresatura ha un andamento ciclico. Ogni rotazione del mandrino comporta quindi un numero di picchi pari al numero di denti da cui è costituito l'utensile.

I dati analizzati² in questo studio sono stati ottenuti durante una campagna di test effettuata su una lavorazione di fresatura, in particolare una contornitura su un pezzo di titanio con fresa a riccio ATI stellram o corpo fresa speciale o diametro

² I dati utilizzati in questo studio sono stati messi a disposizione dal laboratorio MUSP o Macchine utensile e sistemi di produzione (Piacenza)

63 mm ó 4 taglienti. Gli inserti utilizzati sono del tipo SDTH120412EN-422 X 500.

I dati qui analizzati sono stati acquisiti durante due lavorazioni eseguite con parametri di taglio differenti:

Lavorazione A: si tratta di una lavorazione caratterizzata da un processo stabile, in cui sono presenti delle anomalie (il cui effetto sono consiste in improvvisi aumenti ó spike - del valore della forza di taglio scambiata tra utensile e pezzo, aumenti che si ripercuoto anche sugli altri segnali acquisiti) dovute a inclusioni o difetti locali nel pezzo di lavorazione; tali anomalie sono indipendenti dallo stato dell'utensile. L'aumento dell'usura dell'utensile durante la lavorazione risulta contenuta (benché dati quantitativi non siano disponibili), e non si è osservata nessuna deformazione plastica del tagliente. Parametri di taglio:

Velocità di taglio [rpm]	253
Avanzamento [mm/z]	0,1
Profondità di taglio radiale [mm]	40
Profondità di taglio assiale [mm]	8

- *Lavorazione B:* lavorazione in cui si sono verificati diversi eventi di scheggiatura in cascata e rottura che hanno coinvolto diversi inserti dell'utensile; tali eventi hanno portato all'arresto della lavorazione da parte dell'operatore a valle dell'ultima drastica rottura dell'inserto. L'aumento del livello di usura dell'utensile in questo caso è stato molto più rapido rispetto al caso precedente, e si presume che questo abbia generato la formazione di cricche che hanno poi portato alla scheggiatura e rottura degli inserti.

Parametri di taglio:

Velocità di taglio [rpm]	253
Avanzamento [mm/z]	0,2
Profondità di taglio radiale [mm]	40
Profondità di taglio assiale [mm]	8

5.1 Segnali acquisiti

Per ciascuna lavorazione sono state acquisite le forze di taglio (3 componenti), tramite una piastra dinamometrica Kistler 9255B posizionata sotto il pezzo in lavorazione, e i segnali di corrente assorbita dal mandrino e dagli azionamenti lungo l'asse X (asse parallelo alla direzione di avanzamento) e lungo l'asse Y (asse perpendicolare sia all'avanzamento che all'asse del mandrino); si noti che per ciascun asse, X e Y, erano presenti 2 azionamenti, uno master e uno slave.

I segnali di corrente sono stati acquisiti senza l'ausilio di sensori esterni alla macchina. Sono inoltre stati acquisiti i segnali di posizione lungo gli assi X e Y, forniti dagli encoder sugli azionamenti, e la velocità di rotazione del mandrino, anch'essa acquisita tramite lettura dall'encoder sul motore mandrino.

I segnali di forza sono stati acquisiti per caratterizzare il processo e per disporre di informazioni accurate sul comportamento dell'utensile, ma non sono stati utilizzati nello sviluppo del sistema di monitoraggio. Il segnale di forza di taglio scambiata tra utensile e pezzo è infatti il segnale più informativo sull'interazione di questi due elementi [SiCh02], e quindi anche sulle condizioni dell'utensile in termini di geometria e livello di usura. Tuttavia i sensori di forza sono tipicamente intrusivi e costosi, e di difficile impiego in reali applicazioni industriali. Il modo migliore per acquisire tale segnale consiste nel posizionare il sensore a diretto contatto con il pezzo, cosa che pone evidenti problemi di carattere pratico, quindi spesso si adottano soluzioni con sensori integrati o montati esternamente in diversi punti del mandrino o del portautensili [Dim00]: in questo caso ci si riduce ad acquisizioni monoassiali, perdendo parte dell'informazione, e in ogni caso la distanza tra punto di contatto utensile/pezzo e punto di misura rende il segnale meno accurato e più soggetto a rumore e disturbi esterni.

Per questo risulta particolarmente interessante sviluppare strumenti di monitoraggio che sfruttino al meglio altri tipi di segnali, meno problematici da acquisire.

Nel presente lavoro vengono presi in considerazione i segnali elettrici già disponibili a bordo macchina, in particolare i segnali di corrente assorbita dal mandrino e dagli azionamenti. Il vantaggio di poter sfruttare solo segnali già disponibili senza l'aggiunta di sensori esterni è evidente, in termini di costi e di complessità della strumentazione della macchina.

Tuttavia segnali come le correnti assorbite sono caratterizzati da diversi svantaggi: in primo luogo sono meno accurati, rispetto al segnale di forza, nel descrivere l'interazione tra utensile e pezzo; il segnale di corrente associato gli avanzamenti può essere alterato dalle componenti di attrito del meccanismo di movimentazione [BiDoIn95]; inoltre il rapporto segnale/rumore è tipicamente influenzato in modo determinante dal tipo di lavorazione, dal tipo di utensile, dal tipo di materiale, dal tipo di azionamento, dall'elettronica della macchina, eccí ; infine, a parità di macchina, materiali, utensile e tipologia di lavorazione, i segnali di corrente sono fortemente dipendenti anche dai parametri di taglio (in lavorazioni pesanti, in cui cioè il livello medio delle forze di taglio è elevato, il rapporto segnale/rumore è normalmente più elevato rispetto a lavorazioni leggere, ed in alcuni casi il rapporto segnale/rumore risulta talmente ridotto da rendere il segnale praticamente inutilizzabile ai fini pratici).

Riassumendo, i segnali che sono stati utilizzati sono (si riporta la nomenclatura con cui questi segnali verranno indicati nel resto dell'analisi):

- Corrente assorbita dal mandrino : CurrSP
- Corrente assorbita dall'azionamento SLAVE lungo l'asse X: CurrX2
- Corrente assorbita dall'azionamento SLAVE lungo l'asse Y: CurrY2
- Corrente assorbita dall'azionamento MASTER lungo l'asse X: CurrXM
- Corrente assorbita dall'azionamento MASTER lungo l'asse Y: CurrYM
- Spostamento dell'azionamento SLAVE lungo l'asse X: PosX2
- Spostamento dell'azionamento SLAVE lungo l'asse Y: PosY2
- Spostamento dell'azionamento MASTER lungo l'asse Y: PosYM
- Velocità di rotazione del mandrino: SPS
- Risultante delle Forze : R

Si riporta in Figura 5.3 la serie storica completa acquisita per i segnali più significativi (CurrSP, CurrX2, CurrXM, CurrY2, CurrYM, SPS).

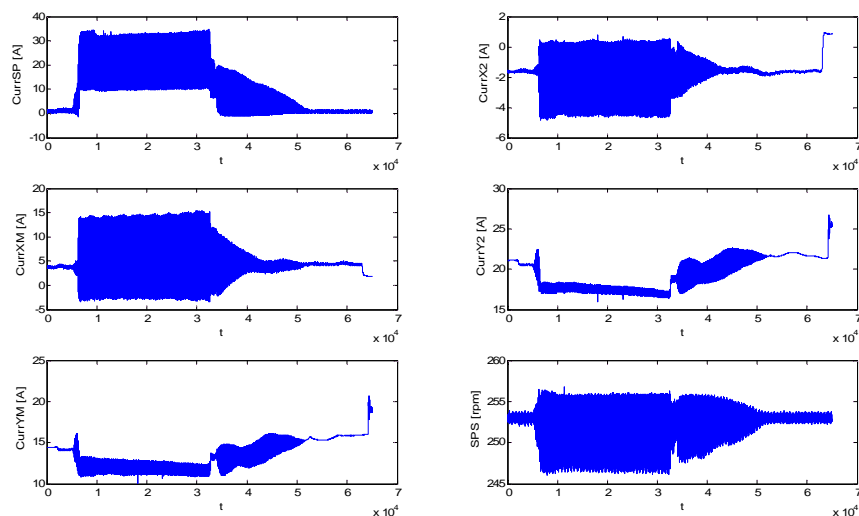


Figura 5.3: plot dei segnali (CurrSP, CurrX2, CurrXM, CurrY2, CurrYM, SPS)

Dai grafici dei segnali si può notare come siano visibili le diverse fasi della lavorazione, ovvero il transitorio iniziale (taglio in aria e inserimento nel pezzo), la fase di taglio nel pezzo, il transitorio finale (di uscita dal pezzo e taglio in aria) e termine della lavorazione. Queste differenti fasi del processo sono messe in evidenza nei grafici che seguono.

5.2 Trattamento dei segnali

L'obiettivo della fase di trattamento dei segnali è quello di ottenere dati organizzati in matrici $Y(N \times P)$, dove N indica il numero di profili temporali e P il numero di osservazioni da cui è composto ogni profilo temporale; per assolvere a questo compito i dati sono stati trattati nel seguente modo :

- *Eliminazione delle fasi di transitorio iniziale e finale.* Tale eliminazione è stata effettuata osservando l'andamento del segnale CurrYM in quanto si è dimostrato essere il segnale che evidenzia maggiormente le due fasi. Con questa operazione è stata estratta una porzione di segnale corrispondente alla fase di regime della lavorazione. La Fig. 5.4 mostra le tre fasi individuate:

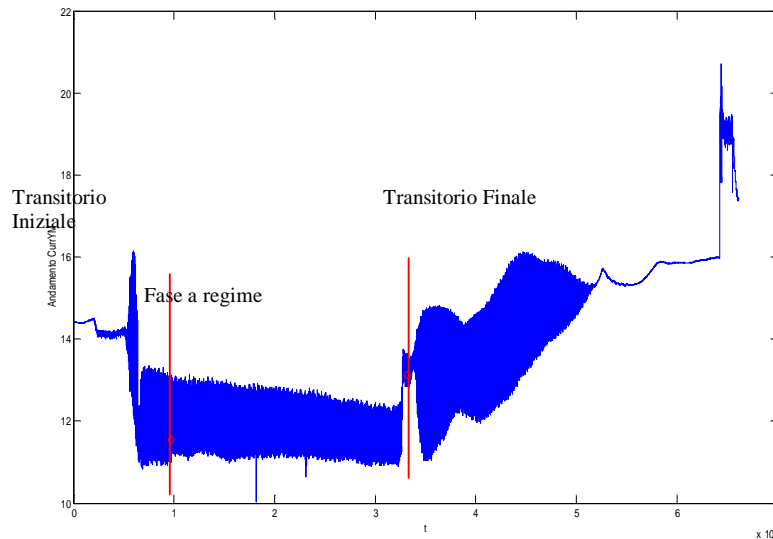


Figura 5.4: Andamento segnale CurrYM

- *Divisione dei segnali in profili temporali* in modo tale che ogni profilo corrisponda ad una rotazione completa del mandrino, che corrisponde a 59 dati.
- *Allineamento dei profili temporali*: tale operazione risulta necessaria in quanto la frequenza di campionamento dei dati (250Hz) non è un multiplo intero della frequenza di rotazione del mandrino (4,2176 Hz); infatti considerando la frequenza nominale di rotazione del mandrino si dovrebbero campionare 59,27 dati per giro. Analogamente per le forze si ha frequenza di campionamento di 10000Hz che corrisponderebbe a 2371,016 dati.

Questo provoca un errore di sfasamento che deve essere corretto.

La correzione dello sfasamento avviene in due fasi: in un primo tempo si applica ad ogni profilo una correzione fissa (shift di un'osservazione ogni 4 profili più un'osservazione ogni 25); in una seconda fase si applica una nuova correzione, applicando a ciascun profilo uno shift tale da massimizzare il coefficiente di cross-correlazione (che rappresenta la misura di similitudine tra due profili) tra il profilo in esame ed il primo profilo, che rappresenta il profilo di riferimento .

- *Upsampling / downsampling*: Le diverse frequenze di campionamento tra i segnali di corrente, posizione e velocità di rotazione del mandrino (250 Hz) e i segnali di forza (10000Hz) hanno prodotto matrici di profili di dimensioni differenti. Al fine di ottenere lo stesso numero di dati per profilo, è stato necessario ricorrere a tecniche di upsampling / downsampling che permettono di aumentare / ridurre la quantità di dati presenti in ogni profilo. In particolare per i segnali di corrente, posizione e velocità si è utilizzata l'interpolazione spline cubica presente nell'ambiente di programmazione Matlab per aumentare i dati da 59 a 264 per ogni profilo, mentre per le forze si è campionato un dato ogni 9 ottenendo profili di lunghezza pari ai precedenti (downsampling) che ha permesso di non alterare in modo evidente l'andamento registrato.

A valle di tale procedura si sono ottenute le seguenti matrici :

- Lavorazione A : matrice dei dati di dimensione (380x264), dove 380 è il numero di profili inclusi nella fase a regime delle serie storiche dei segnali
- Lavorazione B : matrice dei dati di dimensione (112X264); dove 112 è il numero di profili inclusi nella fase a regime delle serie storiche dei segnali; questo minore numero di profili è causato dall'interruzione della lavorazione per la rottura dell'utensile.

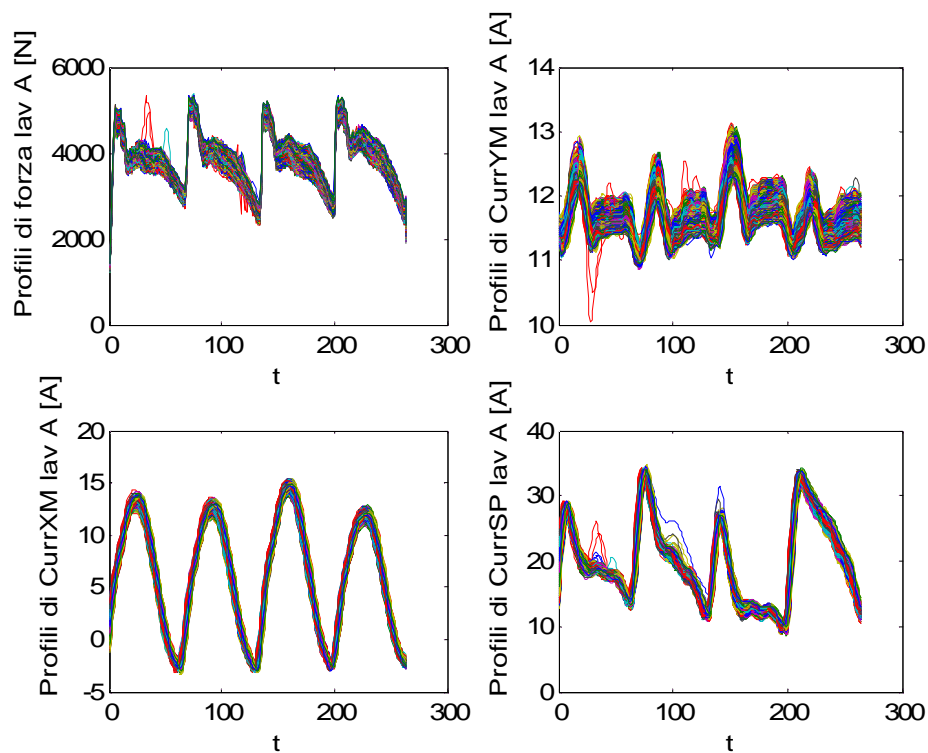


Figura 5.5: Andamento dei profili di forza, CurrYM, CurrXM, CurrSP per la lavorazione A

La Fig. 5.5 mostra l'andamento dei profili di alcuni segnali registrati. I segnali di forza, CurrYM e CurrSP evidenziamo alcune anomalie all'interno di alcuni profili. Queste anomalie sono state indicate come spike, ossia come variazioni puntuali dei segnali in una determinata rotazione del mandrino; queste anomalie si sono dimostrate essere anomalie temporanee causate probabilmente da occlusioni o disomogeneità del materiale in lavorazione, e comunque indipendenti dallo stato dell'utensile. Al capitolo 6 seguirà approfondimento su questa tematica.

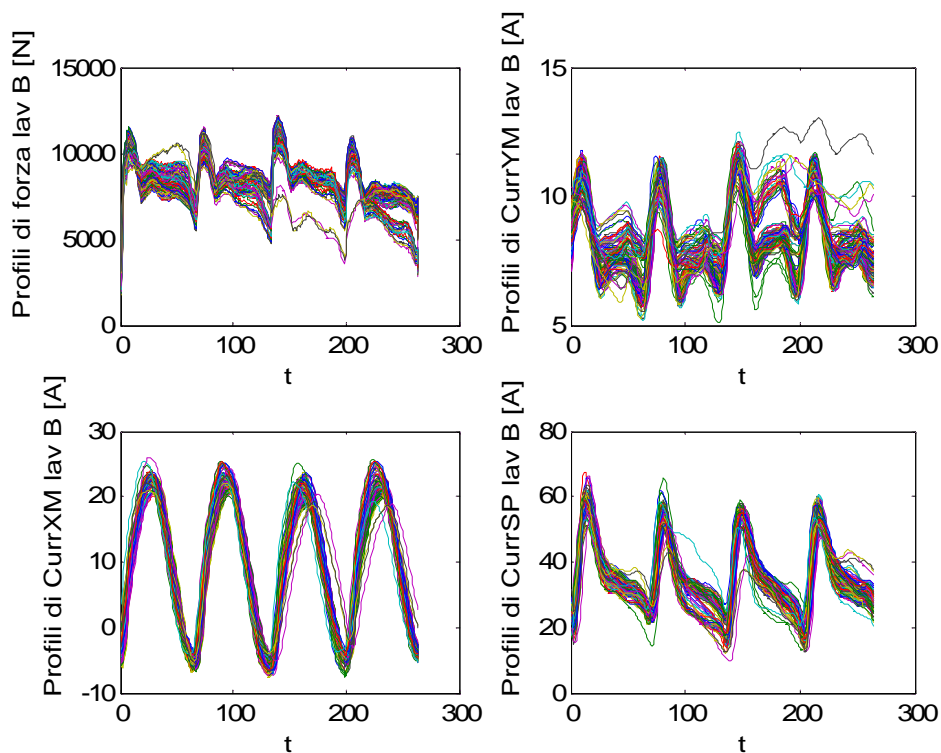


Figura 5.6: Andamento dei profili di forza, CurrYM, CurrXM, CurrSP per la lavorazione B

Le Fig. 6.5 mostra gli andamenti dei profili di alcuni segnali per la lavorazione B. Anche in questo caso si può notare come già dall'analisi dei profili si possano trarre le prime considerazioni sulla lavorazione. La lavorazione è stata infatti caratterizzata da alcuni fenomeni di scheggiatura dell'utensile. Questi eventi possono essere individuati nei profili dei segnali di forza, CurrYM e CurrSP. Al capitolo 6 si farà un approfondimento dell'analisi.

5.3 Generazione delle feature

In questa fase sono state generate le feature statistiche per ogni matrice di profili dei segnali. Come feature (indicatori sintetici) sono stati utilizzati la media e la varianza associate al singolo profilo, i momenti successivi, skewness e kurtosis, ed la statistica picco-picco: :

$$\text{Media aritmetica : } [\mathbf{Media}] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\text{Varianza : [Var]} = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{p=1}^P (x_{jp} - \bar{x}_j)^2}{N \cdot P}$$

$$\text{Skewness: [Skew]} = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{p=1}^P (x_{jp} - \bar{x}_j)^3}{N \cdot P}$$

$$\text{Kurtosis: [Kur]} = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{p=1}^P (x_{jp} - \bar{x}_j)^4}{N \cdot P}$$

$$\text{Peak to Peak : [PtP]} = pp = \max(x_i) - \min(x_i)$$

Con

N = numero totale di profili

P = numero delle osservazioni per profilo

x_{jp} = osservazione i del profilo j

\bar{x}_j = media campionaria del profilo j

σ_j = Deviazione standard campionaria

Tali feature sono state calcolate per ciascun segnale, quindi un vettore di 5 indicatori è stato generato per ogni segnale.

I vettori di features sono stati utilizzati per costruire la matrice degli indicatori (N x M) con N pari al numero di profili e M pari al numero totale di features calcolate.

In questo caso quindi per δ profilo si intende il vettore dei valori assunti da ciascun indicatore per ciascun segnale ad un preciso istante di campionamento t. Tale formalizzazione permette di applicare l'analisi PCA a dati forniti da più sensori e di monitorare la loro evoluzione nel tempo.

Tali matrici costituiranno i dati di partenza per la costruzione delle carte di controllo. Esse sono così composte:

Indicatori(j) = [Features_CurrSP(j) Features_CurrX2(j) Features_CurrXM(j)
Features_CurrY2(j) Features_CurrYM(j) Features_PosX2(j) Features_PosY2(j)
Features_PosYM(j) Features_SPS(j)],

Dove δ Features_CurrSP(j) è il vettore di 5 elementi che include il valore dei 5 indicatori sintetici calcolati per il j-esimo profilo del segnale CurrSP.

Capitolo 6

Applicabilità della tecnica Fast Moving Principal Component Analysis

L'obiettivo del lavoro di tesi è verificare l'applicabilità della tecnica Fast Moving PCA come strumento di riduzione dimensionale del problema e monitoraggio in un reale caso applicativo multi-sensore.

In questo capitolo viene quindi illustrata l'applicazione di tale tecnica, nella versione descritta da [WaKr05], descritta al capitolo 4, al caso reale presentato nel capitolo 5, al fine di studiare un possibile sistema di monitoraggio delle condizioni utensile per la lavorazione in esame.

Come ampiamente noto dalla letteratura di riferimento, il segnale più sensibile al variare delle condizioni di geometria del tagliente è il segnale di forza di taglio [SicChe02]. Si farà quindi riferimento a tale segnale nel seguito del capitolo per caratterizzare i fenomeni di scheggiatura e rottura utensile che si sono verificati nelle lavorazioni considerate. Il segnale di forza di taglio però non verrà utilizzato ai fini di monitoraggio, per le motivazioni già discusse nei precedenti capitoli.

- Per la lavorazione A verranno costruite carte di controllo per il monitoraggio del processo, che si sa essere stabile, ma presenta in alcuni profili andamenti anomali indipendenti dallo stato dell'utensile. Tale lavorazione verrà analizzata per valutare le prestazioni della tecnica Fast Moving PCA sia in assenza di fuori-controllo assegnabili, sia in presenza di improvvisi shift non sostenuti nel tempo (spike).
- Per la lavorazione B verranno costruite carte di controllo per il monitoraggio del processo, e si valuterà la loro capacità di identificare alcuni eventi noti, che si sono verificati durante la lavorazione, corrispondenti a reali scheggiature e rotture dell'utensile.

6.1 Ipotesi fondamentali

I dati che si sono utilizzati per il monitoraggio dello stato dell'utensile provengono da un processo in condizioni di regime (vedi Cap 5).

Per la costruzione delle carte i profili utilizzati in fase di progettazione sono pari a 50; inoltre si è impiegato lo stesso numero di profili come ampiezza temporale della finestra mobile (si veda Cap4).

I test che si sono effettuati per verificare le prestazioni delle carte sono riportati in seguito:

- *Confronto tra carte basate su analisi Fast MPCA e carte tradizionali basate su analisi PCA.*
- *Confronto tra carte multivariate costruite con features provenienti da più segnali (sensor fusion) e dati provenienti da un solo sensore.*
- *Introduzione del rumore nei dati:* si ipotizza un rumore di tipo Normale con media nulla e varianza pari alla media delle varianze dei profili della fase di progettazione moltiplicata per un coefficiente maggiorativo (Livello di rumore) che varia a seconda dell'intensità di rumore che si vuole ottenere (il Livello 1 ha un'intensità di rumore pari a 5 volte la varianza media, per il Livello 2, invece, la maggiorazione è pari a 10 volte la varianza media); tale test ha l'obiettivo di simulare una situazione di comportamento anomalo da parte di uno o più sensori, ad esempio una forte riduzione del rapporto segnale-rumore nei segnali di corrente elettrica che può verificarsi in funzione della tipologia di lavorazione e dei parametri di taglio selezionati.

I test sopra citati hanno l'obiettivo di valutare le prestazioni delle carte in termini di falsi allarmi, queste prove sono state effettuate per entrambe le lavorazioni.

- *Introduzione dei fuori controllo noti per la lavorazione A:* questo test ha il compito di valutare le prestazioni delle carte in termini di rilevazione di fuori controllo reali.
- *Riconoscimento dei profili in cui avvengono scheggiature e rottura dell'utensile per la lavorazione B*

Per la costruzione delle carte multivariate si rimanda al capitolo 4. Nel caso delle carte in cui si utilizzano features provenienti da un solo sensore è da

sottolineare che l'uso di tecniche di riduzione delle features (PCA) non è applicabile dato il basso numero di indicatori da considerare in tali carte (solo 5 features). Le tradizionali carte T^2 e Q sono state quindi costruite a partire dalla matrice delle features originali, generate dal sensore considerato.

6.2 Lavorazione A

6.2.1 Analisi preliminare

Come detto sopra, i segnali di forza sono i segnali più sensibili al variare delle condizioni dell'utensile. Si è quindi partiti considerando questi segnali, nella forma di risultante delle forze, per avere indicazioni sui fenomeni occorsi durante i processi considerati.

Il profilo medio della risultante delle forze calcolato sui primi 50 campioni (fase 1) risulta avere il seguente andamento (Fig. 6.1):

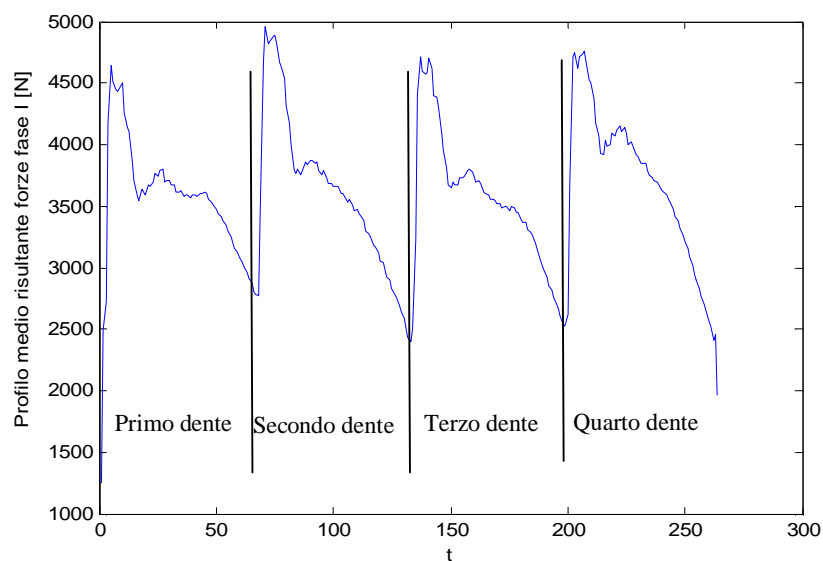


Figura 6.1: Profilo risultante delle forze Fase di progettazione lavorazione A

Si possono identificare con chiarezza i segmenti di curva corrispondenti ai 4 denti da cui è composto l'utensile.

Al fine di valutare la stabilità nella ripetizione del pattern del segnale di forza associato a ciascuna rotazione dell'utensile, si è calcolato l'indice di cross

correlazione per tutti i profili rispetto al profilo medio calcolato in fase di progettazione (primi 50 profili della lavorazione). Come già citato in precedenza, nella lavorazione A non si verificano scheggiature o rotture dell'utensile e la lavorazione risulta sostanzialmente stabile, a parte alcune deviazioni locali dal pattern di riferimento dovute a inclusioni nel materiale lavorato. L'andamento del coefficiente di cross-correlazione ha permesso di identificare i profili che presentano anomalie dovute a tali inclusioni, indipendenti dallo stato dell'utensile, indicati in Fig. 6.2 (dove n indica l'indice ordinale del profilo corrispondente).

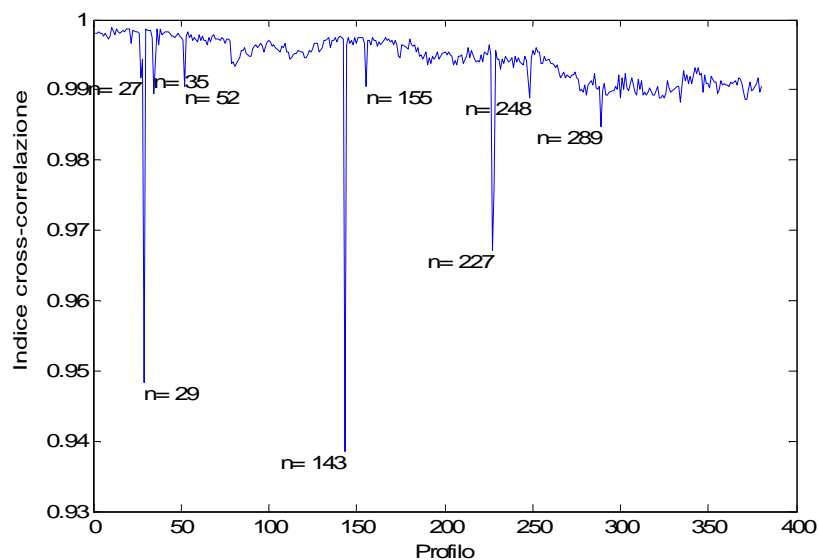


Figura 6.2: Andamento del coefficiente di cross-correlazione lavorazione A

I profili identificati come anomali (27, 29, 35, 52, 143, 155, 227, 248, 289) sono stati rimossi dalla matrice delle features, per ottenere dati provenienti da una lavorazione in controllo; questo permetterà di valutare le prestazioni delle carte in termini di falsi allarmi.

Si riportano in Fig. 6.3 i grafici che mostrano il confronto fra il profilo medio della forza risultante (curva blu) calcolato sui primi 50 profili con:

- 1 profilo in controllo (n=85) (figura A)
- 3 profili anomali di maggiore entità (n=29, n=143, n=227) (figure B, C,D)
- 2 profili anomali di media entità, (n=155, n=289) (figure E ed F)

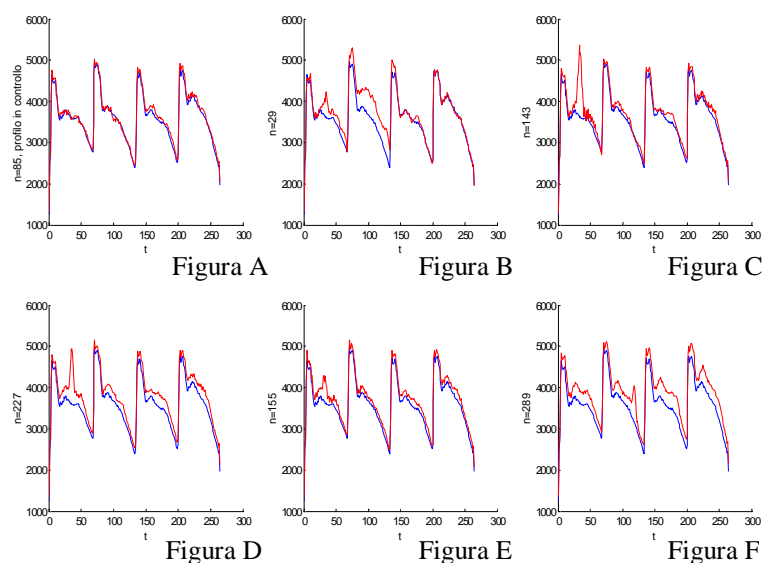


Figura 6.3: confronto di 6 profili di forza con il profilo medio calcolato sui primi 50 dati lavorazione A

La Fig 6.3 mostra come il profilo del segnale di forza registrato in stato di processo in controllo (Figura A) ricalca sostanzialmente l'andamento del profilo medio della risultante delle forze valutata in fase di costruzione delle carte, mentre quando avvengono delle anomalie (Figure B-F) il profilo del segnale di forza mostra delle variazioni evidenti.

6.2.2 Definizione del numero di componenti principali

Il numero di componenti principali da utilizzare nella costruzione delle carte è stato calcolato a partire dai primi 50 profili (Fase di progettazione della carta) della matrice delle features (v. cap.5). In particolare, si è utilizzato il criterio proposto da Wold (v. cap 4), da cui sono state identificate 4 PC che spiegano il 91,77% della variabilità presente nei dati come mostrato dal seguente diagramma di Pareto (Fig. 6.4):

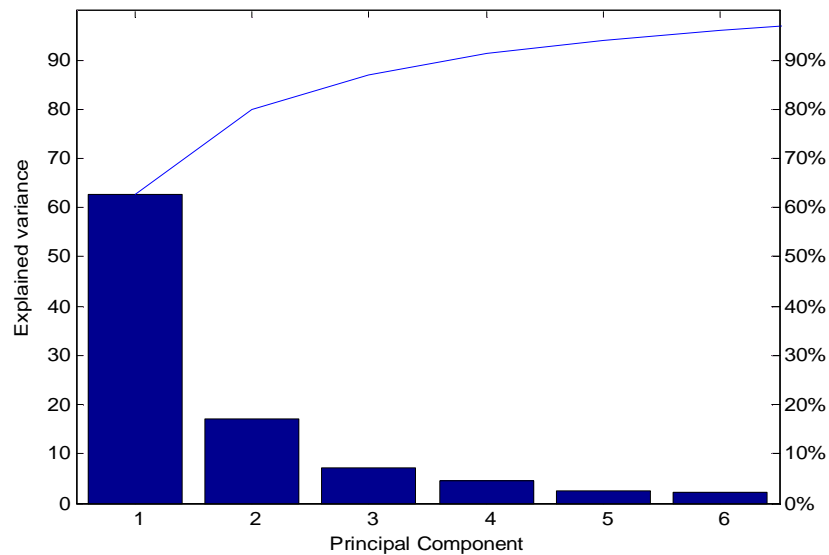


Figura 3.4: Analisi di Pareto per la lavorazione A

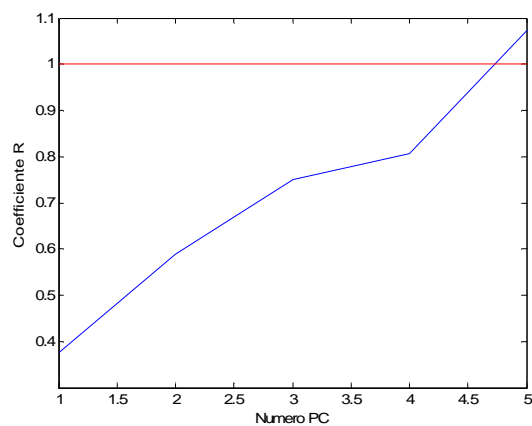


Figura 6.5: Numero PC calcolati per lavorazione 4 in controllo

Componenti principali	Autovalori	Variabilità	% Cumulata
1	1,8635	63,858	63,858
2	0,48897	16,756	80,614
3	0,20239	6,935	87,549
4	0,12319	4,222	91,771

Tabella 6.1: variabilità cumulata associata agli autovalori delle prime 4 componenti principali

6.2.3 Costruzione delle carte di controllo

Per il monitoraggio della lavorazione A sono state utilizzate le carte di controllo T^2 e Q; tali statistiche sono state calcolate sulle componenti principali estratte secondo il metodo Fast MPCA, presentato al Cap. 4.

Per l'applicazione considerata (lavorazione A dopo l'eliminazione dalla serie storica dei profili corrispondenti alle inclusioni locali nel materiale lavorato) si ottengono le seguenti carte:

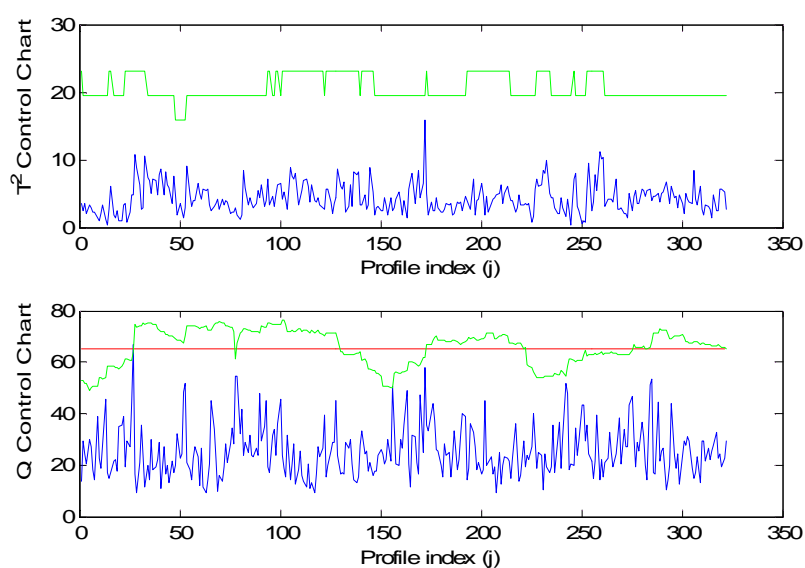


Figura 6.6: carte Fast MPCA per la lavorazione A

Le curve blu nelle due carte rappresentano l'andamento delle statistiche T^2 e Q; la curva verde nella carta di controllo Q corrisponde al limite di controllo aggiornato ad ogni profilo sulla base del metodo della Fast Moving PCA, mentre la retta rossa è il limite di controllo calcolato in di fase progettazione, che nel caso di una carta di controllo tradizionale basata su analisi PCA verrebbe utilizzato anche in fase di validazione.

Dai grafici si evince che le due carte confermano l'ipotesi iniziale di processo in controllo; mentre nella carta T^2 non si hanno allarmi, nella carta Q si ha invece una bassa percentuale di fuori controllo.

Di seguito si riportano invece le carte ottenute tramite calcolo delle statistiche T^2 e Q basate sull'analisi PCA tradizionale:

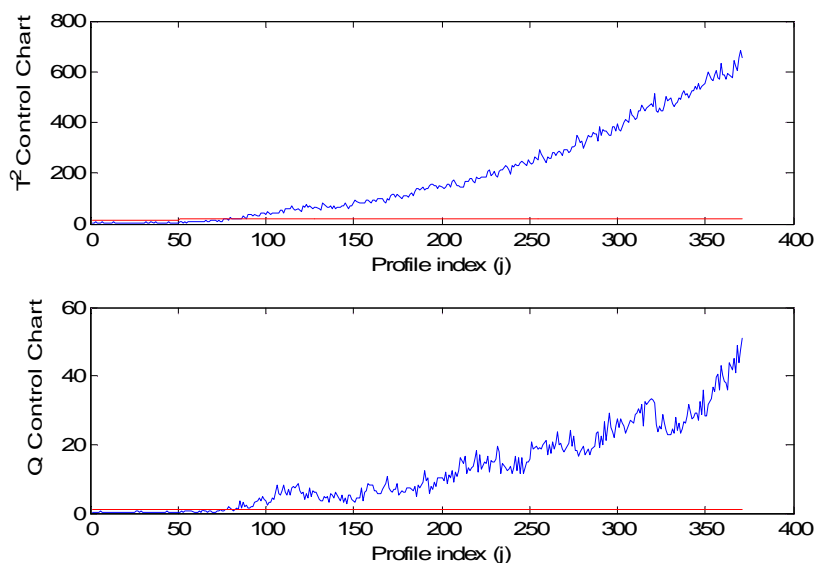


Figura 6.7: carte PCA per la lavorazione A

Le statistiche (identificate dalle curve blu) non vengono aggiornate ricalcolando iterativamente le PC, ma sono calcolate basandosi sulle PC estratte in fase di progettazione della carta. Le curve rosse identificano i limiti di controllo delle carte. Questo dimostra come l'analisi PCA tradizionale non sia in grado di gestire trend e autocorrelazione dei dati, ossia non riesca a depurare i dati dall'effetto di avanzamento dell'usura. I tassi di falsi allarmi riportati nella Tabella 6.2 confermano l'inaffidabilità delle carte basate su PCA tradizionale nel monitoraggio dello stato dell'utensile:

	Falsi allarmi Totali
Carta PCA	92,210%
Carta Fast PCA	0,623%

Tabella 6.2: Percentuali di Fuori Controllo Carte PCA e Fast MPCA per la lavorazione A

Per questo motivi la trattazione si concentrerà solamente sull'uso di carte dinamiche basate sulla Fast MPCA.

6.2.4 Confronti e analisi di robustezza delle carte

In questo paragrafo verranno presentati i vari test che si sono effettuati al fine di valutare le prestazioni delle carte sotto diverse condizioni operative.

6.2.4.1 Carte per singoli segnali

Riportiamo in seguito i grafici relativi agli andamenti delle statistiche in caso di monitoraggio con singolo segnale :

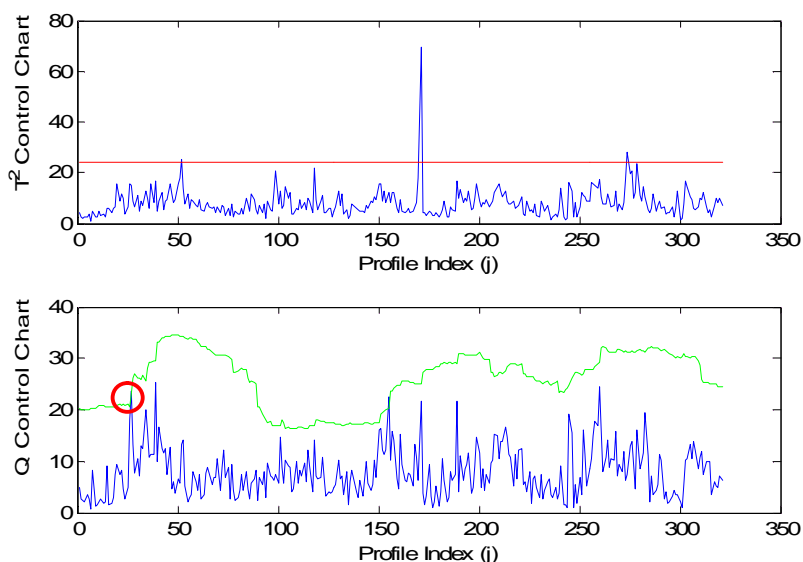


Figura 6.8: Carte T^2 e Q per il segnale CurrYM

Dalla Fig. 6.8 si può notare che in presenza di un falso allarme (cerchio rosso) i limiti di controllo si riaggiornano tenendo conto dell'anomalia segnalata, in quanto tale anomalia influenza il calcolo del numero di componenti principali su cui vengono calcolati tali limiti. In un caso reale, tale allarme provocherebbe un fermo macchina. L'operatore a bordo macchina avrebbe il compito di ispezionare l'utensile e valutare l'evento classificandolo come falso allarme; a valle di questa procedura il calcolo dei limiti ripartirebbe escludendo il fuori controllo segnalato.

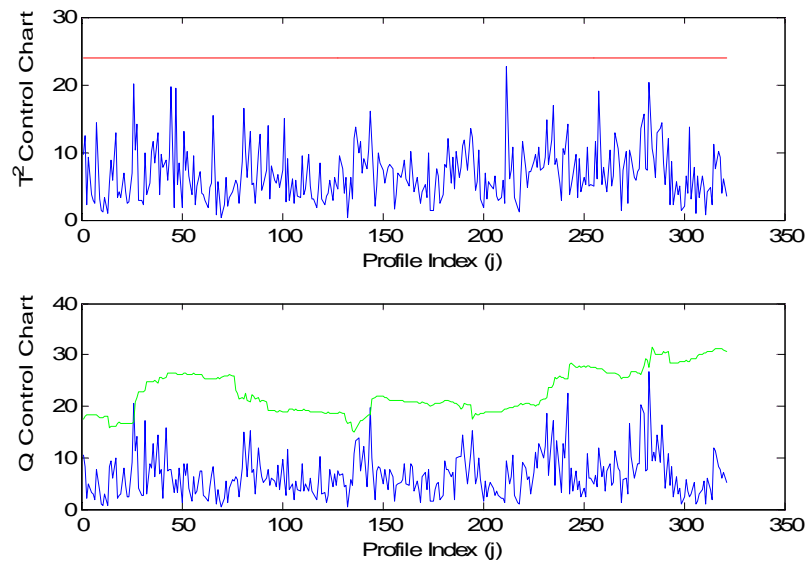


Figura 6.9: Carte T^2 e Q per il segnale CurrXM

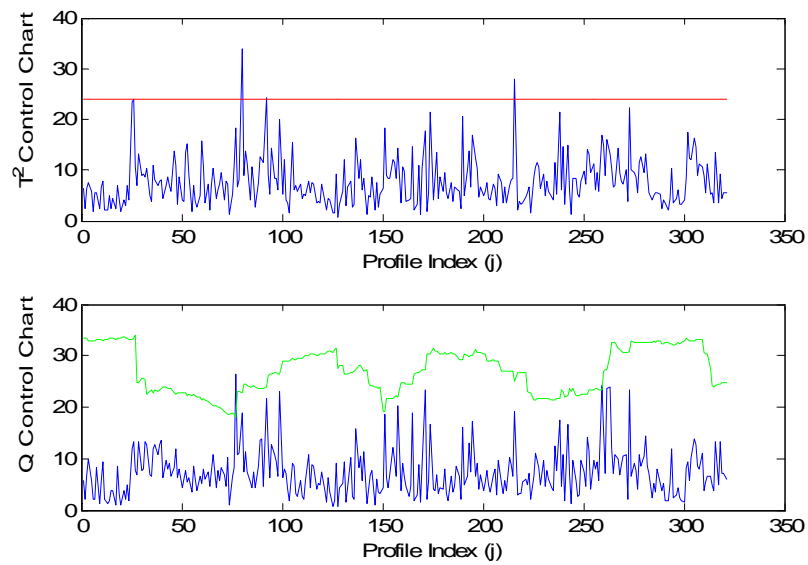


Figura 6.10: carte T^2 e Q per il segnale CurrSP

Segnale/i	Falsi allarmi Totali
TUTTI	0,934%
CurrYM	1,558%
CurrXM	0,623%
CurrSP	1,558%

Tabella 6.3: Percentuale di Fuori Controllo per carte con Sensor Fusion e segnali singoli

Le quattro carte considerate (Tabella 6.3) hanno comportamenti simili; ciò sta ad indicare che, in condizione di processo in controllo, considerare i singoli segnali o tutti i segnali trattati con analisi Fast MPCA è equivalente in termini di falsi allarmi.

6.2.4.2 Carte con spike

Aggiungendo ai dati della lavorazione in controllo gli spike si valutano le prestazioni delle carte in termini di capacità di rilevare il fuori controllo noto introdotto. I test effettuati comprendono l'introduzione di uno spike di grossa entità (profilo 143 identificato in Fig. 6.2) e uno di modesta entità (profilo 155).

I primi confronti si sono effettuati tra le carte costruite con tutti i segnali (Fig. 6.11) rispetto alle carte per singoli segnali (Fig. 6.12, Fig. 6.13, Fig. 6.14)

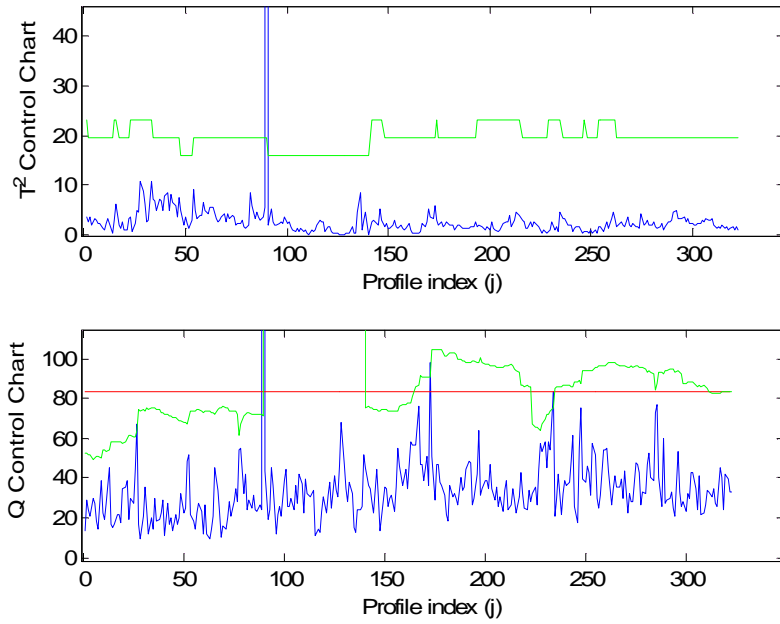


Figura 4: Carte T² e Q con l'introduzione dello spike grande entità (Sensor Fusion)

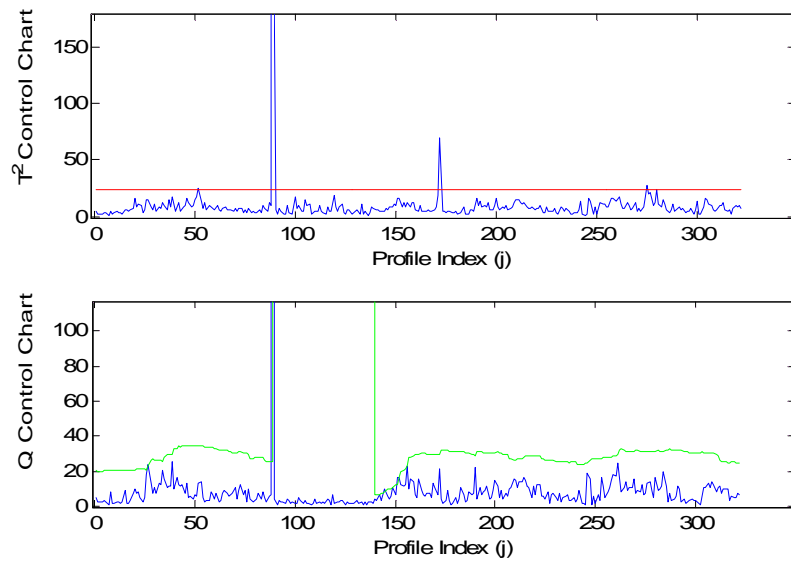


Figura 5: Carte T² e Q con l'introduzione dello spike di grande entità utilizzando il segnale CurrYM

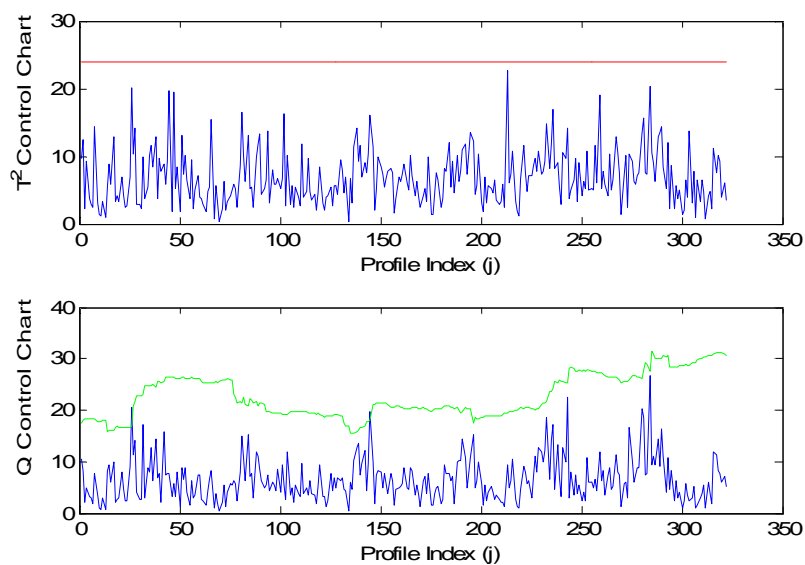


Figura 6.13: Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike di grande entità utilizzando il segnale CurrXM

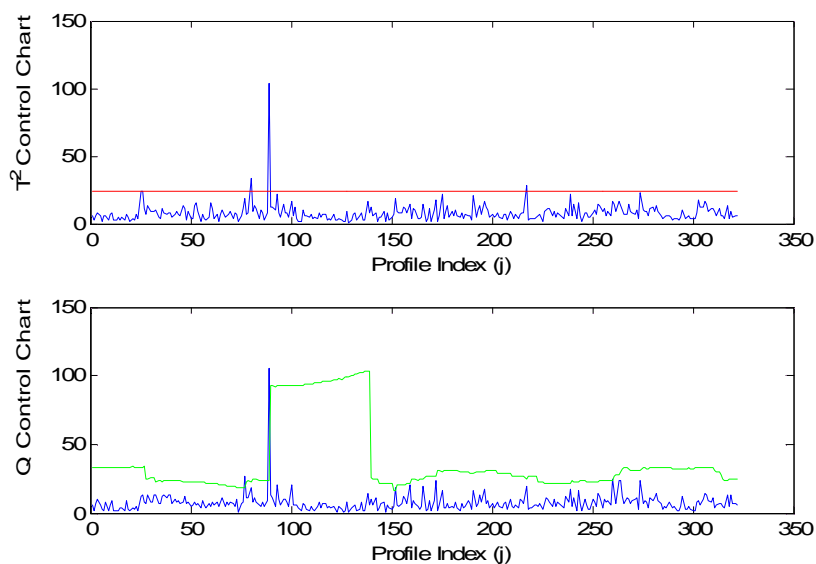


Figura 6.14: Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike di grande entità utilizzando il segnale CurrSP

I risultati sopra riportati mostrano che l'anomalia inserita nella serie storica è rilevata da tutte le carte ad eccezione delle carte che utilizza il segnale CurrXM.

Dai test effettuati si può concludere che le carte sui singoli segnali sono generalmente in grado di individuare fuori controllo in modo analogo alle carte sull'insieme dei segnali; occorre però prestare particolare attenzione alla scelta del segnale che si vuole utilizzare. Infatti, nel caso specifico si osserva che se la scelta fosse ricaduta sul singolo segnale CurrXM, esso non sarebbe stato in grado di rilevare l'anomalia di grande entità.

Con l'introduzione di uno spike di minore entità (profilo 155 indicato in Fig. 6.2) le carte non sono affidabili, né nel caso di sensor fusion, né nei casi di singoli segnali, come dimostrato dal seguente grafico:

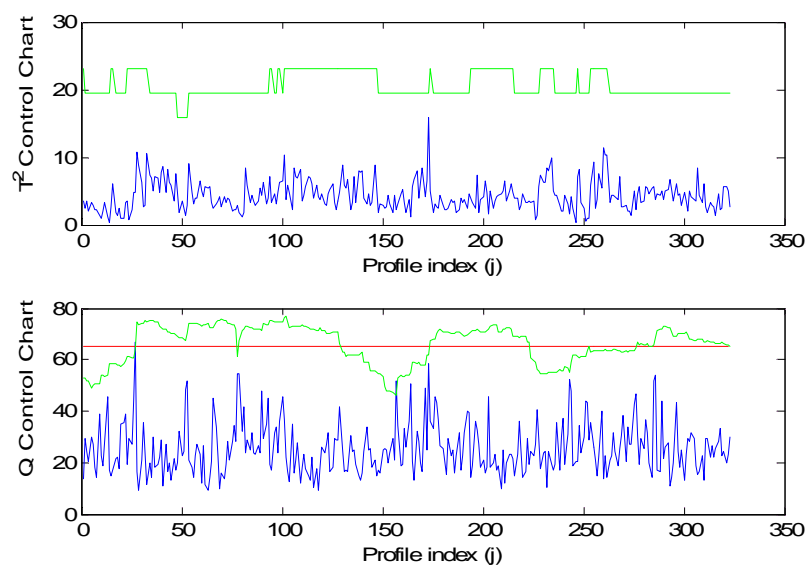


Figura 6.15: Carte T^2 e Q con l'introduzione dello spike piccola entità (Sensor Fusion)

In Allegato A gli altri grafici si includono i grafici delle carte per singoli segnali; anche queste carte non forniscono allarmi in presenza di spike di piccola entità.

6.2.4.3 Carte con spike e rumore

I seguenti test (Tabella 6.4) valutano i comportamenti delle carte in condizioni di processo non in controllo e affetto da rumore. In questo caso sono state effettuate 50 repliche per ogni test.

Segnale/i	Segnale con rumore	Livello di rumore	Percentuale di spike individuate su 50 repliche
TUTTI	CurrYM	1	100%
		2	100%
TUTTI	CurrYM CurrY2	1	100%
		2	100%
TUTTI	Tutte le correnti	1	100%
		2	100%
CurrYM	CurrYM	1	96%
		2	28%
CurrXM	CurrXM	1	2%
		2	0%
CurrSP	CurrSP	1	0%
		2	0%

Tabella 6.4: Percentuale di individuazione dello spike di grande entità per Carte con Sensor Fusion e segnali singoli

In presenza di spike di grossa entità e di segnali affetti da basso rapporto segnale/rumore, le carte applicate all'insieme dei segnali sono in grado di individuare i profili anomali introdotti nella totalità dei casi risultando così molto più robuste rispetto alle carte sui singoli segnali. È da notare inoltre che le prestazioni delle carte risultano robuste anche in caso in cui il rumore sia presente in molti segnali. Al contrario le carte con singoli segnali presentano prestazioni molto inferiori, da che si conclude che l'utilizzo di tecniche di sensor fusion permette di avere informazioni affidabili riguardo a fuori controllo con cause assegnabili anche nei casi in cui il processo che si vuole monitorare presenti un'alta variabilità nei dati.

6.2.4.3 Carte con rumore

L'introduzione del rumore aumenta la variabilità dei dati. In questo paragrafo si valuterà se questo produce un peggioramento nelle prestazioni delle carte di controllo in termini di falsi allarmi, sia nei casi di Sensor Fusion che nei casi di segnali singoli.

Le simulazioni sono state effettuate replicando ogni test 50 volte. Di seguito si riportano le percentuali delle medie di falsi allarmi registrati (Tabella 6.5) e i boxplot ad essi associati:

Test	Segnali utilizzati	Presenza di spike	Segnale/i con rumore	Livello di rumore	% media falsi allarmi
1	TUTTI	NO	CurrYM	1	0,77259
				2	0,72274
2	TUTTI	NO	CurrYM + CurrY2	1	0,68536
				2	0,72897
3	TUTTI	NO	Tutte le correnti	1	0,71651
				2	0,7352
10	CurrYM	NO	CurrYM	1	1,2399
				2	1,2523
11	CurrXM	NO	CurrXM	1	1,19
				2	1,1589
12	CurrSP	NO	CurrSP	1	1,5078
				2	1,5763

Tabella 6.5: Percentuale della media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte con singoli segnali

Dai dati si evince che le carte con singoli segnali registrano mediamente una percentuale di fuori controllo non assegnabili maggiore rispetto alle carte che si basano su Sensor Fusion, anche nei casi di presenza di rumore in molti segnali.

Di seguito si mostrano i boxplot a confronto nel caso di carte con Sensor Fusion in cui è stato applicato un rumore a tutte le correnti, per entrambi i livelli di rumore (Fig. 6.16, Fig. 6.17). Per tutti gli altri boxplot si veda Appendice A.

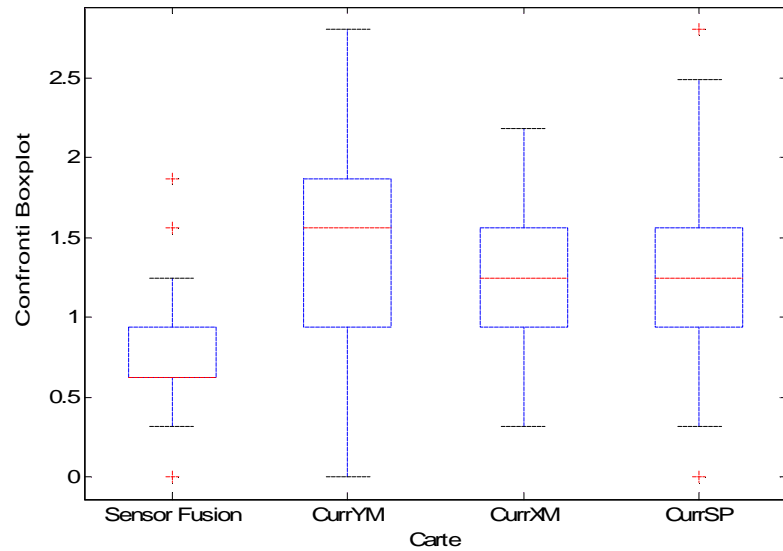


Tabella 6.16: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per dati con rumore livello 1 (50 repliche)

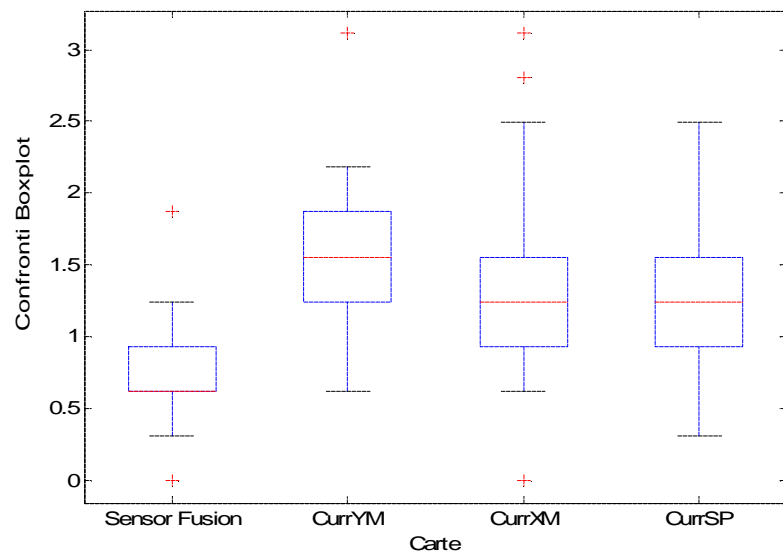


Tabella 6.17: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per dati con rumore livello 2 (50 repliche)

Dai grafici a confronto si può notare che per entrambi i livelli di rumore la percentuale media di fuori controllo nel caso di Sensor Fusion è inferiore rispetto ai casi in cui si utilizzano carte basate su un singolo segnale. Anche dal

punto di vista della dispersione dei dati, le carte basate su Sensor Fusion garantiscono migliori prestazioni.

6.3 Lavorazione B

6.3.1 Analisi preliminari

Per la lavorazione B il profilo medio della risultante delle forze si presenta come in Figura 6.16:

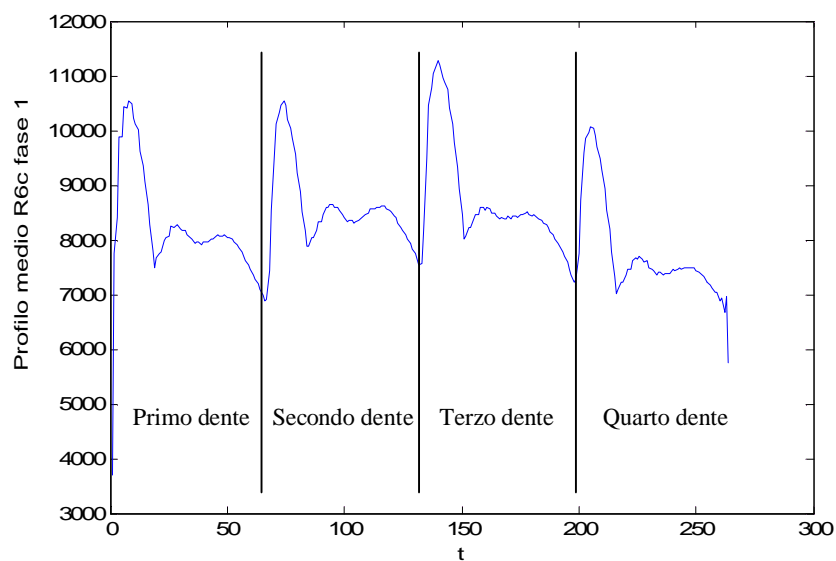


Figura 6.18: Profilo medio risultante delle forze in fase di progettazione lavorazione B

Da studi precedenti si evince che il trend su alcuni segnali imputabile all'usura è molto evidente e si verificano delle variazioni nel regime di lavorazione che rendono il processo instabile. Questo è proprio ciò che si verifica in questa lavorazione. Si ha un incremento molto rapido dell'usura utensile che porta in breve tempo alla scheggiatura dei taglienti con un effetto a catena che si ripercuote sugli eventi successivi.

Lo studio è focalizzato sull'identificazione degli eventi che precedono la rottura drastica dell'utensile; tali eventi sono classificati come guasti incipienti (formazione di microcricche che comportano una piccola modifica nel modo di asportare truciolo) e scheggiature (piccole e medie deformazioni plastiche dei taglienti).

L'analisi dell'indice di cross correlazione, per tutti i profili rispetto al profilo medio calcolato in fase di progettazione della carta (primi 50 profili della lavorazione) indica la presenza di 4 eventi principali, indicati in Figura 6.17:

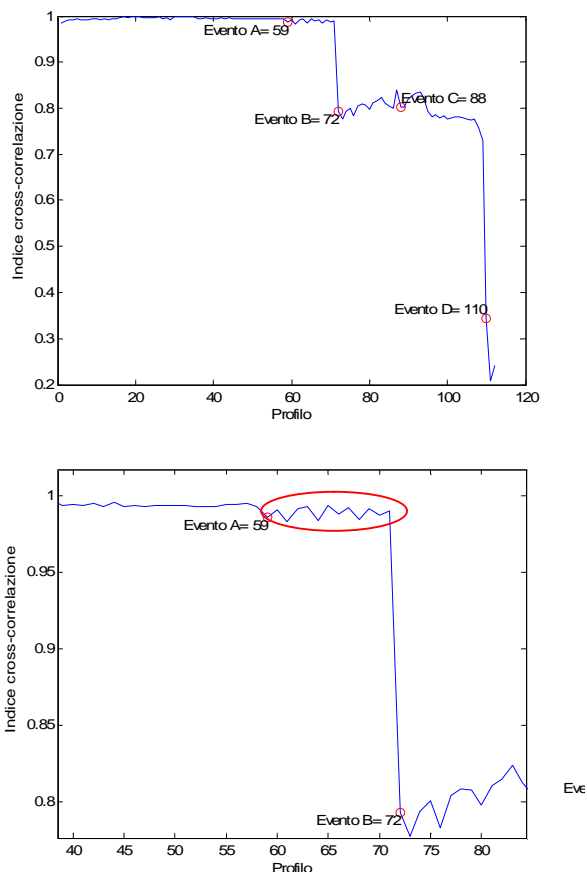


Figura 6.19: Andamento del coefficiente di cross-correazione lavorazione B

Gli eventi registrati sono:

- Evento A: guasto incipiente: non si è ancora verificata la scheggiatura dell'utensile ma si evidenzia aumento della variabilità dell'indice di cross correlazione tra le risultanti delle forze (cerchio rosso in figura). Questa variabilità, dovuta a modifiche locali nel pattern delle forze, si protrae per alcune rotazioni utensile fino a terminare con la prima scheggiatura dell'utensile (evento B)
- Evento B: prima scheggiatura dell'utensile
- Evento C: seconda scheggiatura dell'utensile (su un tagliente diverso da quello coinvolto nell'evento A)

- Evento D: rottura drastica di uno degli inserti

Di seguito riportiamo i confronti tra il profilo medio della risultante delle forze (in blu) calcolato sui primi 50 profili (Fase di progettazione) con:

- Profili nell'intervallo dell'evento A (58-61) segnalati in rosso, e profilo Evento B in verde
- Profilo Evento B
- Profilo Evento C
- Profilo Evento D

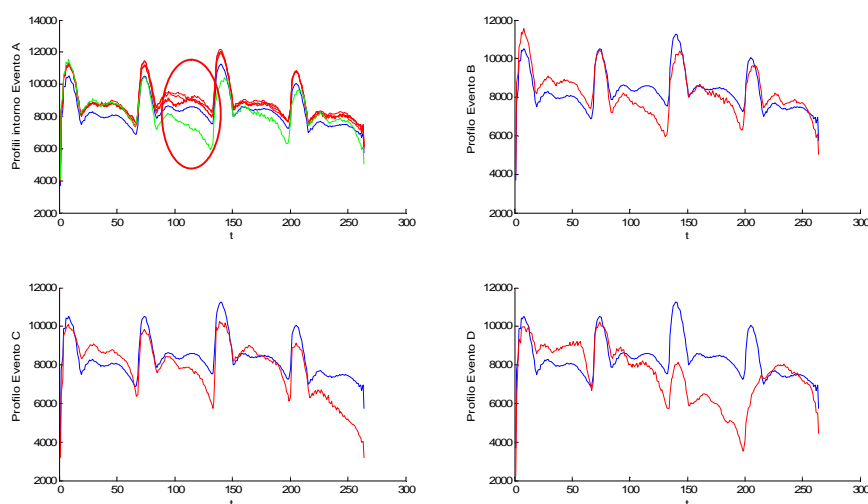


Figura 6.20: Confronto profilo medio fase di progettazione con diversi profili particolari

In Fig. 6.18 si evidenzia (cerchio rosso) come nei profili precedenti la prima scheggiatura, in corrispondenza del secondo dente si verifici una piccola modifica nell'andamento della risultante delle forze, ed è interessante notare che nello stesso punto del profilo, in corrispondenza dell'evento B, si verifica la scheggiatura dello stesso inserto.

6.3.2 Definizione del numero di componenti principali

Il numero di componenti principali da utilizzare nella costruzione delle carte è stato calcolato a partire dai primi 50 profili (Fase di progettazione della carta) della matrice delle features (v. cap.5). In particolare, si è utilizzato il criterio

proposto da Wold (v. cap 4), da cui sono state identificate 4 PC che spiegano il 96,83% della variabilità presente nei dati come mostrano dal seguente diagramma di Pareto:

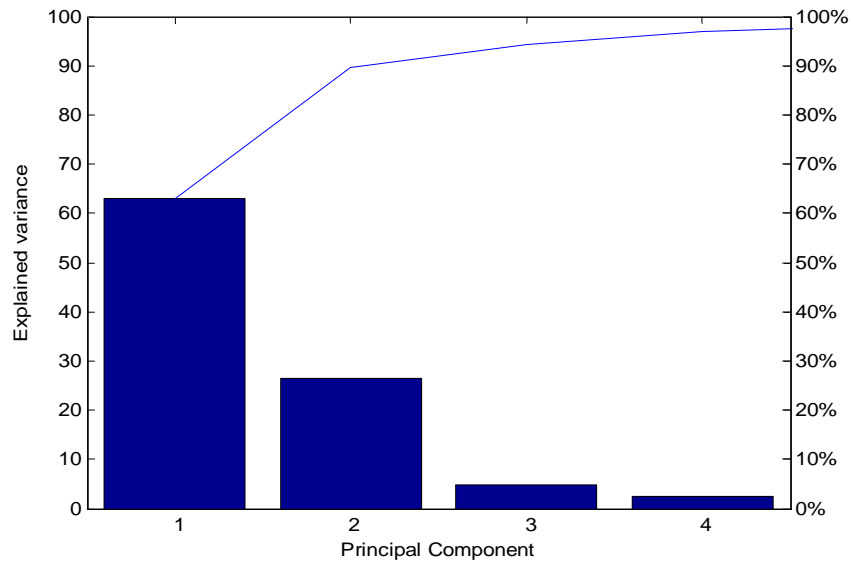


Figura 6.21: Analisi di Pareto per la lavorazione B

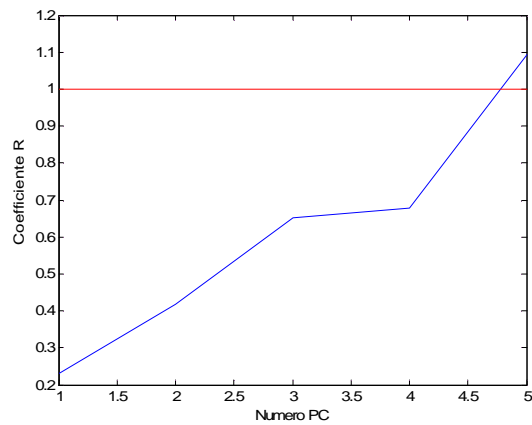


Figura 6.22: Numero PC calcolati per la lavorazione B

Componenti principali	Autovalori	Variabilità	% Cumulata
1	11,193	62,982	62,982
2	4,7272	26,6	89,582
3	0,85401	4,806	94,388
4	0,43432	2,444	96,832

Tabella 6.6: percentuale di variabilità cumulata associata agli auto valori delle prime 4 componenti principali per la lavorazione B

6.3.3 Costruzione delle carte di controllo

Per il monitoraggio della lavorazione B sono state utilizzate le carte di controllo T^2 e Q; tali statistiche sono state calcolate sulle componenti principali estratte secondo il metodo Fast MPCA, presentato al Cap. 4. Si vuole verificare la capacità di queste carte di segnalare gli eventi noti sopra citati.

La Fig. 6.21 riporta il plot delle carte T^2 e Q:

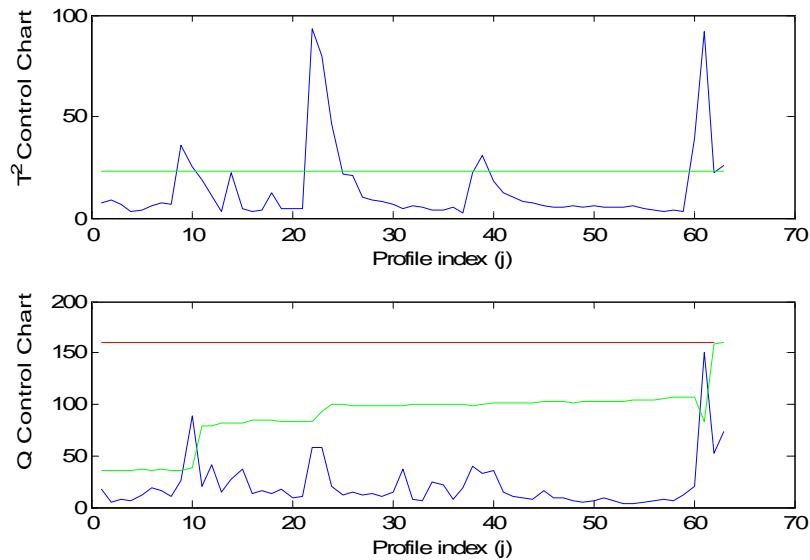


Figura 6.23: carta MPCA su tutti i profili numero PC=4

In questa lavorazione le carte T^2 e Q costruite utilizzando la tecnica Fast MPCA si dimostrano in grado di segnalare tutti gli eventi sopra considerati, incluso un allarme in corrispondenza dell'incipienza della prima scheggiatura, il che significa che la tecnica è molto sensibile anche a piccole deviazioni dal pattern di riferimento. Siccome in entrambe le carte non si osservano fuori controllo occasionali non riconducibili a cause assegnabili, il tasso di falsi allarmi in questo caso è pari a 0.

Utilizzando invece carte di controllo basate sul metodo tradizionale PCA i risultati (Fig. 6.22) che si otterrebbero sono i seguenti:

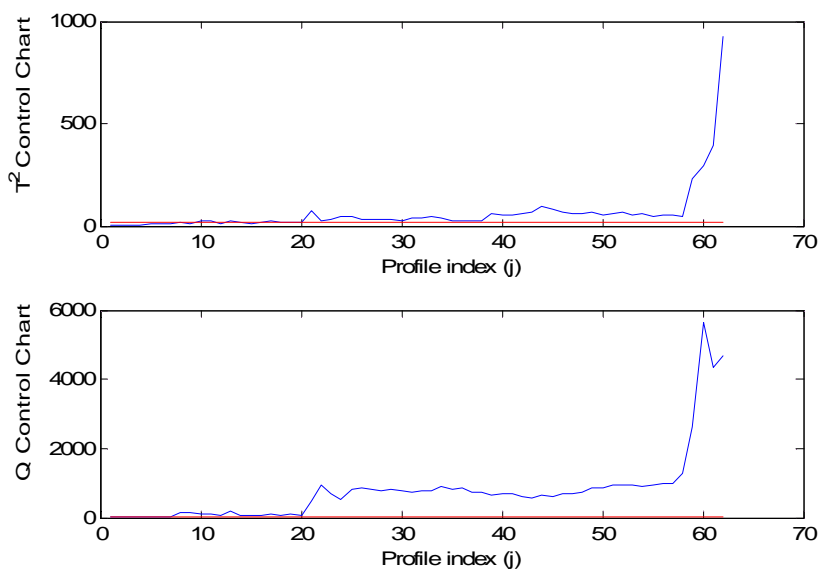


Figura 6.24: carta PCA per la lavorazione B

Le carte risultano poco affidabili e non riescono a gestire l'autocorrelazione tra i dati. Infatti come si può notare dal plot delle carte, dopo la segnalazione dell'evento A le statistiche risultano sempre fuori controllo. Ciò è dovuto all'incapacità della carta di riaggiornare le statistiche in base ai comportamenti dei dati.

6.3.4 Confronti e analisi di robustezza delle carte

In questo paragrafo verranno presentati i vari test che si sono effettuati al fine di valutare le prestazioni delle carte sotto diverse condizioni operative.

6.3.4.1 Carte per i singoli segnali

Si riportano di seguito i grafici e la tabella riassuntiva relativa ai test effettuati per valutare la capacità delle carte di identificare o meno gli eventi di interesse:

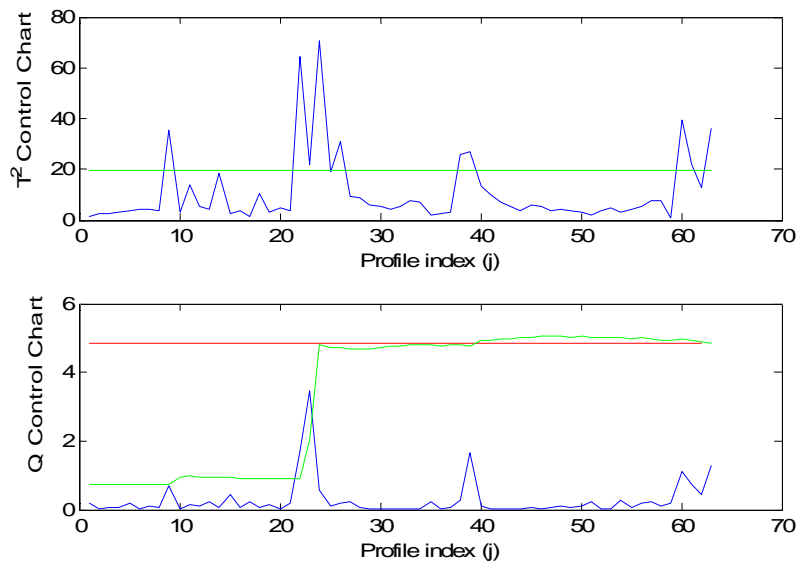


Figura 6.25: Carte T^2 e Q calcolate per il segnale CurrYM

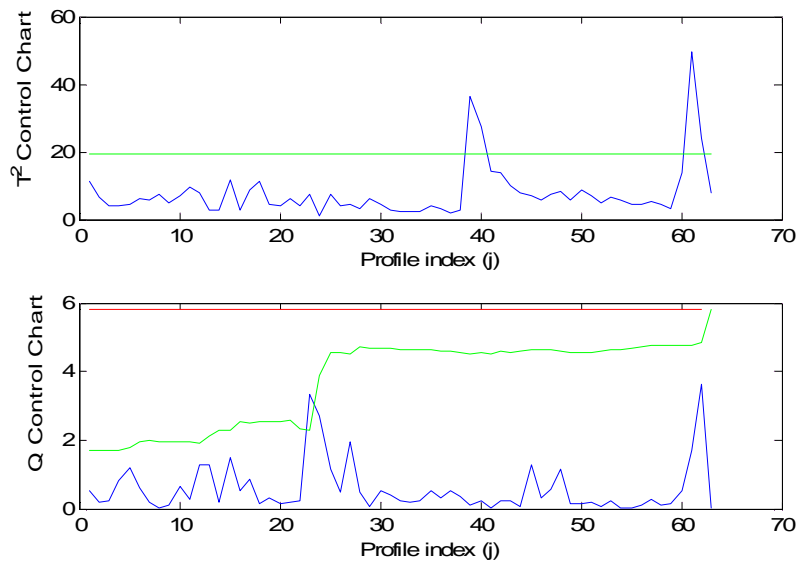


Figura 6.26: carte T^2 e Q per il segnale di CurrXM

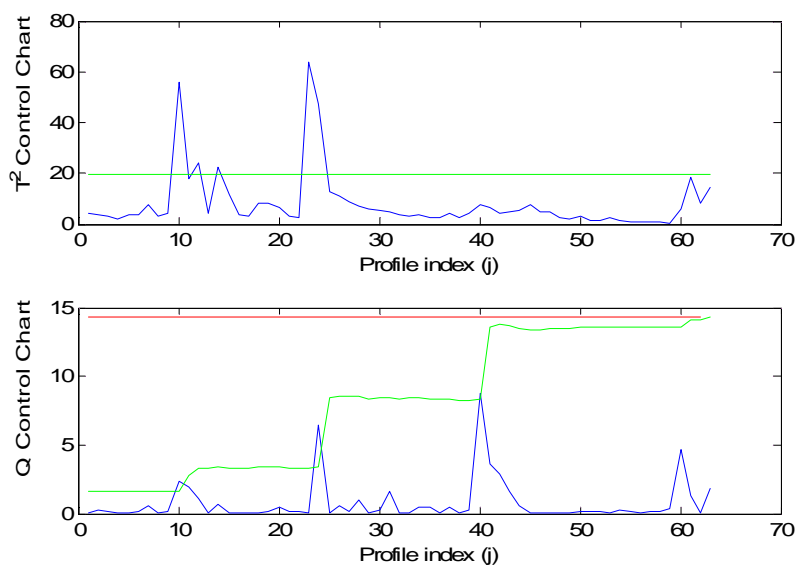


Figura 6.27: carte T^2 e Q per il segnale di CurrSP

Segnale/i	Eventi individuati			
	A	B	C	D
TUTTI	SI	SI	SI	SI
CurrYM	NO	SI	SI	SI
CurrXM	NO	SI	SI	SI
CurrSP	SI	SI	SI	NO

Tabella 6.7: Individuazione eventi per carte con Sensor Fusion e segnali singoli

I risultati (Tabella 6.6) mostrano che le carte costruite per segnali trattati con tecniche di sensor fusion sono in grado di identificare la totalità degli eventi. In particolare si nota che identificando il guasto incipiente la carta genera un allarme che potrebbe portare al fermo macchina prima dell'effettiva scheggiatura dell'utensile con i conseguenti benefici per la qualità della parte in lavorazione. Nel caso di singolo segnale, invece, si presentano situazioni differenti: infatti, mentre le carte che usano CurrYM e CurrXM sono in grado di

identificare la prima scheggiatura ma non il guasto incipiente, il sistema basato sul segnale di CurrSP si dimostra affidabile nel segnalare anche il guasto incipiente come nel caso che utilizza l'approccio di Sensor Fusion.

6.3.4.2 Carte con rumore

Anche nel caso della lavorazione B sono state effettuate diverse repliche (in numero di 50) per ogni test, al fine di limitare l'incertezza dei risultati dovuta all'alta variabilità delle osservazioni di partenza.

Le prestazioni delle carte sono le seguenti:

Segnale/i	Segnale con rumore	Livello di rumore	Percentuale di eventi individuati			
			A	B	C	D
TUTTI	CurrYM	1	100%	100%	100%	100%
		2	100%	100%	100%	100%
TUTTI	CurrYM CurrY2	1	100%	100%	100%	100%
		2	100%	100%	100%	100%
TUTTI	Tutte le correnti	1	12%	100%	86%	100%
		2	8%	100%	58%	100%
CurrYM	CurrYM	1	4%	20%	56%	8%
		2	2%	6%	20%	4%
CurrXM	CurrXM	1	2%	2%	10%	18%
		2	2%	0%	0%	0%
CurrSP	CurrSP	1	6%	14%	16%	6%
		2	2%	0%	10%	0%

Tabella 6.8: Percentuale di eventi individuati per carte con Sensor Fusion e segnali singoli con rumore

In questo caso (Tabella 6.7) si può notare che se il rumore viene applicato su un numero ridotto di segnali le carte si dimostrano robuste nel segnalare l'evento incipiente anche nel caso di livelli di variabilità elevati, mentre nella situazione in cui si ha un alto numero di segnali affetti da rumore le prestazioni delle carte

degradano, garantendo però la segnalazione di allarmi in concomitanza della prima scheggiatura.

L'utilizzo di carte sui singoli segnali si dimostra invece poco affidabile nel perseguire gli obiettivi prefissati di identificazione dei guasti. Le percentuali di eventi segnalati infatti sono molto basse e spesso nulle.

Conclusioni e sviluppi futuri

In questa tesi si affronta il problema del monitoraggio dello stato dell'utensile tramite l'utilizzo di tecniche di controllo statistico di processo, applicate a dati multisensoriali. A tal fine è stato proposto un sistema di monitoraggio indiretto e online, applicato alle condizioni di un utensile utilizzato in una lavorazione di fresatura. Sono stati utilizzati 9 segnali provenienti da altrettanti sensori, da cui è stata generata una serie di indicatori statistici; questi indicatori sono stati poi trattati con tecniche di riduzione dimensionale (PCA), con cui si è anche effettuata l'operazione di fusione delle informazioni. Il monitoraggio è stato implementato tramite l'utilizzo di carte di controllo multivariate T^2 e Q , e sono infine state confrontate le prestazioni di queste carte in diversi casi. In particolare si sono paragonate le prestazioni fornite dalle carte T^2 e Q costruite a partire da:

- Features generate da più segnali ed estratte con tecniche PCA tradizionali, con limiti di controllo fissi
- Features generate da più segnali, estratte con tecniche dinamiche di Fast Moving PCA, utilizzando limiti di controllo dinamici
- Features generate da singoli segnali, senza l'applicazione di riduzione delle features, utilizzando limiti di controllo dinamici.

Si è inoltre effettuato uno studio di sensitività, volto a valutare l'impatto della presenza di rumore nei segnali sulle prestazioni delle carte di controllo, e la capacità delle carte di individuare anomalie note a priori.

In base ai test effettuati con dati trattati con tecniche di PCA tradizionale, è emerso, come era logico aspettarsi, che tale metodologia non è in grado di gestire trend e autocorrelazione presente nei dati, restituendo tassi di falsi allarmi molto elevati e risultando dunque inaffidabile anche per processi che si presentano in controllo.

Per ciò che riguarda il confronto con carte che utilizzano features estratte da singoli segnali, i risultati ottenuti testimoniano come le carte di controllo

costruite con dati multisensoriali sono robuste nella quasi totalità dei test effettuati, in termini di ridotta percentuale di falsi allarmi ed elevata capacità di riconoscere reali deviazioni dal comportamento in-controllo, e sono in grado di gestire le differenti situazioni anomale senza che le proprie performance ne risentano in modo significativo. D'altro canto, si è verificato che le carte basate su features provenienti da un singolo segnale, pur fornendo prestazioni analoghe alle carte basate su più sensori, possono fallire nel riconoscere reali malfunzionamenti in presenza di rumore sull'unico segnale considerato. Nel caso dell'approccio sensor-fusion, invece, un livello elevato di rumore su alcuni dei segnali non compromette la capacità del sistema di riconoscere malfunzionamenti, e tale soluzione si dimostra quindi più robusta.

Inoltre, a prescindere dal rapporto segnale/rumore, è emerso che l'affidabilità del sistema di controllo dipende fortemente dalla scelta di quale segnale utilizzare, e sia quindi necessario uno studio preliminare che determini quali grandezze siano maggiormente correlate alla condizione dell'utensile.

In generale i punti di forza di un sistema di monitoraggio multi sensore come quello presentato si sono dimostrati essere:

- Possibilità di implementazione on-line, minimizzando la quantità di informazione richiesta prima dell'avvio della lavorazione
- Utilizzo di segnali provenienti da sensori già presenti sulle macchine utensili, senza la necessità di installare ulteriori dispositivi
- Miglioramento della qualità dell'informazione, grazie alla capacità del sistema multi sensore di ridurre gli effetti della presenza di rumore all'interno di uno o più segnali.

Sarebbe comunque opportuno effettuare una campagna di test più approfondita per analizzare a fondo le relazioni che intercorrono tra lo stato dell'utensile e i segnali utilizzati, al fine di selezionare un sottoinsieme di segnali che meglio caratterizza questo fenomeno e ridurre i tempi di implementazione della procedura.

Sarebbe altresì interessante verificare l'effettiva generalità del metodo qui presentato, applicando le stesse tecniche a dati provenienti da lavorazioni di

diversa natura (ad esempio lavorazioni di tornitura) o dalla stessa lavorazione in diverse condizioni di funzionamento.

Un ulteriore sviluppo a tale sistema di monitoraggio è rappresentato dalla possibilità di associare un sistema di diagnostica, che sia in grado di fornire azioni correttive da implementare nei casi in cui il sistema di controllo segnali un allarme.

Bibliografia

- [AbeSub10] J.V. Abellan-Nebot, F.R Subirón, A Review Of Machining Monitoring Systems Based On Artificial Intelligence Process Models, *Int J Adv Manuf Technol* 47:2376257, 2010
- [AboFeNeAr03] J. Abonyi, B. Feil, S. Nemeth, P. Arva, Principal Component Analysis Based Time Series Segmentation A New Sensor Fusion Algorithm, *Proceedings Of The Ieee*, 2003
- [AlHGin00] A. Al-Habaibeh, N. Gindy, A New Approach For Systematic Design Of Condition Monitoring Systems For Milling Processes, *Journal Of Materials Processing Technology* 107 243-251, 2000
- [Alt92] Y. Altintas - Prediction Of Cutting Forces And Tool Breakage In Milling From Feed Drive Current Measurements, *Journal Of Engineering For Industry* 386 / Vol. 114, 1992
- [AltYel88] Y. Altintas, I. Yellowley, In-Process Detection Of Tool Failure In Milling Using Cutting Force Models, *Journal Of Engineering For Industry* Vol. 111/149, 1988
- [AltYelTlu88] Y. Altintas, I. Yellowley, J Tlusty, The Detection Of Tool Breakage In Milling Operations, *Journal Of Engineering For Industry* Vol. 110/271, 1988
- [AzLuSe09] G. Azzolini, L. Lunardi, S. Segantin, Strategie Di Sensor Fusion Applicate Al Tracking, *Progettazione Di Sistemi Di Controllo*, 2008
- [AzuDub99] F. Azuaje, W. Dubitzky, N. Black, K. Adamson, Improving Clinical Decision Support Through Case-Based Data Fusion, *Ieee Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 46, Pp. 118161185, 1999
- [Bed99] M. Bedworth, J. O'Brien, The Omnibus Model: A New Model Of Data Fusion?, In *Proceedings Of The 2nd International Conference On Information Fusion*. Isif, Sunnyvale, 4376444, 1999
- [BePaPs07] S. Bersimis, J. Panaretos, S. Psarakis, Multivariate Statistical Process Control Charts And The Problem Of Interpretation A

- Short Overview And Some Applications In Industry, Qual. Reliab. Engng. Int. 23:5176543, 2007
- [BhaSen07] P. Bhattacharyya, D. Sengupta, S. Mukhopadhyay, Cutting Force-Based Real-Time Estimation Of Tool Wear In Face Milling Using A Combination Of Signal Processing Techniques, Mechanical Systems And Signal Processing 21 266562683, 2007
- [BhaSen09] P. Bhattacharyya, D. Sengupta, Estimation Of Tool Wear Based On Adaptive Sensor Fusion Of Force And Power In Face Milling, International Journal Of Production Research Vol. 47, No. 3 8176833, 2009
- [BiDoLn95] G. Byrne, D. Dornfeld, I. Lnasaki, G. Ketteler, W. Konig, R. Teti, Tool Condition Monitoring (Tcm) - The Status Of Research And Industrial Application, Annals Of The Cirp Vol. 44/2/1995, 1995
- [ColPa07]. B.M. Colosimo, M. Pacella, On The Use Of Principal Component Analysis To Identify Systematic Patterns In Roundness Profiles, Qual. Reliab. Engng. Int. 2007; 23:7076 725, 2007
- [DeiAss09] I. Deiab, K. Assaleh, F.Hammad, On Modeling Of Tool Wear Using Sensor Fusion And Polynomial Classifiers, Mechanical Systems And Signal Processing 23 171961729, 2009
- [Dim00] D.E. Dimla, Sensor Signals For Tool-Wear Monitoring In Metal Cutting Operationsô A Review Of Methods, International Journal Of Machine Tools & Manufacture 40 107361098, 2000
- [DoKhLi04] Doan X. Tienl, Khiang-Wee Lim, Liu Jun, Comparative Study Of Pca Approaches In Process Monitoring And Fault Detection , The 30th Annual Conference Of The Ieee Industrial Electronics Society, 2004
- [DuWh01] H. Durrant-Whyte, Multi Sensor Data Fusion, Course Notes, University Of Sydney, 2001
- [El02] W. Elmenreich, Sensor Fusion In Time-Triggered Systems, Ph.D. Thesis, Institut Fur Technische Informatik,

- Vienna University Of Technology, Vienna, Austria, 2002
- [Hall97] D. L. Hall, J. Llinas, An Introduction To Multisensor Data Fusion, Proceedings Of The Ieee, Vol. 85, No. 1, 1997
- [Hall01] D. L. Hall, J. Llinas, Handbook Of Multisensor Data Fusion, Isbn 0-8493-2379-7, 2001
- [HerCar99] A. I. Hernandez, G. Carrault, F. Mora, L. Thoraval, G. Passariello, J. M. Schleich, Multisensor Fusion For Atrial And Ventricular Activity Detection In Coronary Care Monitoring, Ieee Trans. Biomed. Eng., Vol.46, Pp. 1186-1190, 1999
- [Hua09] S. Huang, C. Chiu, Process Monitoring With Ica-Based Signal Extraction Technique And Cart Approach, Qual. Reliab. Engng. Int. 2009; 25:631-643, 2009
- [Jack03] Jackson, A User's Guide To Principal Components, Wiley, 2003
- [Jem99] K. Jemielniak, Commercial Tool Condition Monitoring Systems, Int J Adv Manuf Technol 15:711-721, 1999
- [Jen10] J.C. Jeng, Adaptive Process Monitoring Using Efficient Recursive Pca And Moving Window Pca Algorithms, Journal Of The Taiwan Institute Of Chemical Engineers 41 475-481, 2010
- [Jol02] I.T. Jolliffe, Principal Component Analysis, Second Edition, Springer, 2002
- [Kan00] M. Kano Et All, Comparison Of Statistical Process Monitoring Methods: Application To The Eastman Challenge Problem, Computers And Chemical Engineering 24 175-181, 2000
- [KimChu01] G. D. Kim, C. N. Chu, In-Process Tool Fracture Monitoring In Face Milling Using Spindle Motor Current And Tool Fracture Index, Int J Adv Manuf Technol (2001) 18:383-389, 2001
- [KurBra97] S. Kurada, C. Bradley, A Review Of Machine Vision Sensors For Tool Condition Monitoring Computers In Industry 34 (1997) 55-72, 1997
- [Leon07] F. Puente León, H. Ruser, Information Fusion - Overview

- And Taxonomy, *Technisches Messen* 74/3:936102, 2007
- [LiBhKe03] J.T. Lina, D. Bhattacharyya, V. Kecman, Multiple Regression And Neural Networks Analyses In Composites Machining, *Composites Science And Technology* 63 5396 548, 2003
- [LiHeLa04] S. Y. Liang, R. L. Hecker, R. G. Landers, Machining Process Monitoring And Control: The State-Of-The-Art, *Journal Of Manufacturing Science And Engineering*, 2004
- [LouLin97] K.N. Lou, C.J. Lin, An Intelligent Sensor Fusion System For Tool Monitoring On A Machining Center, *Int J Adv Manuf Technol* 13:556-565, 1997
- [LuFeChKu02] R. C. Luo, Fellow, C.C. Yih, Kuo Lan Su, Multisensor Fusion And Integration: Approaches, Applications, And Future Research Directions, *Ieee Sensors Journal*, Vol. 2, No. 2, 2002
- [LuKa89] R. C. Luo, M. G. Kay, Multisensor Integration And Fusion In Intelligent System, *Ieee Transactions On Systems, Man And Cybernetics*, Vol 19 No 5, 1989
- [MasAnt00] B. Mason, J. Antony, Statistical Process Control: An Essential Ingredient For Improving Service And Manufacturing Quality, *Managing Service Quality* Volume 10 Number 4.2000. Pp. 233-238, 2000
- [Mit07] H.B. Mitchell, *Multi-Sensor Data Fusion - An Introduction*, Isbn 978-3-540-71463-7 Springer Berlin Heidelberg New York, 2007
- [Mont05] E.D. Montgomery, *Introduction To Statistical Quality Control*, 5th Edition, Wiley, 2005
- [PriJoh99] P.W. Prickett, C. Johns, An Overview Of Approaches To End Milling Tool Monitoring, *International Journal Of Machine Tools & Manufacture* 39 (1999) 1056122, 1999
- [Qin03] S.J. Qin, *Statistical Process Monitoring Basics And Beyond*, *J. Chemometrics*; 17: 4806502, 2003
- [SaCh78] H. Sakoe, S. Chiba, Dynamic Programming Algorithm Optimization For Spoken Word Recognition, *Ieee Transactions On Acoustics, Speech, And Signal Processing*,

- Vol. Assp-26, No. 1, February 1978, 1978
- [SaGi05] Santocchi, Giusti, *Tecnologia Meccanica E Studi Di Fabbricazione - 2° Edizione*, Casa Editrice Ambrosiana, 2005
- [Sal06] D.R. Salgado, F.J. Alonso, Tool Wear Detection In Turning Operations Using Singular Spectrum Analysis, *Journal Of Materials Processing Technology* 171 (2006) 4516458, 2006
- [Sal07] D.R. Salgado, F.J. Alonso, An Approach Based On Current And Sound Signals For In-Process Tool Wear Monitoring, *International Journal Of Machine Tools & Manufacture* 47 (2007) 2140621, 2007
- [SanNeCh05] C. Sanjay, M.L. Neemab, C.W. Chin, Modeling Of Tool Wear In Drilling By Statistical Analysis And Artificial Neural Network, *Journal Of Materials Processing Technology* 170 4946500, 2005
- [SchHey01] C. Scheffer, P. S. Heyns, Wear Monitoring In Turning Operations Using Vibration And Strain Measurements, *Mechanical Systems And Signal Processing* (2001) 15(6), 1185-1202, 2001
- [Shi06] D. Shi, D. Axinte, N. Gindy, Online Machining Process Monitoring Using Wavelet Transform And Spc, *Imtc 2006 ó Instrumentation And Measurement Technology Conference*, 2006
- [Shi07] D. Shi, N. Gindy, Tool Wear Predictive Model Based On Least Squares Support Vector Machines, *Mechanical Systems And Signal Processing* 21 (2007) 179961814, 2007
- [Sic02] B. Sick, On-Line And Indirect Tool Wear Monitoring In Turning With Artificial Neural Networks: A Review Of More Than A Decade Of Research, *Mechanical Systems And Signal Processing* (2002) 16(4), 4876546, 2002
- [SiCh02] S.K. Sikdar, M. Chen, Relationship Between Tool Flank Wear Area And Component Forces In Single Point Turning, *Journal Of Materials Processing Technology* 128 (2002) 2106215, 2002
- [SolDeb99] B. Solaiman, R. Debon, F. Pipelier, J.-M. Cauvin, C. Roux,

- Information Fusion, Application To Data And Model Fusion For Ultrasound Image Segmentation, *Ieee Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 46, Pp. 1171-1175, Oct. 1999, 1999
- [SoSuBi09] Sohyung Cho, Sultan Binsaeid, Shihab Asfour, Design Of Multisensor Fusion-Based Tool Condition Monitoring System In End Milling, *Int J Adv Manuf Technol* 46:681-694, 2009
- [Tet10] R. Teti, K. Jemielniak, G. O'donnell, D. Dornfeld, Advanced Monitoring Of Machining Operations, *Cirp Annals - Manufacturing Technology* 59 (2010) 717-739, 2010
- [Ver09] A. Verl, U. Heisel, M. Walther, D. Maier, Sensorless Automated Condition Monitoring For The Control Of The Predictive Maintenance Of Machine Tools, *Cirp Annals - Manufacturing Technology* 58 (2009) 375-378, 2009
- [WaKr05] X. Wang, U. Kruger, G. W. Irwin, Process Monitoring Approach Using Fast Moving Window Pca, *Ind. Eng. Chem. Res.* 44, 5691-5702, 2005
- [WarElb94] D. Yan, T. I. El-Wardany, M. A. Elbestawi, A Multi-Sensor Strategy For Tool Failure Detection In Milling, *Int. J. Mach. Tools Manufact.*, Vol. 35, No. 3, Pp. 383-398, 1995
- [WaWoHoZh07] W.H. Wang, Y.S. Wong, G.S. Hong, Sensor Fusion For Online Tool Condition Monitoring In Milling, *International Journal Of Production Research*, Vol. 45, No. 21, Pp. 5095-5116, 2007
- [Wo78] S. Wold, Cross-Validatory Estimation Of The Number Of Components In Factor And Principal Components Models, *Technometrics* Vol. 20, No. 4, 1978
- [Woo04] W.H. Woodall, Using Control Charts To Monitor Process And Product Quality Profiles, *J. Qual. Technol.* 36, 309-320, 2004
- [ZacMar00] Zachary G. Stoumbos, Marion R. Reynolds, Jr., Thomas P. Ryan, William H. Woodall, The State Of Statistical Process Control As We Proceed Into The 21st Century, *Journal Of The American Statistical Association*, Vol. 95, No. 451 (Sep., 2000), Pp. 992-998, 2000

- [ZhaChe08] J. Z. Zhang, J. C. Chen, Tool Condition Monitoring In An End-Milling Operation Based On The Vibration Signal Collected Through A Microcontroller-Based Data Acquisition System, Int J Adv Manuf Technol (2008) 39:1186128, 2008

Allegato

Risultati dei test della sperimentazione

Lavorazione A

A.1 Caso A: processo in controllo, privo di spike noti

In tutti i casi che seguono è intuitivo notare le maggiori performance che possono garantire le carte costruite con più segnali.

A.1.1 Rumore presente nel segnale CurrYM

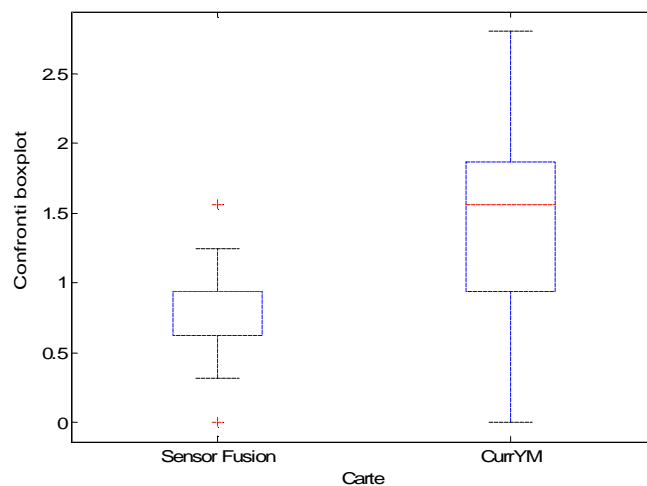


Figura A.1: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 1 (50 repliche)

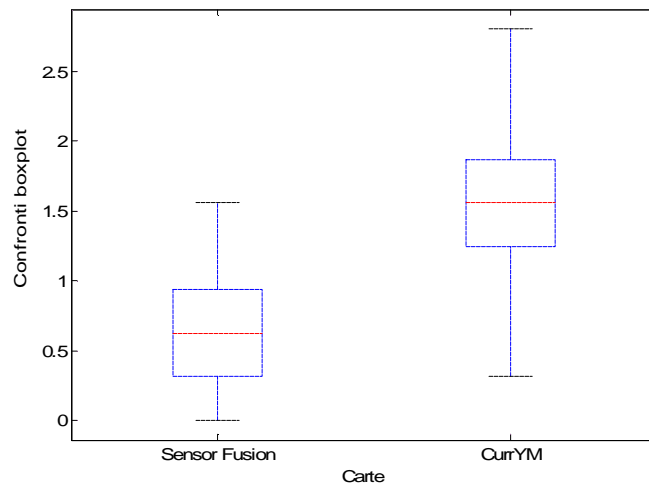


Figura A.2: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 2 (50 repliche)

A.1.2 Rumore presente nel segnale CurrXM

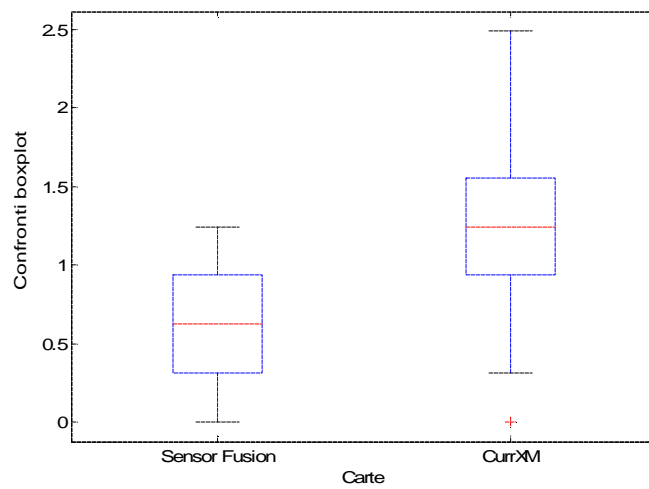


Figura A.3: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrXM livello di rumore 1(50 repliche)

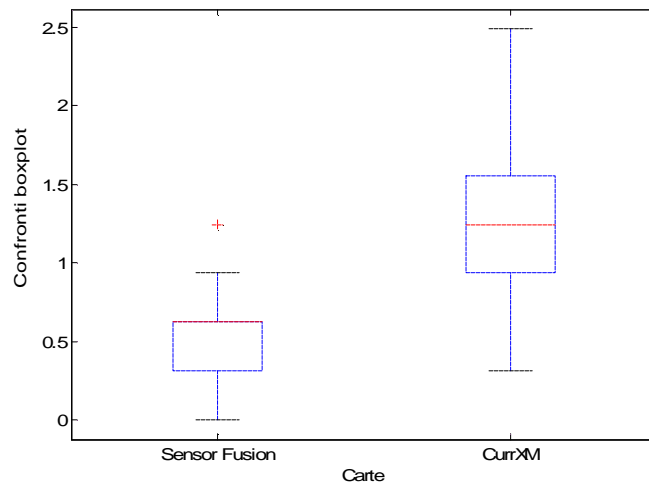


Figura A.4: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrXM livello di rumore 2(50 repliche)

A.1.3 Rumore presente nel segnale CurrSP

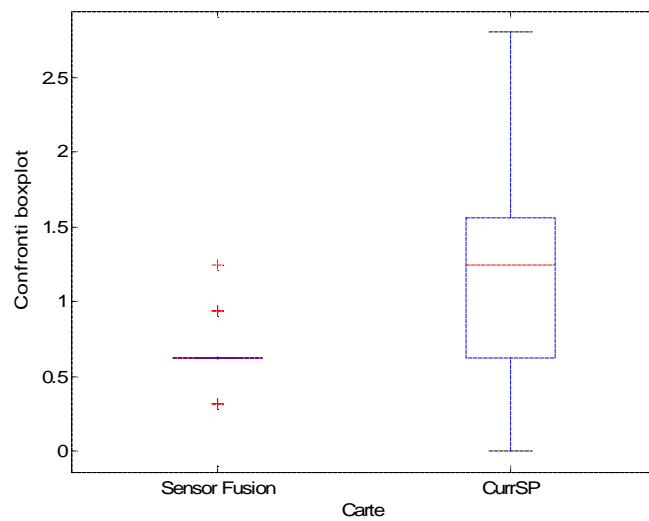


Figura A.5: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrSP livello di rumore 1(50 repliche)

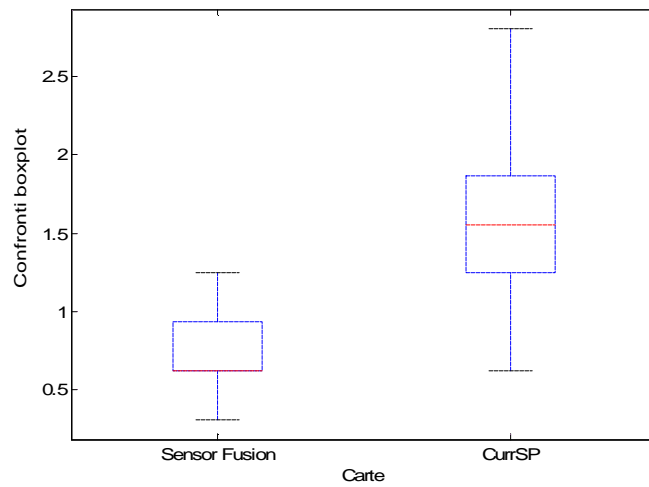


Figura A.6: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrSP livello di rumore 2(50 repliche)

A.1.4 Rumore presente nel segnale CurrYM e CurrY2

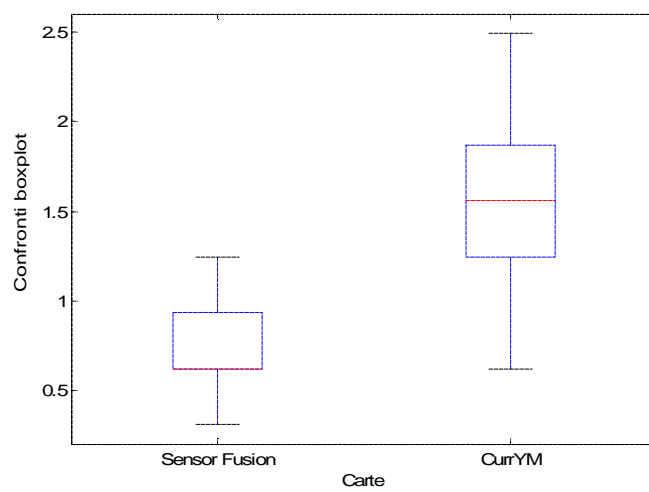


Figura A.7: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 1(50 repliche)

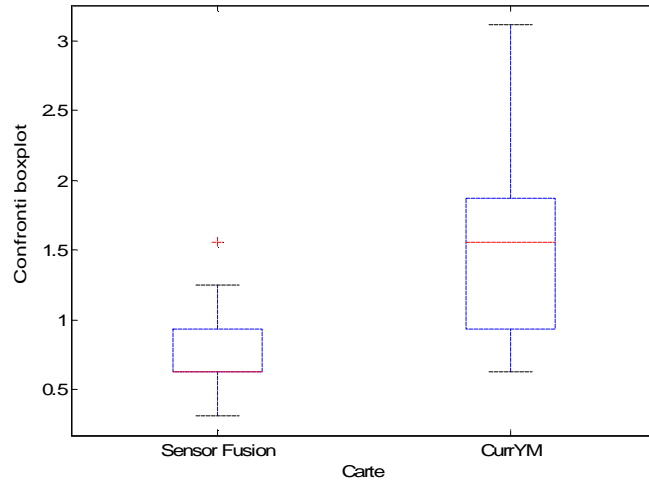


Figura A.8: Boxplot per confronto percentuale media di falsi allarmi per carte con Sensor Fusion e carte su CurrYM livello di rumore 2(50 repliche)

In tutti i casi sopra riportati si evidenzia la superiorità delle carte con Sensor Fusion rispetto alle carte costruite su singoli segnali. La percentuale media di falsi allarmi registrati dalle carte con Sensor Fusion nelle repliche è nettamente inferiore e presenta una dispersione più contenuta rispetto a quella calcolata nelle carte con singoli segnali.

A.2 Grafici delle carte per singoli segnali con introduzione di uno spike di piccola entità (profilo 155)

I grafici riportati di seguito mostrano come lo spike di piccola entità non sia rilevato da nessuna carta di controllo

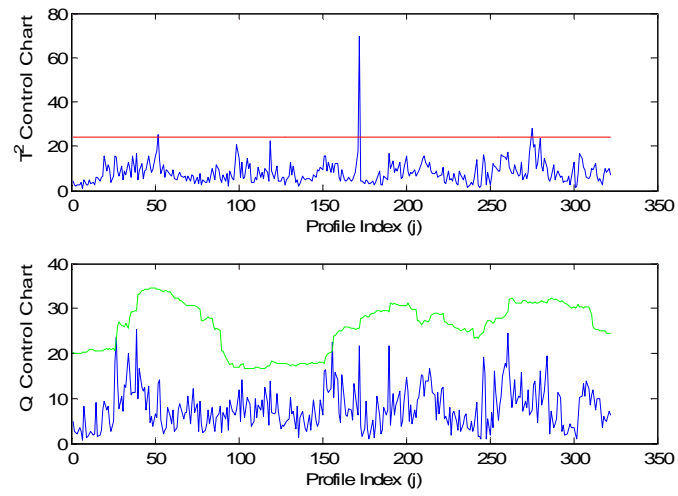


Figura A.9: Carte di controllo per il segnale CurrYM in presenza di spike di piccola entità

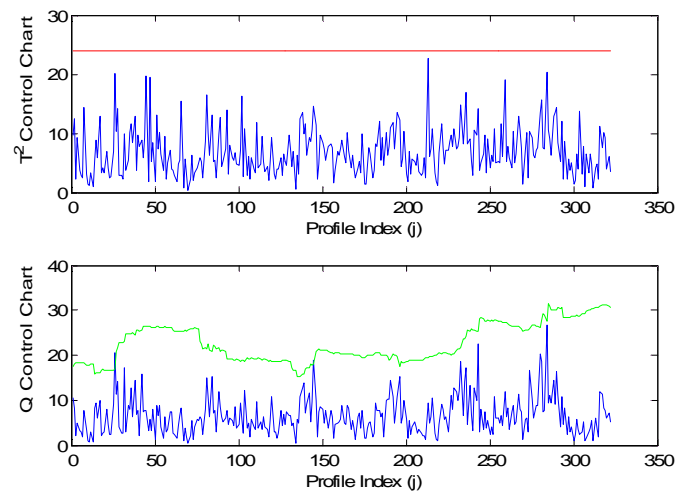


Figura A.10: Carte di controllo per segnale di CurrXM in presenza di spike di piccola entità

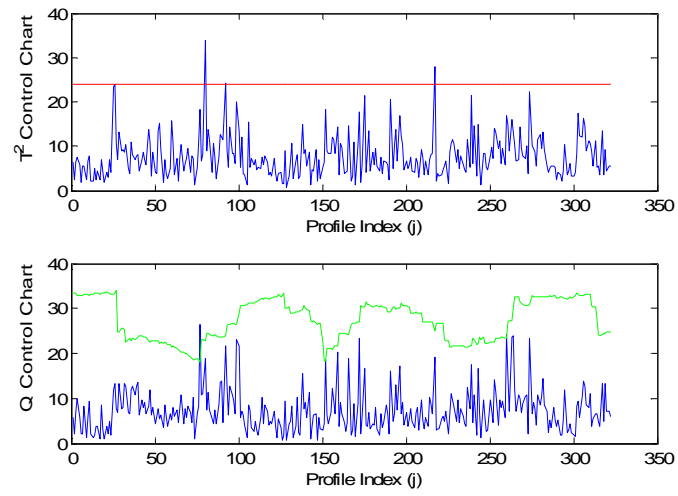


Figura A.11: Carte di controllo per segnale di CurrSP in presenza di spike di piccola entità