



**UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI BERGAMO**

UNIVERSITY OF BERGAMO

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA INFORMATICA
CLASSE N. LM-32 – CLASSE DELLE LAUREE MAGISTRALI IN INGEGNERIA
INFORMATICA

**Progettazione di un algoritmo data driven
per la predizione della vita utile residua
valvole elettropneumatiche.**

Tesi di laurea magistrale:

Simone SUDATI

Matricola n. 1045936

Relatore:

Prof. Fabio PREVIDI

Correlatore:

Dott. Ing. Luca MAURELLI

ANNO ACCADEMICO 2020/2021

INDICE

Abstract	xiii
Introduzione	1
1 Stato dell'arte	5
1.1 Tipologie e composizione valvole elettropneumatiche	5
1.2 Principio di funzionamento fisico di una valvola solenoidale	9
1.3 Analisi modalità di fault elettrovalvole	15
1.4 Elettrovalvole serie KN Camozzi Automation	20
2 Database e Data pre-processing	23
2.1 Sistema e modalità di acquisizione	23
2.2 Struttura Dataset	26
2.3 Ridimensionamento File	28
2.4 Data Cleaning	30
2.4.1 Ordinamento Datetime e Colpi	30
2.4.2 Eliminazione P3T	33
2.4.3 Elettrovalvola 5	34
2.4.4 Eliminazione dipendenza temperatura	36
2.4.5 Offset corrente	39
2.4.6 Disturbo su corrente di picco	41
2.4.7 Outlier	43
2.4.8 Coerenza Attributi temporali	45
2.5 Rappresentazione dati puliti	47
3 Feature Engineering	51
3.1 Raw Feature	51
3.2 Feature selection	53
3.3 Feature detection motion of plunger	56
3.4 Feature time to reach Valley	59

3.5	Feature Area Peak-Valley	61
3.6	Feature current amplitude	65
4	Health Monitoring	67
4.1	Manutenzione Predittiva: Remaining Useful Life	67
4.2	Algoritmo data driven di predizione della Remaining Useful Life	69
4.3	Implementazione algoritmo per le elettrovalvole serie KN	74
4.3.1	Metodo non-linear least squares	74
4.3.2	Polynomial regression	77
4.3.3	Metriche di regressione per la valutazione della RUL	90
4.3.4	Sviluppi futuri: Enforcing Monotonic Constraints in XGBoost	93
5	Conclusioni	95
	Bibliografia	97

ELENCO DELLE FIGURE

1.1	Esempio di vista di una valvola di tipo solenoide	6
1.2	Schema componenti principali di una valvola a solenoide a 2 vie	7
1.3	Vista in sezione trasversale di una valvola a solenoide	9
1.4	La forza elettromagnetica vince la forza elastica	11
1.5	Profilo della corrente di eccitazione che scorre all'interno del solenoide	11
1.6	Modello semplificato dell'attuatore a solenoide	13
1.7	Dipendenza dalla temperatura della corrente di eccitazione	14
1.8	Bathtub Curve, andamento qualitativo del tasso di guasto durante la vita fisica di un sistema complesso	16
1.9	Sezione di un'elettrovalvola a 3/2 vie a comando diretto	20
1.10	Elettrovalvole serie KN Camozzi	21
2.1	Scheda National Instruments USB-6341	24
2.2	Esempio test per la determinazione della rottura della valvola	26
2.3	Rappresentazione Jupyter Notebook dei dati grezzi caricati in un Pandas Dataframe	27
2.4	Ordinamento Datetime-Colpi	31
2.5	Valvola 7, Ipotesi corretto ordinamento Datetime	31
2.6	Ordinamento Datetime-Colpi	32
2.7	Andamento tempi	33
2.8	Andamento correnti Valvola 5- Broken dati grezzi	34
2.9	Andamento correnti Valvola 5- Broken dopo Data Cleaning	35
2.10	Andamento corrente di regime $I_{STEADY-STATE}$ singolo blocco acquisizioni	36
2.11	Andamento P3I primi 7 blocchi acquisizioni	37
2.12	Andamento P3I primi blocchi acquisizioni dopo data cleaning	37
2.13	Andamento correnti	39
2.14	Offset correnti	39
2.15	Offset correnti Valvola 1	39

2.16	Correnti Valvola 1 dopo calcolo offset	40
2.17	Andamento disturbo su I_{PEAK} blocchi acquisizione 1-4	42
2.18	Andamento disturbo su I_{PEAK} blocchi acquisizione 5-8	42
2.19	Acquisizioni che non rispettano coerenza temporale $P1T \geq P2T \geq P3T$ valvole 20Hz	46
2.20	Acquisizioni che non rispettano coerenza temporale $P1T \geq P2T \geq P3T$ valvole 50Hz	46
2.21	Andamento corrente di picco I_{PEAK} valvole 20Hz	47
2.22	Andamento corrente di picco I_{PEAK} valvole 50Hz	47
2.23	Andamento corrente di valle I_{VALLEY} valvole 20Hz	48
2.24	Andamento corrente di valle I_{VALLEY} valvole 50Hz	48
2.25	Andamento corrente di regime $I_{STEADY-STATE}$ valvole 20Hz	49
2.26	Andamento corrente di regime $I_{STEADY-STATE}$ valvole 50Hz	49
3.1	Approssimazione profilo corrente di eccitazione valvole a solenoide	52
3.2	Approssimazione andamento profilo di corrente Valvola 5	57
3.3	Approssimazione andamento profilo di corrente Valvola 6	57
3.4	Approssimazione andamento profilo di corrente Valvola 11	58
3.5	Andamento Feature Detection motion of plunger	58
3.6	Andamento Feature time to reach Valley	60
3.7	Approssimazione Feature Area Peak-Valley attraverso l'area del triangolo che intercorre tra i punti di Peak e di Valley	63
3.8	Feature Area Peak-Valley valvole 20 Hz	64
3.9	Feature Area Peak-Valley valvole 50 Hz	64
3.10	Andamento feature Current Amplitude Valvola 11	65
3.11	Andamento Feature Current Amplitude	66
4.1	Esempio di andamento dello State of Health (SOH) di un componente elettrico e relativa determinazione della Remaining Useful Life (RUL)	68
4.2	Valvola 5- Broken	70
4.3	Valvola 6- Broken	70
4.4	Valvola 11- Broken	71
4.5	TradeOff Bias-Variaza nella scelta della complessità modello	77
4.6	Stima non-linear least squares, curve_fit area Peak-Valley valvole 20Hz	82
4.7	Stima non-linear least squares, curve_fit area Peak-Valley valvole 50Hz	82
4.8	Indicatore Remaining Useful Life (RUL) Valvole rotte	85
4.9	Time to fault and Blocks to fault Valvole rotte	85
4.10	Indicatore Remaining Useful Life (RUL) Valvole 20Hz	87
4.11	Indicatore Remaining Useful Life (RUL) Valvole 50Hz	87

4.12	Time to fault and Blocks to fault Valvole 20Hz	89
4.13	Time to fault and Blocks to fault Valvole 50Hz	89
4.14	Metriche di regressione per la valutazione della stima della totalità delle valvole	92
4.15	Esempio di andamento regressione XGboost dopo aver imposto il vincolo sulla monotonicità	94

ELENCO DELLE TABELLE

2.1	Elettrovalvole KN frequenza degradazione 20Hz	26
2.2	Elettrovalvole KN frequenza degradazione 50Hz	26
2.3	Conversione di tipo degli attributi dataset	29
2.4	N° acquisizioni per ogni valvola classificate come outlier dalla metrica z-score	44
2.5	N° acquisizioni che non rispettano la coerenza degli attributi temporali	45

LISTINGS

2.1	Codice Python funzione per il calcolo della metrica Z-score	43
4.1	Esempio stima di funzione con <code>curve_fit</code>	79
4.2	Esempio calcolo metriche di regressione in Python con package <code>scikit learn</code>	91
4.3	Esempio di regressione imponendo la monotonicità delle predizioni attraverso <code>XGBoost</code>	94

ABSTRACT

L'ambito del seguente elaborato è la manutenzione predittiva che si pone come superamento della manutenzione preventiva, ed è sempre più ambito di ricerca e interesse, con l'avvento dell'IoT e dell'industria 4.0. La manutenzione predittiva ha l'obiettivo di stimare/predire il momento in cui avverrà il guasto del componente elettrico in maniera tale da poter agire in anticipo con la politica di manutenzione e sostituzione. Il sistema fisico in esame sono le SOV (Solenoid Operated Valves): valvole che trovano ampio utilizzo in diversi contesti industriali per gestire il movimento di pistoni, pinze, ed altri componenti meccanici, ma non solo, sono utilizzate anche nei comuni irrigatori elettrici per esempio. L'elettrovalvola in generale, è una valvola operata elettro-meccanicamente, in cui l'azionamento è comandato elettricamente da un attuatore che è il solenoide. Il seguente elaborato ha come scopo la progettazione di un algoritmo data driven per la predizione della vita utile residua di valvole elettropneumatiche. L'indicatore implementato, in ottica di manutenzione predittiva, è la RUL (Remaining Useful Life): indicatore monotono crescente che definisce lo stato di salute della valvola. Si fornisce inoltre, una particolare implementazione di tale algoritmo per le valvole serie KN di Camozzi Automation, di cui si dispone un campionamento di 12 elettrovalvole nell'arco temporale di un anno. Infine, si propone un metodo di valutazione quantitativo dell'attendibilità della RUL elaborata, attraverso la misurazione delle metriche di regressione.

INTRODUZIONE

Tutte le organizzazioni possiedono beni di valore che fanno parte dell'infrastruttura fisica dell'azienda, attrezzature, computer, macchinari industriali: questi asset fisici sono indispensabili per gestire la produzione o l'attività di business e richiedono interventi di manutenzione per conservare condizioni di funzionamento ottimali. La manutenzione predittiva [1] è una modalità di manutenzione emergente, portata alla ribalta dalla trasformazione digitale e dalla disponibilità di maggiori quantità di dati sullo stato degli asset fisici.

La creazione di un componente smart in grado di autodiagnosticare il proprio stato di salute è uno degli obiettivi del progetto Smart solutions for Cyber-Physical Production Systems (SMART4CPPS) ¹, progetto finanziato da Regione Lombardia per sostenere e promuovere la ricerca e l'innovazione delle fabbriche intelligenti [2]. Il progetto ha la finalità di avvicinarsi alle fabbriche intelligenti del futuro, sviluppando applicazioni innovative nel contesto manifatturiero lombardo dei produttori di componenti e macchine. Il tema della seguente tesi rientra all'interno del Pilot1 il cui fine è la realizzazione di un componente smart con capacità di autodiagnosi dello stato di salute estraendo dati utili e rendendoli visibili al sistema di fabbrica per eseguire operazioni di fault tolerance o in ottica di manutenzione predittiva. La prospettiva futura vuole che i componenti di nuova generazione costituiranno un contesto di industria più intelligente capace di fornire ulteriori elaborazioni ad ora non presenti. Il Pilot1 del progetto SMART4CPPS vede come protagonisti Camozzi Automation S.p.A. e l'Università degli Studi di Bergamo. **Camozzi Automation S.p.A.** è una multinazionale italiana leader nella produzione di componenti e sistemi per l'automazione industriale. Nell'ottica di sperimentare nuove soluzioni Industrial Internet of Things (IIOT), ha iniziato a raccogliere dati sulle proprie elettrovalvole con il fine di creare un sistema di health monitoring. L' **Università degli Studi di Bergamo** ha il compito di studiare e sviluppare, partendo dai dati a disposizione, un algoritmo di condition assessment in grado di dedurre lo stato di salute delle valvole.

¹SMART4CPPS è un progetto sviluppato nel contesto della legge regionale n. 29 del 23 novembre 2016 "Lombardia è Ricerca".

L'obiettivo è lo sviluppo di un algoritmo di manutenzione predittiva per monitorare lo stato di salute di valvole elettropneumatiche prodotte da Camozzi Automation. Le tecnologie che si sono rese necessarie e sono state utilizzate nello sviluppo del seguente elaborato sono:

- *Version control system*: Git (Github), per la cooperazione e condivisione nello sviluppo del codice . Il codice elaborato è disponibile alla seguente repository CAL_S4CPPS_EL.
- *Programming Environment / IDE*: Jupyter Notebook, applicazione web open source per poter sviluppare i propri progetti. Come editor di codice sorgente si è utilizzato Visual Studio Code.
- *Linguaggio programmazione*: Python, è un linguaggio general-purpose, che trova ampio utilizzo in ambito di gestione del dato e nella Data Science.
- *Project Management*: Trello, software gestionale che permette di organizzare il lavoro e di gestire progetti in maniera produttiva.
- *Documentazione*: LaTeX, linguaggio di marcatura per la preparazione di testi, basato sul programma di composizione tipografica TEX.

L'elaborato, partendo da un'accurata analisi della fisica del sistema e elaborando una precisa pulizia e integrazione del dato, giunge allo sviluppo di un algoritmo di health monitoring. Nello specifico i singoli capitoli trattano delle seguenti tematiche:

Capitolo 1: Stato dell'arte Viene presentata la struttura delle valvole elettropneumatiche, soffermandosi sulla fisica del sistema per illustrarne i principi che ne governano il funzionamento. Si procede poi con lo stato dell'arte e i lavori progressi nell'ambito dell'analisi dei fault delle elettrovalvole; infine si introducono le caratteristiche delle elettrovalvole serie KN di Camozzi Automation.

Capitolo 2: Database e Data pre-processing Vengono illustrati, dopo aver mostrato il sistema e la modalità di acquisizione adottati, i dati rilevati e raccolti da Camozzi Automation. In seguito, l'intera fase di pre processing e pulizia dei dati necessaria prima di poter utilizzare i dati come input a modelli e algoritmi. A fine capitolo si illustrano i dati puliti.

Capitolo 3: Feature Engineering Vengono illustrate le raw feature a disposizione, ovvero le feature campionate relative al profilo di corrente che scorre nel solenoide al fine di ricostruirne l'andamento. Si elabora una fase di feature selection che porta alla stesura di 4 ulteriori feature atte ad identificare gli andamenti di fault delle valvole.

Capitolo 4: Health monitoring Ad inizio capitolo vengono mostrati i principi della manutenzione predittiva e come essa possa essere attuata attraverso l'ideazione di un indicatore RUL (remaining useful life). Viene presentato l'algoritmo generale data driven per la predizione della RUL delle valvole a solenoide e infine, si propone una particolare implementazione di tale algoritmo specifica per le valvole KN di Camozzi Automation. Al termine, si mostra una valutazione di tale implementazione attraverso le metriche di regressione e i possibili sviluppi futuri riguardanti la monotonicità della stima.

Capitolo 5: Conclusioni Capitolo riassuntivo finale in cui si espongono considerazioni su quanto si è elaborato, i risultati raggiunti e le possibili implementazioni future.

CAPITOLO 1

STATO DELL'ARTE

1.1 TIPOLOGIE E COMPOSIZIONE VALVOLE ELETTROPNEUMATICHE

La valvola è un organo o un dispositivo che permette di regolare/controllare il flusso di fluidi (gas o liquidi) nelle condotte, commutando tra diversi stati di apertura, chiusura e/o ostruzione parziale. Le valvole possono essere azionate in 2 differenti modi:

- **Comandate manualmente:** un operatore si occupa di pilotare la commutazione dei differenti stati cui può trovarsi la valvola.
- **Comandate da un attuatore:** un attuatore meccanico sostituisce il compito svolto dall'operatore e si occupa di governare l'azionamento della valvola.

Le valvole ad attuatore [3] oggi in commercio sono molteplici e possono essere classificate in 3 macrocategorie:

- **Elettrovalvola (o valvola a solenoide):** Nota anche come valvola a comando elettrico, è una valvola che utilizza la forza elettromagnetica per funzionare. Quando una corrente elettrica viene fatta passare attraverso la bobina del solenoide, viene generato un campo magnetico che provoca il movimento di un'asta metallica ferrosa che apre la valvola.
- **Valvola termostatica:** Valvola autoregolante alla quale è associato un termostato che ha lo scopo di regolare l'apertura della valvola tenendo conto della temperatura ambientale. Trovano ampio utilizzo in impianti di riscaldamento e nei motori a combustione interna per il raffreddamento indiretto.

- **Valvola pilotata da motore:** Solitamente di grandi dimensioni e utilizzabili in diverse applicazioni. Vengono spesso chiamate valvole on-off in quanto il motore elettrico che ne causa il movimento permette solo di aprire o chiudere completamente la condotta della valvola.

Il seguente elaborato si focalizza sulle valvole comandate da un attuatore di tipo solenoidale, che di seguito verranno analizzate nel dettaglio.

Una valvola a solenoide [4] è una valvola azionata elettromeccanicamente ed usata per controllare la velocità del flusso in sistemi meccanici. Oggi, queste elettrovalvole, sono sempre più impiegate in una vasta gamma di applicazioni e ambienti industriali per il controllo dei fluidi di acqua, aria, petrolio o gas. Il motivo per il quale le elettrovalvole sono molto utilizzate risiede nel loro funzionamento automatico che garantisce alta affidabilità della commutazione in tempi di reazione istantanei. Inoltre, se confrontate con le altre tipologie di valvole precedentemente presentate, consentono un rilevante risparmio energetico. In Figura 1.1 un esempio di valvola a solenoide in commercio al giorno d'oggi.



Figura 1.1: Esempio di vista di una valvola di tipo solenoide

La maggioranza delle elettrovalvole presenti sul mercato sono realizzate con materiali robusti e resistenti alla corrosione. Tipici materiali che si possono trovare sul mercato sono ottone, acciaio inossidabile e alluminio. La maggior parte dei solenoidi è costruita con un sistema modulare, cioè costituita da pezzi intercambiabili. I pezzi chiave sono solitamente: il corpo della valvola, la bobina, l'involucro della bobina (che verranno trattati in maniera esaustiva in seguito). Questa modularità consente di effettuare una miglior manutenzione del sistema focalizzata sulla componente

rotta e di sostituirla agevolmente le parti. Una componente su tutte sono le bobine, che sono soggette a guasti frequenti.

PRINCIPALI COMPONENTI DI UNA VALVOLA SOLENOIDALE

I principali componenti [5] di una elettrovalvola sono i seguenti (presenti in Figura 1.2):

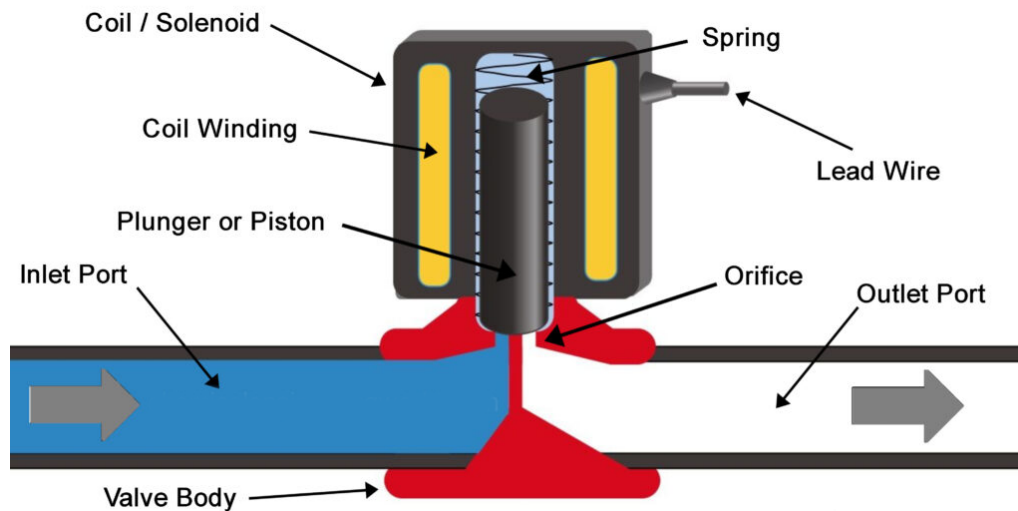


Figura 1.2: Schema componenti principali di una valvola a solenoide a 2 vie

- **Bobina (coil):** Bobina di rame avvolta, la quale concentra l'effetto del campo magnetico prodotto quando viene alimentata con corrente.
- **Molla (spring):** Molla che riporta il pistone nella posizione di riposo, esercitando un'azione contraria a quella della bobina.
- **Pistone (plunger):** Massa che reagisce all'influenza del campo magnetico creato dalla bobina quando viene eccitata, venendo trascinato all'interno di essa e trattenuto finché scorre corrente. Quando la corrente viene a mancare, viene riportato nella sua posizione di riposo da una molla.
- **Gommino (seal):** Materiale morbido connesso all'estremità del pistone che si occupa di interrompere il flusso del fluido, coprendo e chiudendo l'orificio.
- **Porta d'ingresso (Inlet Port):** La porta di ingresso dove il fluido entra per fluire attraverso la valvola.
- **Porta d'uscita (Outlet Port):** La porta d'uscita in cui scorre il fluido per uscire dopo aver attraversato la valvola. Un fluido al termine del processo entrerà quindi nella porta di uscita.

- **Orifizio (orifice):** Varco che collega la porta di ingresso e la porta di uscita, determinando l'apertura o chiusura della valvola a seconda dell'ostruzione o meno del suo passaggio.

CLASSIFICAZIONE ELETTROVALVOLE

Ogni elettrovalvola viene classificata [6] secondo le seguenti caratteristiche:

- **Numero di vie**
- **Posizioni**
- **Stato a riposo**
- **Principio di funzionamento**

Le vie sono i punti di collegamento con il circuito. Un' elettrovalvola a 2 VIE – 2 presenta un'entrata ed un'uscita, a 3 VIE – 3 presenta un' entrata, un' uscita ed uno scarico. In alternativa le 3 VIE possono essere utilizzate in altre combinazioni per avere una deviazione del fluido oppure una miscelazione di più fluidi. La quasi totalità della produzione è ripartita in elettrovalvola a 2 e 3 VIE anche se per alcuni progetti speciali si sono eseguite elettrovalvole a 4 VIE. La posizione si riferisce al tipo di passaggio, se avviene a portata fissa o a portata regolabile. Solitamente nella versione più comune si trovano due posizioni ON/OFF, che corrispondono agli stati aperto/chiuso. Le uniche varianti esistenti sono delle regolazioni di tipo "manuale", vengono cioè ottenute delle variazioni di flusso tramite rubinetti applicati direttamente sulle elettrovalvole. Lo stato a riposo serve per distinguere le elettrovalvole normalmente aperte da quelle normalmente chiuse:

- **Normalmente chiuso (N.C.):** La valvola rimane chiusa quando il solenoide non viene alimentato con potenziale elettrico ai suoi capi.
- **Normalmente aperto (N.O.):** Viceversa la valvola rimane aperta nelle sopracitate condizioni.

Il principio di funzionamento [7] distingue i valori minimi di pressione che devono essere intercettati che possono essere: o uguale a 0 bar o maggiore di 0 bar; corrispondono rispettivamente a 2 grandi famiglie che sono le elettrovalvole ad azione diretta e le elettrovalvole ad azione servo comandata.

- **Elettrovalvola ad azione diretta:** significa che il passaggio viene aperto o chiuso da una tenuta montata direttamente sul nucleo magnetico che viene azionato dalla bobina. La pressione di funzionamento è quindi legata direttamente al diametro di passaggio e alla potenza della bobina, e la minima pressione di funzionamento è uguale a 0.

- **Elettrovalvola ad azione servo comandata:** esiste un orifizio pilota e un orifizio principale, il magnete andrà ad aprire e chiudere solo il pilota quindi la massima e la minima pressione di funzionamento non dipenderanno dalla potenza dell'elettromagnete ma dalle caratteristiche costruttive della tenuta sull'orifizio principale (membrana, pistone). Per questo tipo di elettrovalvola è una caratteristica fondamentale la minima pressione di funzionamento che è sempre diversa e maggiore di 0.

1.2 PRINCIPIO DI FUNZIONAMENTO FISICO DI UNA VALVOLA SOLENOIDALE

Secondo quanto introdotto sulla struttura delle elettrovalvole, le valvole a solenoide sono controllate elettromagneticamente e costituite da un solenoide, ovvero una bobina induttiva elettromagnetica avvolta attorno ad un nucleo mobile ferromagnetico (il pistone). Nella seguente sezione verrà illustrata nel dettaglio l'intera fisica del sistema [8] [9] delle valvole a solenoide; essa verrà presentata sequenzialmente prendendo d' esempio una valvola Normally Closed a 2 vie. Ogni considerazione fatta sarà di carattere generale ed è quindi valida per una qualunque valvola anche Normally Opened e/o a 3 vie.

1. Nella condizione iniziale, di riposo, il solenoide non è alimentato da alcuna corrente non ricevendo una differenza di potenziale ai propri capi. Il pistone si trova nella propria posizione di partenza imposta dalla forza esercitata dalla molla, in cui il seal (gommino) posizionato all' estremità del pistone chiude l'orifizio: determinando lo stato di chiusura della valvola.

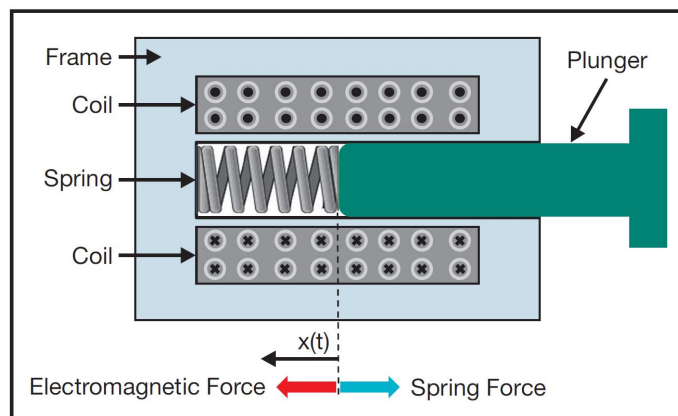


Figura 1.3: Vista in sezione trasversale di una valvola a solenoide

2. Fornendo una differenza di potenziale ai capi del solenoide si genera una corrente chiamata corrente di eccitazione che scorre all'interno del solenoide. Tale corrente non è costante ma ha trend crescente fino a raggiungere il limite consentito dalla proprietà fisiche del sistema ($I = \frac{V}{R}$).
3. L'incremento di corrente nel tempo determina la generazione di un campo elettromagnetico che esercita una forza magnetica all'interno delle spire del solenoide.
4. Il plunger (pistone ferromagnetico) posizionato all'interno del solenoide è così soggetto a 2 forze che hanno stesso verso ma opposta direzione: la forza elastica della molla e la forza magnetica generata dal campo elettromagnetico.
5. Il modulo della forza magnetica ha andamento crescente essendo direttamente proporzionale alla variazione di corrente elettrica nel solenoide. Quando la forza magnetica vince la forza elastica, superandola in modulo, il pistone inizia a muoversi. Il movimento del pistone determina l'apertura della valvola. ¹.
6. Il movimento del pistone di materiale ferromagnetico determina una variazione di flusso magnetico all'interno della superficie delle spire che compongono il solenoide. Questa variazione di flusso, genera una forza elettromotrice indotta sul solenoide tale da causare un decremento della corrente di eccitazione che scorre nel solenoide. Il modulo della forza elettromotrice indotta è determinato dalla legge di faraday-neumann ² $f_{em} = \frac{\Delta\Phi}{\Delta t}$ e il verso è stabilito secondo la legge di Lenz ³. Come risultato agli effetti esterni, la corrente di eccitazione nel solenoide durante il movimento del pistone registra un decremento, e riprende il trend crescente quando il movimento del pistone è terminato. La posizione finale raggiunta dal pistone al termine del suo spostamento, determina la completa apertura della valvola.

¹Lo spostamento compiuto dal pistone è di breve entità: nella maggior parte dei casi è limitato a un solo centimetro

²La legge di faraday-neumann afferma che il valore della forza elettromotrice indotta è uguale al rapporto tra la variazione del flusso del campo magnetico e il tempo necessario per avere tale variazione.

³La legge di Lenz afferma che la forza elettromotrice indotta in un circuito genera una corrente, detta corrente indotta, il cui effetto deve essere tale da opporsi alla causa che la produce.

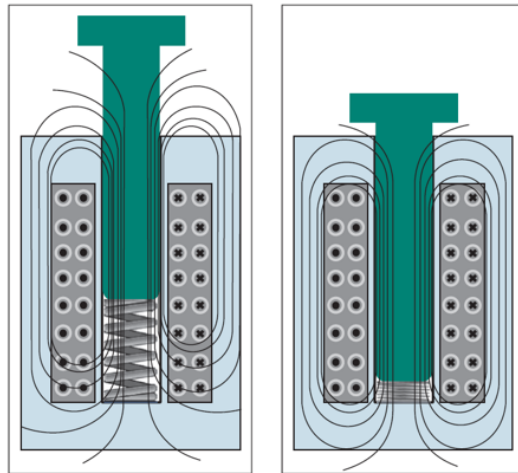


Figura 1.4: La forza elettromagnetica vince la forza elastica

7. Non fornendo ulteriormente tensione ai capi del solenoide, il solenoide perde il suo stato di "eccitazione" determinando la chiusura della valvola con il ritorno del pistone alla propria posizione iniziale di riposo.

Come appena descritto, la corrente che scorre all'interno del solenoide è chiamata corrente di eccitazione, il suo andamento è rappresentato in Figura 1.5.

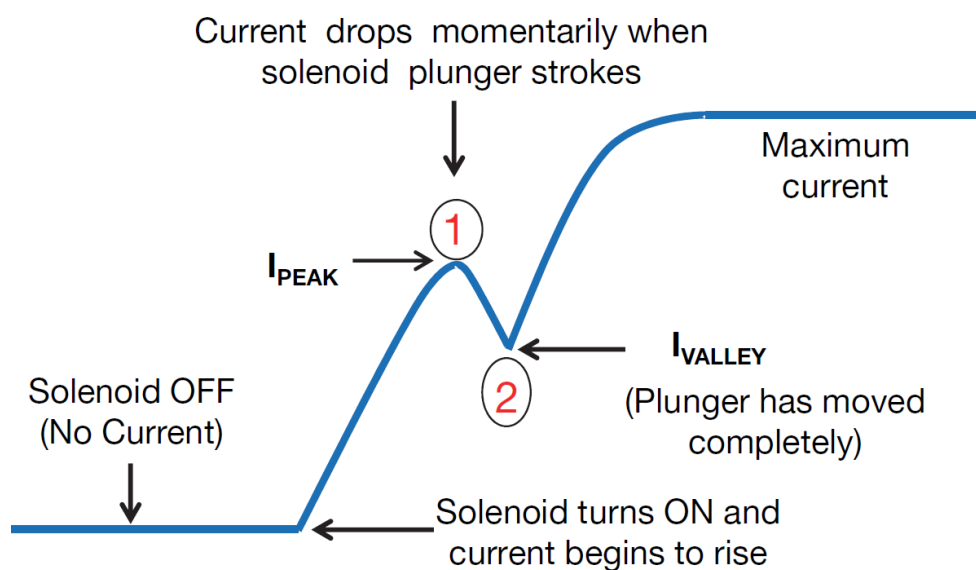


Figura 1.5: Profilo della corrente di eccitazione che scorre all'interno del solenoide

L'andamento della corrente di eccitazione segue 4 fasi sequenziali che si ripetono in ogni ciclo di chiusura-apertura della valvola. Nella prima fase, il solenoide è nello stato di riposo in quanto non è fornita una tensione ai suoi capi e come conseguenza non si registra una corrente che scorra nel solenoide. Applicando una tensione ai capi del solenoide, si entra nella seconda fase in cui vi è un aumento progressivo di corrente. Questa fase è interrotta dal raggiungimento di un determinato valore di

correte denominato I_{PEAK} per il quale la forza magnetica vince la forza elastica e si ha che il pistone inizia a muoversi. Il movimento del pistone causa una diminuzione di corrente (dovuto alla f.e.m. indotta generata) fino a raggiungere il livello di corrente chiamato I_{VALLEY} in cui il pistone ha terminato il suo spostamento: agli effetti esterni la valvola è aperta completamente. Si entra così nell'ultima fase in cui la corrente riprende il trend crescente e raggiunge il livello massimo stabilito dalla fisica del sistema. Non fornendo ulteriormente tensione ai capi del solenoide, esso ritornerà nella prima fase di riposo in cui non si registra corrente.

Le fasi corrispondono alle seguenti 4 rilevazioni etichettate in Figura 1.5:

$Solenoid_{OFF}$: non si registra scorrimento di corrente nel solenoide.

I_{PEAK} : massimo locale di corrente rilevato nel momento in cui il pistone inizia a muoversi.

I_{VALLEY} : minimo locale di corrente rilevato al termine del movimento del pistone.

$I_{STEADY-STATE}$: massimo di corrente registrato nel solenoide dopo il quale non si registrano ulteriori variazioni di corrente.

COSTRUZIONE DI UN MODELLO MATEMATICO SEMPLIFICATO CHE DESCRIVA LA DINAMICA DELL'ELETTROVALVOLA

E' possibile costruire un modello matematico[10] semplificato del funzionamento della valvola a solenoide come mostrato in Figura 1.6. Questo modello, anche se è una semplificazione della realtà, permetterà di dimostrare che la derivata temporale della corrente è influenzata dall'induzione del solenoide e di quantificare la variazione del campo magnetico dovuta al movimento del pistone dotato di velocità non nulla.

Il circuito elettrico del solenoide può essere separato nella componente resistiva e in quella induttiva della bobina. La V_e tensione di eccitazione per la legge di Kirchhoff è data dalla seguente equazione:

$$V_e = iR + i \frac{dL}{dt} + L \frac{di}{dt} \quad (1.1)$$

in cui i è la corrente che scorre nel circuito, R la resistenza della bobina e L l'induttanza della bobina. L'induttanza dipende dal numero di spire N del solenoide e dalla permeanza del circuito magnetico P_{MEC} . In questa analisi, si assume che il magnete abbia elevata permeabilità rispetto al traferro ed è per questa ragione trascurato.

$$L = N^2 P_{MEC} = N^2 P_{gap} \quad (1.2)$$

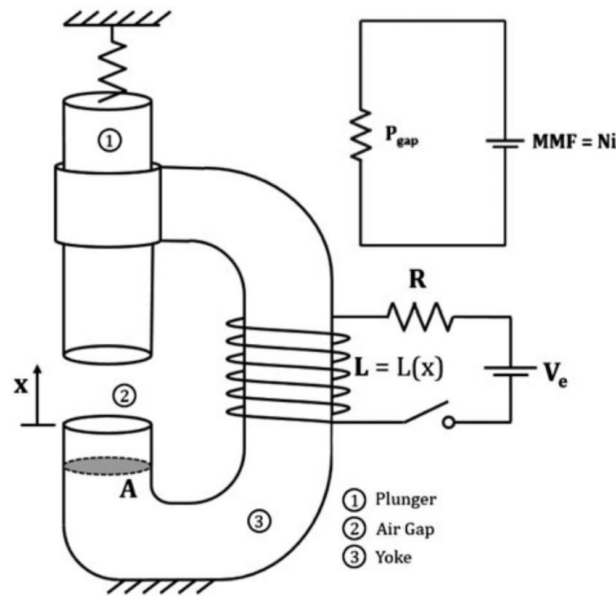


Figura 1.6: Modello semplificato dell'attuatore a solenoide

Il pistone del solenoide si muove in modo tale da chiudere o aprire il traferro. Supponendo un campo uniforme a cui è sottoposto il traferro, la permeanza del traferro è:

$$P_{\text{gap}} = \frac{\mu_{\text{gap}} A}{x} \quad (1.3)$$

in cui A è la sezione (area) del traferro e x è la lunghezza del traferro, che si azzerava quando si chiude. Ad una lunghezza del traferro pari a zero, la permeanza del traferro è infinito e si comporta da cortocircuito magnetico. La lunghezza del traferro, x , è una funzione sia del tempo sia della spola della valvola sia dello spostamento del pistone. Combinando Equazione 1.2 e Equazione 1.3 si ottiene:

$$L = N^2 \frac{\mu_o A}{x(t)} \quad (1.4)$$

L'Equazione 1.4 mostra come il termine $\frac{dL}{dt}$ nell'Equazione 1.1 abbia un valore diverso da 0 durante il movimento della valvola e dev'essere quindi incluso nell'analisi del circuito elettrico. Le valvole a solenoide ON/OFF sono caratterizzate da un rapido movimento della valvola e questo termine può essere utilizzato per identificare il cambio di stato della valvola. Derivando l'Equazione 1.4 rispetto al tempo otteniamo:

$$\frac{dL}{dt} = \frac{d}{dt} N^2 \frac{\mu_o A}{x} = -N^2 \frac{\mu_o A}{x^2} \frac{dx}{dt} \quad (1.5)$$

$$\frac{dL}{dt} = -\frac{L}{x} \frac{dx}{dt} \quad (1.6)$$

E combinando l'Equazione 1.1 con l'Equazione 1.6:

$$V_e = iR - i \frac{L}{x} \frac{dx}{dt} + L \frac{di}{dt} \quad (1.7)$$

Raccogliendo/risolvendo la derivata della corrente rispetto al tempo, si ottiene la seguente equazione:

$$\frac{di}{dt} = \frac{V_e - iR}{L} + \frac{i}{x} \frac{dx}{dt} \quad (1.8)$$

L'Equazione 1.8 mostra che la derivata temporale della corrente ⁴ dipende sia da una componente induttiva che da una componente dovuta al movimento del pistone. Questo risultato ci permette di dimostrare che l'andamento della corrente in termini di trend crescente o decrescente è influenzato dalla variazione di velocità registrata dal pistone.

DIPENDENZA DALLA TEMPERATURA

La corrente di eccitazione dipende/è influenzata da diversi fattori. Il più rilevante che annoveriamo è la temperatura [8] a cui la valvola opera. La corrente di eccitazione risulta essere inversamente proporzionale alla temperatura della valvola. Una diminuzione di temperatura della valvola causa una riduzione della resistenza del solenoide con conseguente spostamento verso l'alto della corrente di eccitazione. In Figura 1.7 la rappresentazione della corrente di eccitazione che scorre nella medesima valvola a temperature differenti.

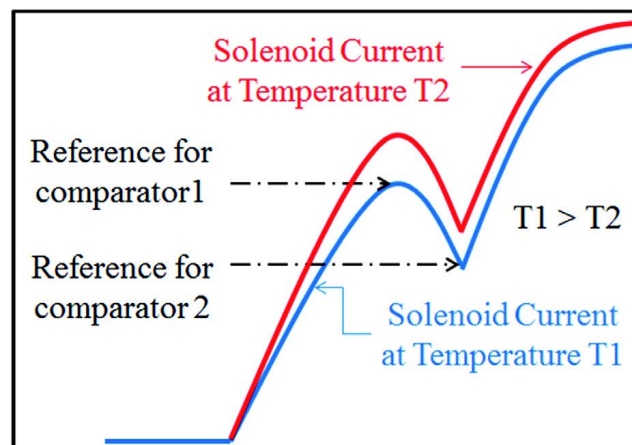


Figura 1.7: Dipendenza dalla temperatura della corrente di eccitazione

⁴Si ricorda che la derivata prima di una funzione determina l'andamento crescente o decrescente della funzione stessa. Se la derivata temporale della corrente si mantiene positiva in un determinato intervallo temporale allora la corrente avrà un andamento crescente all'interno di tale intervallo, viceversa se la derivata temporale è negativa all'interno di un intervallo, allora la corrente avrà andamento decrescente all'interno di tale intervallo.

Si nota come un aumento di temperatura determini una traslazione verso l'alto del profilo di corrente. Inoltre si segnala la presenza di un invariante indipendente dalla temperatura: la differenza tra I_{PEAK} (corrente di picco) e I_{VALLEY} (corrente di valle). Tale differenza tra correnti rimane costante indipendentemente dalla temperatura di esecuzione della valvola bensì è dovuto solamente alla particolare fisica del sistema in esame. Esso verrà considerato nel Capitolo 3 per la creazione delle feature necessarie per la progettazione di un algoritmo di health monitoring.

1.3 ANALISI MODALITÀ DI FAULT

ELETTROVALVOLE

Ogni asset/sistema complesso/componente elettronico è soggetto a guasti durante il suo ciclo di vita. La Bathhtub Curve[11] (vedi Figura 1.8) rappresenta in modo qualitativo l'andamento del tasso dei guasti durante la vita fisica di un sistema complesso. La conoscenza di questo schema, anche se di natura qualitativa, è di fondamentale importanza nella valutazione economica delle politiche di manutenzione. La curva consente di mappare chiaramente tre fasi distinte nel ciclo di vita del sistema.

1. **Infant mortality and early failures:** In questa prima fase il numero di guasti è elevato, ma il tasso di guasto è in diminuzione e la funzione ha una pendenza negativa. Si verificano guasti dovuti a problemi alla radice nella progettazione, mancanza di controllo di qualità, errori nell'installazione, difetti di fabbricazione, componenti inadeguati o burn-in insufficiente.
2. **Useful Life and Random Failures:** Nella seconda fase il tasso di guasti è costante perché si sa come gestirli e gli errori di fabbricazione sono stati corretti. Questa fase è nota come "vita utile" del bene. Per tutta la vita utile del bene, il tasso di guasto è basso e costante. I guasti sono casuali e dovuti a errori umani, uso eccessivo o sovraccarico e guasti accidentali.
3. **Late Life and Wear-Out Failures:** Nell'ultima fase il tasso di guasto aumenta gradualmente e la funzione della curva della Bathhtub Curve ha una pendenza positiva. Non tutti i beni arrivano a questo fine, poiché alcuni vengono gradualmente eliminati prima della loro fase di esaurimento. Ad esempio, alcuni componenti elettronici vengono sostituiti quando la loro tecnologia diventa obsoleta, anche se continuano a funzionare. In questa fase, i guasti sono il risultato di usura, scarsa manutenzione o mancanza della stessa. Le riparazioni diventano più costose e i rischi per la sicurezza aumentano.

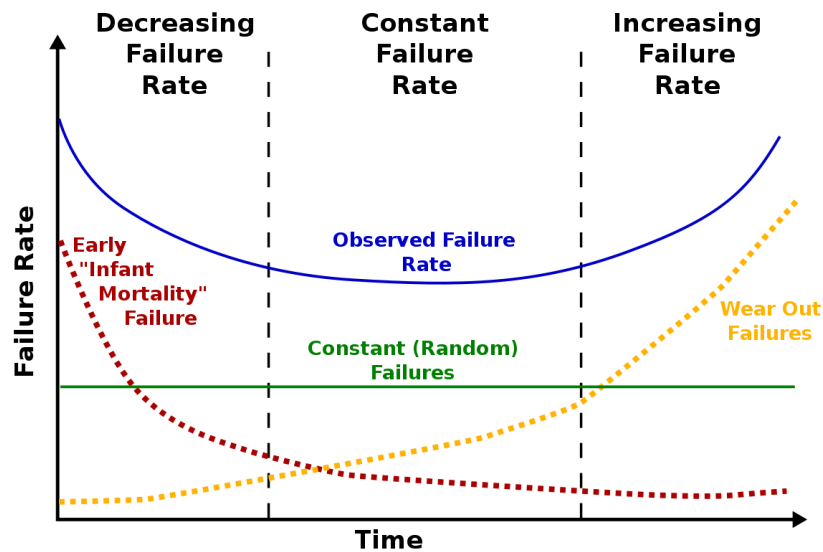


Figura 1.8: Bathtub Curve, andamento qualitativo del tasso di guasto durante la vita fisica di un sistema complesso

Tutti i componenti elettrici sono soggetti a guasti che possono essere classificati secondo due grandi classi:

- **Intermittent failure:** Guasti che si traducono in una mancanza di una qualche funzione del componente solo per brevissimo periodo di tempo, il componente ritorna al suo pieno standard operativo subito dopo il guasto.
- **Permanent failure:** Guasti che si traducono nella mancanza di una determinata funzione che continuerà fino a una quando il componente non verrà sostituito.

Tale distinzione è particolarmente significativa nel caso in cui i componenti elettrici in questione siano delle valvole [12], come nel caso del seguente progetto. Infatti, come si vedrà nella sezione 3.2, i singoli cicli di apertura-chiusura delle valvole possono essere distinti in: cicli corretti se avviene effettivamente l'apertura della valvola e cicli errati in caso di mancata apertura. Per tale ragione, un fault della valvola che mostra dei cicli che evidenziano delle mancate aperture e poi riprende correttamente il suo funzionamento, può essere catalogato come intermittent failure. Viceversa, un permanent failure nelle valvole, è una rottura completa che fa sì che i cicli successivi siano tutti errati. I permanent failure a seconda del grado di guasto possono essere suddivisi in una o più delle seguenti categorie:

- **Complete failure:** Guasto che causa la totale mancanza di una funzione richiesta.

- **Partial failure:** Fallimento che porta alla mancanza di alcune funzioni ma non tale da causare la completa mancanza della funzione richiesta.
- **Sudden failure:** Guasto che non poteva essere previsto tramite un precedente test o esame.
- **Gradual failure:** Guasto che si sarebbe potuto predire mediante test o esami preliminari.
- **Wear-out failure:** Guasto imputabile a processi di usura previsti al momento della progettazione del dispositivo.
- **Misuse failure:** Guasto imputabile all'applicazione di sollecitazioni superiori alle capacità dichiarate.
- **Inherent weakness failure:** Guasto imputabile a una mancanza di idoneità nella progettazione o costruzione dell'articolo stesso.

ANALISI DELLE MODALITA' DI GUASTO DI UN COMPONENTE ELETTRICO

L'analisi delle modalità di guasto [13] è applicabile a diverse astrazioni/livelli e con finalità differenti. L'analisi dell'albero dei guasti (FTA)⁵, mira a illustrare l'affidabilità e le condizioni di diversi possibili guasti in relazione a un evento principale, ad es. perdita di funzionalità della valvola. Viene applicato principalmente per sistemi critici per la sicurezza con l'obiettivo di rafforzare l'affidabilità del sistema. A seguito di FTA, la probabilità di accadimento dei guasti è determinata e, di conseguenza, i componenti critici del sistema sono identificati. Un'altra metodologia utilizzata per analizzare le modalità di guasto è failure mode and effect analysis (FMEA)⁶ in cui le modalità di guasto di un processo sono identificate (compresa la derivazione delle cause e degli effetti). Sulla base delle cause identificate, questo metodo mira a trovare le azioni appropriate per prevenire i guasti in maniera predittiva. FMEA può essere esteso sia per le analisi critiche (FMECA) Failure Mode, Effects and Criticality Analysis sia per la diagnosi (FMEDA) Failure Modes, Effects and Diagnostic Analysis. FMECA include una misura per la criticità dei componenti per mettere a fuoco le parti più critiche. FMEDA integra le statistiche sui rate per i failure e la possibilità di svolgere delle diagnosi on-line. In linea generale tutti i metodi citati mirano a quantificare l'affidabilità di un sistema, piuttosto che sviluppare metodi di rilevamento dei guasti.

⁵Standardizzato DIN EN 61025

⁶Standardizzato DIN EN 60812

ANALISI FAULT DELLE SINGOLE COMPONENTI DELLE VALVOLE SOLENOIDALI

Le componenti [14] che costituiscono la valvola a solenoide presentano differenti cause di rottura con conseguenti diverse failure mode (modalità operative della valvola guasta) e correlate failure effect (conseguenze dovute alla modalità operative errate della valvola) [15]. Il corpo della valvola (valve body) è esposto al fluido di processo e deve quindi essere resistente alla corrosione e alla contaminazione. I materiali utilizzati per costruire il corpo della valvola più comuni sono ottone, bronzo, ghisa o acciaio inossidabile. Il guasto del corpo della valvola è evidenziato dalla perdita del fluido di processo. Questo potrebbe essere causato da allentamento dei collegamenti esterni o, in casi estremi, deformazione plastica del corpo valvola. Il gommino (seal) viene utilizzato per controllare il flusso del fluido di processo attraverso la valvola. Un guasto dello stesso comporterebbe una perdita di tenuta. Ciò potrebbe essere causato da una combinazione di meccanismi: corrosione, erosione del materiale di tenuta causato dal fluido di processo, impatti del pistone e attrito. La funzione della molla (Spring) invece è di riportare il pistone alla sua posizione predefinita quando non alimentato da corrente di eccitazione. Poiché la molla è soggetta a movimenti ciclici, la rigidità diminuirà nel tempo. Questa perdita di rigidità farà sì che la valvola sbagli a dosare il fluido di processo, poiché l'orifizio non sarà correttamente chiuso o completamente aperto. Il pistone (plunger) è responsabile di consentire o prevenire il flusso del fluido di processo attraverso l'elettrovalvola. Poiché il pistone è spesso esposto al fluido di processo, la corrosione agisce frequentemente sul materiale del pistone. Inoltre, essendo esposto al campo magnetico, l'esposizione prolungata a questo campo può provocare la magnetizzazione permanente con conseguente comportamento errato della valvola.

In letteratura [16] [17], vengono individuati diversi fattori di stress e meccanismi di invecchiamento comuni alla maggior parte delle valvole a solenoide. I fattori di stress/deterioramento vengono divisi in due categorie: fattori di stress previsti e anomali; i fattori di stress anomali sono non previsti e devono essere monitorati ed eliminati. Esempi di fattori di stress previsti sono: l'elevata temperatura che può essere dovuta al calore generato dalla bobina continuamente energizzata o dalla catena produttiva industriale o proveniente dall'ambiente. Altri fattori di stress previsti sono la sovratensione induttiva a seguito di interruzione di corrente in bobine energizzate con corrente continua, l'erosione causata dal flusso dei fluidi, l'attrito e frizione tra superfici in contatto, la vibrazione delle tubazioni e l'esposizione a radiazioni a bassa frequenza. Esempi di fattori di stress anomali sono: esposizioni a radiazioni ad alta frequenza, la frequenza di cicli troppo elevata, tensioni in transitorio elevate, elevata tensione durante la ricarica della batteria della stazione, la presenza di contaminanti

nel fluido di processo e la pressione dei transitori.

1.4 ELETTROVALVOLE SERIE KN CAMOZZI AUTOMATION

Camozzi Automation fornisce un ampio catalogo ⁷ di prodotti, tra i quali diverse elettrovalvole disponibili in differenti taglie e portate per rispondere alle esigenze di tutti i settori industriali. Le elettrovalvole Camozzi Automation usate al fine dei test in laboratorio, durante i quali si sono raccolti i dati a disposizione per questo progetto, sono elettrovalvole serie KN⁸. Le seguenti elettrovalvole sono azionate a comando diretto NC a 3/2 vie. Sono perciò valvole dotate di 3 porte e 2 stati di commutazione, e per ogni stato di commutazione, 2 delle 3 porte sono in collegamento tra loro. "L'eccitazione" del solenoide cambia lo stato della valvola e le porte in collegamento tra loro.

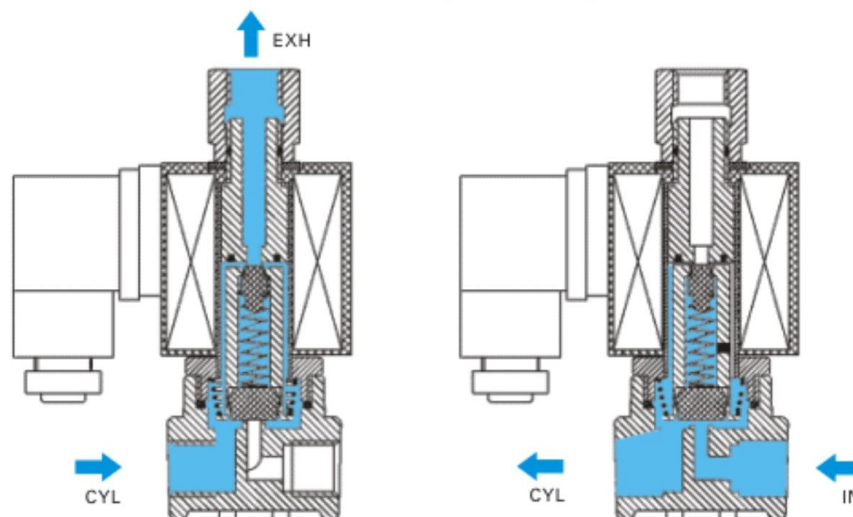


Figura 1.9: Sezione di un'elettrovalvola a 3/2 vie a comando diretto

In Figura 1.10 sono rappresentate le elettrovalvole serie KN di Camozzi Automation. Nello specifico, le seguenti valvole hanno taglia 10mm a basso consumo energetico che trova impiego in applicazioni industriali e scientifiche per il controllo di flussi di gas fino a 7 bar. Il connettore di alimentazione riceve in input una tensione che varia dai 12 V ai 24 V (anche definita tensione di eccitazione). Dall'impulso di attivazione, il tempo di risposta è inferiore ai 10 ms, con un assorbimento di picco di 1.3 W. Questo tempo di risposta così veloce consente la simulazione di un numero molto elevato di cicli di lavoro, come verrà illustrato in seguito.

⁷<https://it.automation.camozzi.com/prodotti/industrial-automation/prodotti/valvole-e-elettrovalvole.kl>

⁸<http://catalogue.camozzi.com/CATALOGUES/CCC-GENCAT/00091/PDF/ITA.2.1.6.pdf>

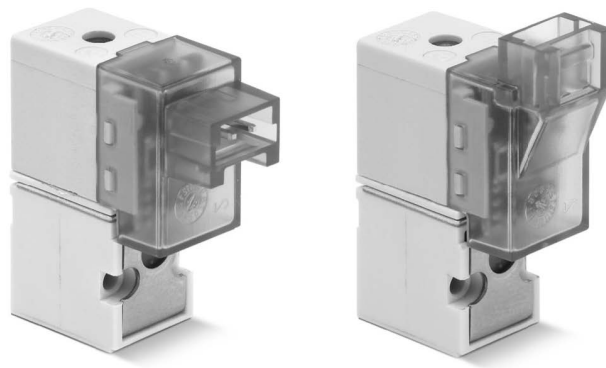


Figura 1.10: Elettrovalvole serie KN Camozzi

Nel caso della elettrovalvole, una possibile strategia attuabile che faccia da discriminante tra le valvole considerate sane e quelle dichiarate rotte, avendo a disposizione solamente i valori rilevati agli effetti esterni, è svolgere dei test e confrontarne le caratteristiche con i valori peculiari del sistema (nel caso delle valvole KN saranno le caratteristiche sopraccitate). Nel caso le caratteristiche risultino differenti in maniera rilevante si può dichiarare la valvola rotta con un elevato livello di confidenza. Questo metodo per l'appunto, è quello che la Camozzi Automation ha utilizzato per identificare le valvole sane da quelle rotte come si vedrà nel Capitolo 2.

CAPITOLO 2

DATABASE E DATA PRE-PROCESSING

Nel seguente capitolo si presenta la base di dati a disposizione e le elaborazioni svolte al fine di pulire e ridimensionare i dati. Camozzi Automation S.p.A. ha acquisito e eseguito test nel proprio laboratorio su un arco temporale di un anno. I dati disponibili sono relativi a 12 elettrovalvole serie KN per un totale di circa 98 milioni di acquisizioni.

2.1 SISTEMA E MODALITÀ DI ACQUISIZIONE

Al fine di costruire una base di dati rilevante, per poter procedere con lo studio di health monitoring, è stata necessaria un'ingente raccolta dati di cui si è occupata interamente Camozzi Automation all'interno dei propri laboratori. Nella base di dati si sono raccolte diverse simulazioni corrispondenti a cicli di apertura-chiusura della valvola per poterne studiare l'invecchiamento e la degradazione. Il sistema di acquisizione prevede, infatti, dei cicli di degradazione in cui le valvole vengono pilotate molto velocemente per accelerarne l'invecchiamento e poterne così studiare lo stato di salute e dei cicli di acquisizione, in cui viene eseguito il campionamento, in cui vengono raccolte le informazioni interessate. Tutto il sistema del banco di test è pilotato da un computer connesso tramite USB ad una scheda della National Instruments.

HARDWARE La scheda National Instruments (azienda statunitense produttrice di strumenti hardware e software per la misura e l'automazione industriale basati su personal computer) che comanda l'intero sistema di acquisizione è la USB-6341III, gestita da un computer a cui è connessa via USB. USB-6341 è un dispositivo I/O multifunzione che offre I/O analogico e digitale, quattro counter/timer a 32 bit per PWM, encoder, frequenza, conteggio eventi e altro

ancora. Oltre alla scheda National Instruments ed al computer, l'hardware dedicato al setup sperimentale è composto dalle già descritte valvole serie KN e dalla struttura a supporto.



Figura 2.1: Scheda National Instruments USB-6341

SOFTWARE La logica di acquisizione delle variabili è stata implementata in LabVIEW, software della National Instruments per la progettazione di sistemi pensato appositamente per lo sviluppo di applicazioni di test, misura e controllo con accesso rapido all'hardware e ai risultati. LabVIEW offre un approccio di programmazione grafico che permette di visualizzare ogni aspetto dell'applicazione, inclusa la configurazione hardware e i dati di misura. La visualizzazione permette la rappresentazione di logica complessa sui diagrammi e lo sviluppo di algoritmi di analisi dati. In particolare, Camozzi Automation si è occupata di acquisire i valori di corrente e tempo dei tre punti caratteristici della forma d'onda della corrente di eccitazione del solenoide (visibile in Figura 1.5), ovvero peak, valley e steady-state. I valori delle tre correnti sono stati raccolti con tecniche software, in particolare:

- I_{PEAK} è stata raccolta riempiendo un buffer e osservando il valore massimo prima di una serie di valori decrescenti;
- Similmente ad I_{PEAK} , I_{VALLEY} è stata acquisita iniziando a riempire un buffer dopo l'individuazione di I_{PEAK} e selezionando il minimo prima che il valore della corrente riprendesse a crescere;
- $I_{STEADY-STATE}$, infine, è stata selezionata come valore di corrente che non ha subito variazioni significative per un certo periodo di tempo.

Come supplemento ai valori di corrente si sono anche rilevati i relativi istanti temporali in cui si sono acquisiti i seguenti valori di corrente. Con l'obiettivo di rilevare il pattern di degradazione e invecchiamento della valvola sono necessarie due frequenze di esecuzione delle valvole. Una prima frequenza, che permetta il rilevamento della singola acquisizione del ciclo apertura-chiusura e una seconda frequenza, di

entità maggiore, che permetta di avanzare nel ciclo di vita della valvola e simularne in questo modo l'invecchiamento. Si sono alternate quindi le seguenti modalità di esecuzione:

ACQUISIZIONE Alle valvole vengono fatti eseguire 1.000 cicli ad una frequenza di 3Hz per consentire l'acquisizione, la quale avviene solo un ciclo ogni due per problemi legati alla velocità di scrittura su file dei dati letti. Questi cicli presentano comportamenti verosimili a quelli di un normale caso d'uso e sono serviti a raccogliere i dati da cui si è partiti a lavorare per lo sviluppo di un sistema di health monitoring.

DEGRADAZIONE Le valvole vengono pilotate ad "alta frequenza" per 10.000 cicli per accelerarne il processo di invecchiamento. Durante la modalità di degradazione non è possibile eseguire acquisizioni in quanto le valvole lavorano a 20 o a 50Hz. La frequenza utilizzata porta le valvole a scaldarsi e questo comporta che, alla ripresa della modalità di acquisizione, sarà presente una dinamica dovuta alla temperatura, la quale tenderà a diminuire riprendendo a lavorare a "bassa frequenza".

Durante tutta la durata dei test, le due modalità si sono susseguite facendo sì che ogni 11.000 cicli eseguiti da una valvola, 10.000 fossero di degradazione e 1.000 di acquisizione e che di quest'ultimi solo 500 venissero effettivamente acquisiti.

TEST PER LA DICHIARAZIONE DELLA ROTTURA ELETTROVALVOLE

Oltre alla rilevazione delle correnti e dei tempi nei singoli cicli di apertura-chiusura della valvole, Camozzi Automation si è occupata anche di discriminare le valvole in sane e rotte. Con la notazione di "valvola rotta" nel seguente elaborato si identifica una valvola che non si sta comportando nella maniera prevista e corretta (presenta un andamento di fault) ovvero una valvola il cui comportamento evidenzia delle mancate aperture nonostante l'input dato sia tale da metterla in condizione di aprirsi. Il processo non è stato dettagliatamente spiegato dalla Camozzi e si fonda su svariati test (vedi Figura 2.12) che mirano a testare le caratteristiche del funzionamento della valvola a riposo. Nel momento in cui tali caratteristiche tendono a diversificarsi nettamente da quelle tipiche delle elettrovalvole serie KN (viste sezione 1.4) sono dei chiari parametri di monitoraggio che aiutano a identificare la rottura della valvola. Il test maggiormente probante è quello relativo alla tensione di azionamento che nel caso delle valvole KN deve rientrare in un range tra i 12 V - 24 V ¹.

¹La variabilità nei parametri iniziali è stata spiegata dalla Camozzi Automation stessa. Il motivo risiede nel fatto che le valvole siano da rodare e quindi delle variazioni di un valore massimo del 10% circa sono possibili

Test dopo 20.182.326 (val. 1 + 6) e 24.421.121 (val. 7 + 12) cicli								
Frequenza [Hz]	N° valvola	Tempo di risposta Ton [ms]	Tempo di risposta Toff [ms]	Tensione minima azionamento [V]	Tenuta a riposo [cc/min]	Tenuta azionata [cc/min]	Induttanza [mH]	
20	1	9	6	16.9	5.28	6.42	294.6	
	2	9	6	15.7	4.88	5.98	337	
	3	9	6	16.5	5.1	6.02	319.6	
	4	9	12	22	4.46	5.5	51.9	
	5	9	13	23.6	6	7	52.42	
	6	9	13	19.5	4.43	5.45	51.84	
50	7	9	6	14.4	4.92	5.95	317.2	
	8	9	6	13.7	4.83	5.82	341.2	
	9	9	6	19.8	4.82	5.81	331.2	
	10	9	13	20.9	4.73	5.77	52.08	
	11	9	13	19	4.77	5.79	52.24	
	12	9	12	18.6	4.75	5.73	52.18	

Figura 2.2: Esempio test per la determinazione della rottura della valvola

Non sono esenti casistiche in cui valvole in test successivi rientrano in valori idonei che non avevano invece in test svolti in precedenza. Camozzi automation per la seguente ragione probabilmente, non si è affidata ad un singolo test ma a diversi parametri per monitorare lo stato di salute della valvola.

2.2 STRUTTURA DATASET

I dati forniti dalla Camozzi Automation sono in formato .csv ed è presente un file per ognuna delle 12 valvole. Di seguito in Tabella 2.1 e in Tabella 2.2 si riassumono le valvole a disposizione suddivise per modalità di degradazione:

Elettrovalvola	# Cicli	# Acquisizioni	Rottura
Valvola 1	175.469.058	7.969.722	/
Valvola 2	175.469.058	7.969.722	/
Valvola 3	175.469.058	7.969.723	/
Valvola 4	175.469.058	7.969.722	/
Valvola 5	47.732.730	1.704.182	Bloccaggio nucleo mobile
Valvola 6	117.705.106	5.345.958	Bloccaggio nucleo mobile

Tabella 2.1: Elettrovalvole KN frequenza degradazione 20Hz

Elettrovalvola	# Cicli	# Acquisizioni	Rottura
Valvola 7	211.850.052	11.133.112	/
Valvola 8	211.850.052	11.133.110	/
Valvola 9	211.850.052	10.855.019	/
Valvola 10	211.850.052	11.133.109	/
Valvola 11	52.617.314	3.903.777	Bloccaggio nucleo mobile
Valvola 12	211.850.052	11.133.109	/

Tabella 2.2: Elettrovalvole KN frequenza degradazione 50Hz

Dal momento in cui una valvola viene dichiarata rotta in un test si sono interrotte le acquisizioni per quella valvola, questo è il motivo per il quale le valvole dichiarate

rotte registrano un minor numero di cicli di acquisizione. Si segnala che con il metodo di acquisizione adottato da Camozzi Automation interrompere le acquisizioni nel preciso momento di rottura della valvola non è possibile, in quanto la valvola viene riconosciuta rotta attraverso test svolti a riposo sulla valvola; perciò, le valvole dichiarate rotte avranno probabilmente delle acquisizioni finali, rilevate in modalità di fault della valvola fino al test immediatamente successivo. In Figura 2.3 la rappresentazione di come si presentano i dati grezzi dopo averli caricati con la libreria Python *Pandas* in un Jupyter Notebook.

Colpi	P1I	P1T	P2I	P2T	P3I	P3T	ErrCoerenza	Data	Ora
34	42.616089	1.69983	19.770222	2.49975	54.068609	7.43259	0	2018-02-12	16:12:20.740
36	42.408937	1.6665	20.12534	2.49975	53.861458	8.83245	0	2018-02-12	16:12:23.198
38	42.379344	1.69983	20.332491	2.49975	53.713492	8.49915	0	2018-02-12	16:12:25.650
40	42.290565	1.6665	19.592664	2.49975	53.565527	8.29917	0	2018-02-12	16:12:28.115
42	42.290565	1.73316	19.563071	2.53308	53.506341	13.83195	0	2018-02-12	16:12:30.578

Figura 2.3: Rappresentazione Jupyter Notebook dei dati grezzi caricati in un Pandas Dataframe

Gli attributi presenti nel dataset:

Colpi Numero progressivo rappresentante il ciclo di apertura e chiusura a cui si è arrivati.

P1I [mA] Valore della corrente I_{PEAK} .

P1T [ms] Tempo a cui avviene l'ingancio del nucleo mobile, tempo di picco.

P2I [mA] Valore della corrente I_{VALLEY} .

P2T [ms] Tempo a cui il nucleo mobile termina la sua corsa, tempo di valle.

P3I [mA] Valore della corrente a regime.

P3T [ms] Tempo a cui la corrente arriva a regime.

ErrCoerenza Flag, indicatore della presenza di errori nel ciclo (0 se $P3I > P1I$ e $P1I > P2I$, 1 altrimenti)

Data [aaaa-mm-gg] Data in cui è avvenuto il ciclo.

Ora [hh:mm:ss] Orario in cui è avvenuto il ciclo.

2.3 RIDIMENSIONAMENTO FILE

La prima necessità che si rileva è un ridimensionamento dei file: i .csv si dimostrano subito essere molto pesanti comportando difficoltà e rallentamenti nel gestirli. Più precisamente i 12 dataset a disposizione forniti da Camozzi hanno un peso totale di 8948,38 MB. Le operazioni svolte per ridimensionare i file sono di seguito riportate.

Conversione in binario Al fine di ottimizzare le performance in lettura e di minimizzare le dimensioni dei file, si è scelto di convertire i file su disco in versione binaria. Il formato binario scelto tra i diversi disponibili è **Parquet** [18]. Parquet² ha 3 caratteristiche principali: Columnar (i valori di ogni colonna della tabella vengono memorizzati uno accanto all'altro), Open-source (Parquet è gratuito e open source con licenza Apache Hadoop), Self-describing (i metadati, inclusi schema e struttura, sono incorporati in ogni file). Pandas è la libreria utilizzata per la gestione/manipolazione e trasformazione dei dati/file in questo progetto.

Attributo Datetime I dataset a disposizione presentano 2 colonne separate per indicare la data e l'ora di quando è avvenuto un ciclo di acquisizione, si è quindi proceduto ad unire le seguenti 2 colonne in un'unica colonna chiamata "Datetime" che racchiudesse l'intera informazione sul tempo.

Conversione dei tipi delle variabili Infine, come ultima operazione, si è ragionato se fosse possibile cambiare i tipi della struttura-dati al fine di utilizzarne altri che occupassero meno spazio in memoria; nella scelta bisogna considerare il trade-off spazio in memoria utilizzato-precisione della variabile. La maggior parte delle variabili infatti utilizzava 64 bit di memoria e molti di essi non erano utilizzati.

In Tabella 2.3 sono riportati tutte le conversioni di tipo sugli attributi dei dataset. Al termine di questa prima fase di pre elaborazione dei dati che si è occupata del ridimensionamento dei file, il peso totale dei file a disposizione risulta essere di 1610,47 MB rispetto ai 8948,38 MB³ file grezzi forniti dalla Camozzi.

²Apache Parquet è un formato di archiviazione a colonne disponibile per qualsiasi progetto nell'ecosistema Hadoop, indipendentemente dalla scelta del framework di elaborazione dati, del modello di dati o del linguaggio di programmazione.

³Nel calcolo delle dimensioni dei file finali sono considerati anche l'eliminazione degli attributi che sono presentati nel capitolo Data Cleaning e che contribuiscono alla riduzione delle dimensioni dei file

Attributo Dataset	Tipo dato iniziale	Tipo dato finale
Colpi	int64	int32
P1I	float64	float32
P1T	float64	float32
P2I	float64	float32
P2T	float64	float32
P3I	float64	float32
P3T	float64	float32
ErrCoerenza	float64	int8

Tabella 2.3: Conversione di tipo degli attributi dataset

2.4 DATA CLEANING

Il data cleaning è un'attività preliminare capace di garantire, con una certa soglia di affidabilità, la correttezza di una grande quantità di dati. Questa fase viene eseguita sui dati grezzi al fine di ottenere dati elaborati e puliti utilizzabili per estrapolare ed analizzare l'informazione in essi contenuta. In questo progetto si è resa necessaria un'ingente fase di data cleaning a partire dai dataset a disposizione, che può essere descritta attraverso le seguenti 8 operazioni svolte sul dato.

2.4.1 ORDINAMENTO DATETIME E COLPI

La prima operazione svolta è relativa all'ordinamento delle acquisizioni nel dataset. L'obiettivo è assicurarsi che ci sia un ordinamento temporale e che sia coerente nei diversi campi che definiscono tale ordinamento. Le acquisizioni possono essere ordinate secondo un ordinamento crescente di due differenti campi a disposizione: il Datetime ("Data" e "Ora" prima delle fase di Ridimensionamento file in sezione 2.3) che indica l'istante temporale in cui è avvenuta l'acquisizione e il numero progressivo di aperture o chiusure della valvola a cui si è arrivati con un'acquisizione ovvero l'attributo Colpi. I due ordinamenti dovrebbero coesistere e dare lo stesso risultato (ovvero assegnare i medesimi indici alle acquisizioni), tuttavia si rivelano essere in disaccordo su diverse acquisizioni. In Figura 2.4a si è scelta la valvola 1 come rappresentate delle valvole 20 Hz e si è rappresentato l'andamento del Datetime in funzione del numero progressivo di Colpi. L'andamento crescente per la quasi totalità delle acquisizioni dimostra come i 2 ordinamenti coesistano e che ci siano rare eccezioni. In Figura 2.4b si è scelta la valvola 7 per rappresentare le valvole 50Hz, per le seguenti valvole (valvole con degradazione a 50Hz) diverse acquisizioni si dimostrano essere incompatibili una volta ordinate con i 2 diversi andamenti; dal punto di vista grafico l'andamento crescente non viene rispettato. La scelta di rappresentare la valvola 1 per le valvole 20 Hz e la valvola 7 per le valvole 50Hz è stata puramente casuale, tutte le restanti valvole non rappresentate dimostrano avere lo stesso andamento.

Attraverso uno studio più approfondito sui 2 diversi ordinamenti, si è dimostrato graficamente che è plausibile supporre che l'errore sia nel campo Colpi e che il campo Datetime mostri il corretto ordinamento delle acquisizioni. L'andamento delle 3 correnti P_{1I} , P_{2I} e P_{3I} ha infatti una notevole compatibilità una volta supposto l'ordinamento per Datetime delle acquisizioni corretto. Come si può notare in Figura 2.5 è rappresentato l'andamento delle 3 correnti per la valvola 7 e in rosso sono rappresentate le acquisizioni in cui i 2 campi forniscono differenti ordinamenti.

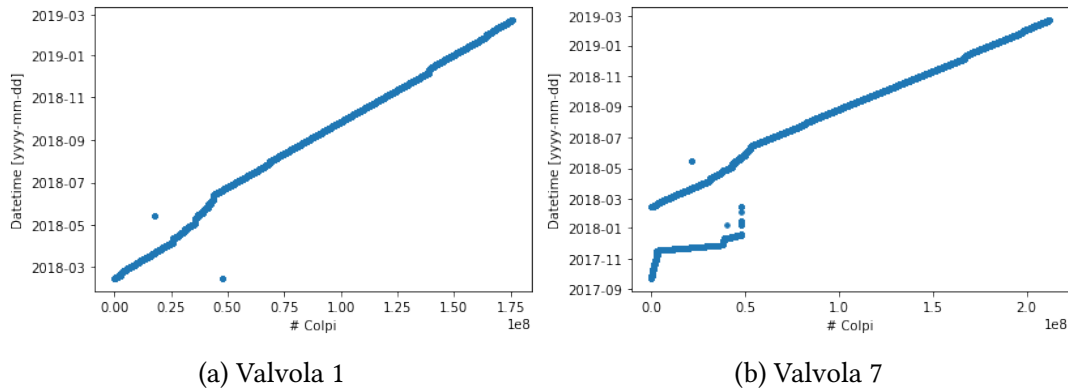


Figura 2.4: Ordine Datetime-Colpi

Una volta supposto l'ordinamento secondo il campo Datetime corretto le acquisizioni sembrano qualitativamente trovare un forte "match"/corrispondenza con le restanti acquisizioni. Invece, si rileva esserci una netta incompatibilità con l'andamento delle correnti, una volta supposto come corretto l'ordinamento secondo il campo Colpi.

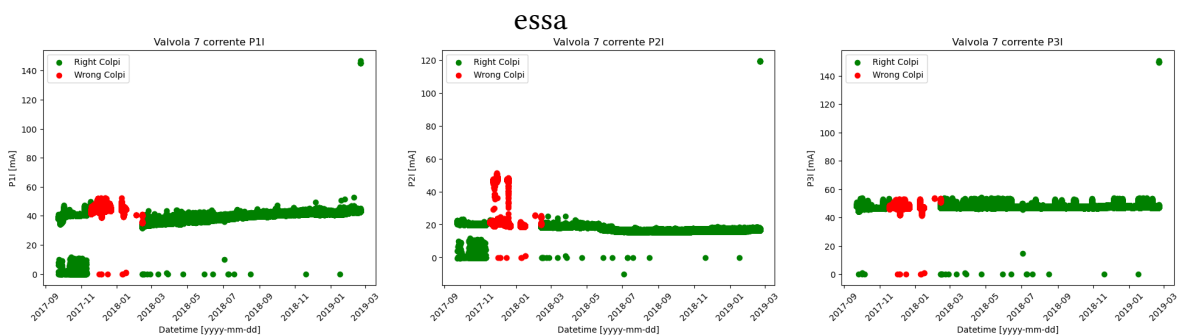


Figura 2.5: Valvola 7, Ipotesi corretto ordinamento Datetime

La soluzione porterebbe alla modifica del campo Colpi della acquisizioni incriminate, scegliendo un valore idoneo che concordi con il campo datetime. Tuttavia la modifica del campo Colpi di queste acquisizioni è critica perchè andrebbe a sovrapporre acquisizioni differenti che si troverebbero ad avere il medesimo campo. Una possibile idea alternativa potrebbe essere quella di traslare la totalità delle acquisizioni sul campo Colpi: ma anch'essa non è una valida alternativa al fine di tale progetto, in quanto il campo Colpi incorpora informazione sulla degradazione della valvola e cambiarlo per tutte le valvole significherebbe alterare il dato a disposizione. In future implementazioni si potrà altresì procedere e provare a implementare in questa direzione. Si è proceduto quindi all'eliminazione delle incongruenze sull'ordinamento delle acquisizioni tra i 2 diversi campi per entrambe le valvole.

Sia per le valvole da 20 Hz che per le valvole da 50 Hz si sono ordinate le valvole secondo il campo Colpi e si sono eliminate le acquisizioni che non rispettavano l'andamento crescente del campo Datetime. Per le valvole da 20 Hz le acquisizioni

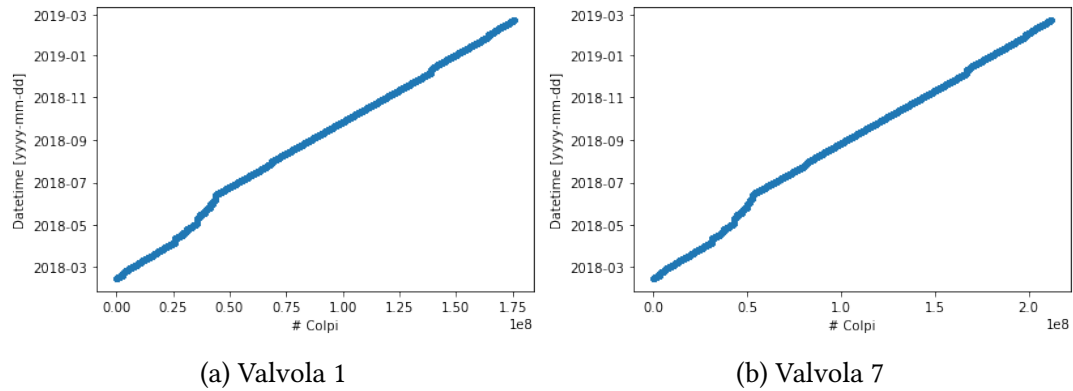


Figura 2.6: Ordinamento Datetime-Colpi

erano solamente 4041 invece per le valvole da 50 Hz erano diverse, circa 1.519.636. Tuttavia presentavano un'incompatibilità non superabile. I risultati dopo questo primo step di data cleaning sono rappresentati in Figura 2.6a e in Figura 2.6b. Si noti come una volta eliminate le incompatibilità i 2 grafici delle acquisizioni di valvole diverse risultino identici coerentemente con il fatto che il campionamento è stato svolto nel medesimo datettime e allo stesso colpo.

2.4.2 ELIMINAZIONE P3T

Attraverso delle prime rappresentazioni sugli attributi a disposizione si nota fin da subito l'elevata varianza dei dati dell'attributo P_{3T} per la rilevazione del tempo di regime. In Figura 2.7a e Figura 2.7b se ne sono riportati due esempi rispettivamente per la valvola 1 e la valvola 4. Evidente è l'elevata variabilità cui è soggetto tale attributo rispetto alle restanti variabili temporali.

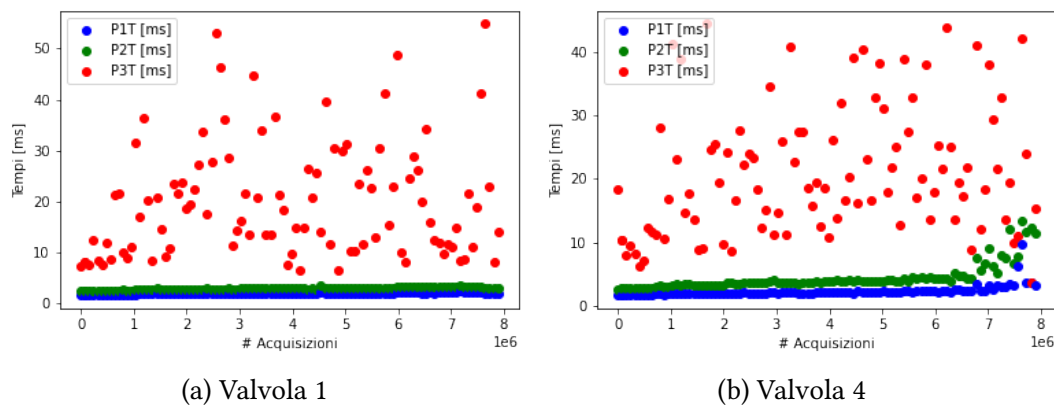


Figura 2.7: Andamento tempi

Esaminando il sistema di acquisizione adottato dalla Camozzi (vedi sezione 2.1), il metodo per la rilevazione del punto P_3 (Picco) viene acquisito come punto in cui il valore di corrente non ha variazioni significative per un certo arco temporale. Questo metodo permette di rilevare correttamente il valore di corrente P_{3I} , in quanto la corrente di eccitazione nell'ultima fase, una volta arrivata a regime, rimane costante. Quindi una qualsiasi rilevazione è idonea come valore della corrente in P_3 . Invece lo stesso metodo che è stato adottato anche per il tempo P_{3T} non è idoneo e uniforme tra le diverse acquisizioni della stessa valvola: per rilevare correttamente il tempo richiesto alla corrente per arrivare a regime, bisogna selezionare la prima acquisizione in cui la corrente raggiunge il valore di regime. Secondo il metodo utilizzato dalla Camozzi a seconda dell'acquisizione selezionata per il punto P_3 , il valore tende ad essere distante da quello reale e affetto da elevata varianza. Si è scelto quindi di scartare l'attributo P_{3T} in quanto non porta informazione la sua rilevazione per come rilevata.

2.4.3 ELETTRIVALVOLA 5

Una valvola si distingue dalle altre fin da subito per l'andamento delle proprie rilevazioni sulle correnti: la valvola 5.

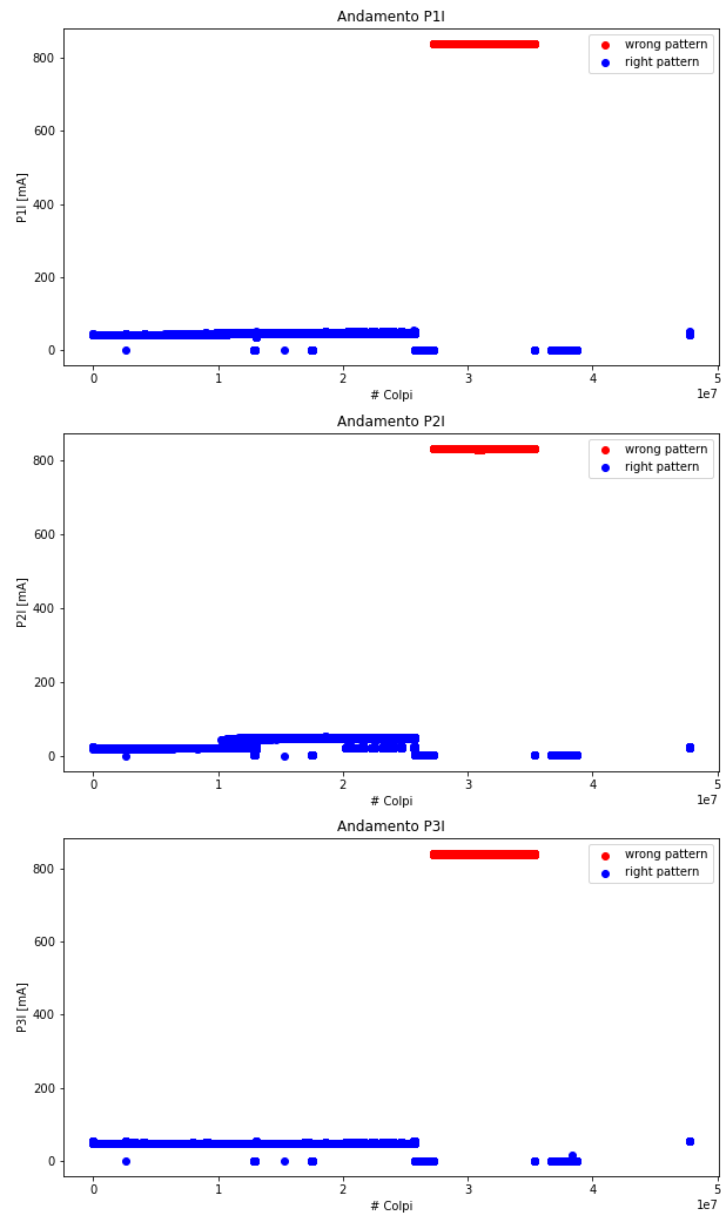


Figura 2.8: Andamento correnti Valvola 5- Broken dati grezzi

Della valvola 5 si hanno a disposizione 1.704.182 cicli di acquisizioni, compatibilmente con il fatto che sia stata dichiarata rotta e i test si siano interrotti in anticipo. L'andamento delle correnti però distingue la valvola 5 da tutte le altre valvole dichiarate rotte. Le 3 correnti P_{1I} , P_{2I} e P_{3I} alla 27.234.256^a acquisizione raggiungono un valore di 800 mA e ci rimangono per le successive 370.000 acquisizioni circa. Il salto che subisce la corrente è incompatibile con la fisica di base della valvola

e non è in alcun modo spiegabile (La stessa Camozzi Automation ha confermato tale incompatibilità). In Figura 2.8 si sono rappresentate in rosso le acquisizioni incompatibili con la dinamica della valvola e in blu le restanti acquisizioni. Per questo motivo si è deciso di eliminare tutte le acquisizioni che manifestano la dinamica sopraccitata e i successivi campionamenti dopo tale dinamica. Le acquisizioni della valvola 5 saranno quindi 1.334.939; in Figura 2.9 le rappresentazioni delle correnti della valvola 5 dopo questo terzo passaggio di data cleaning.

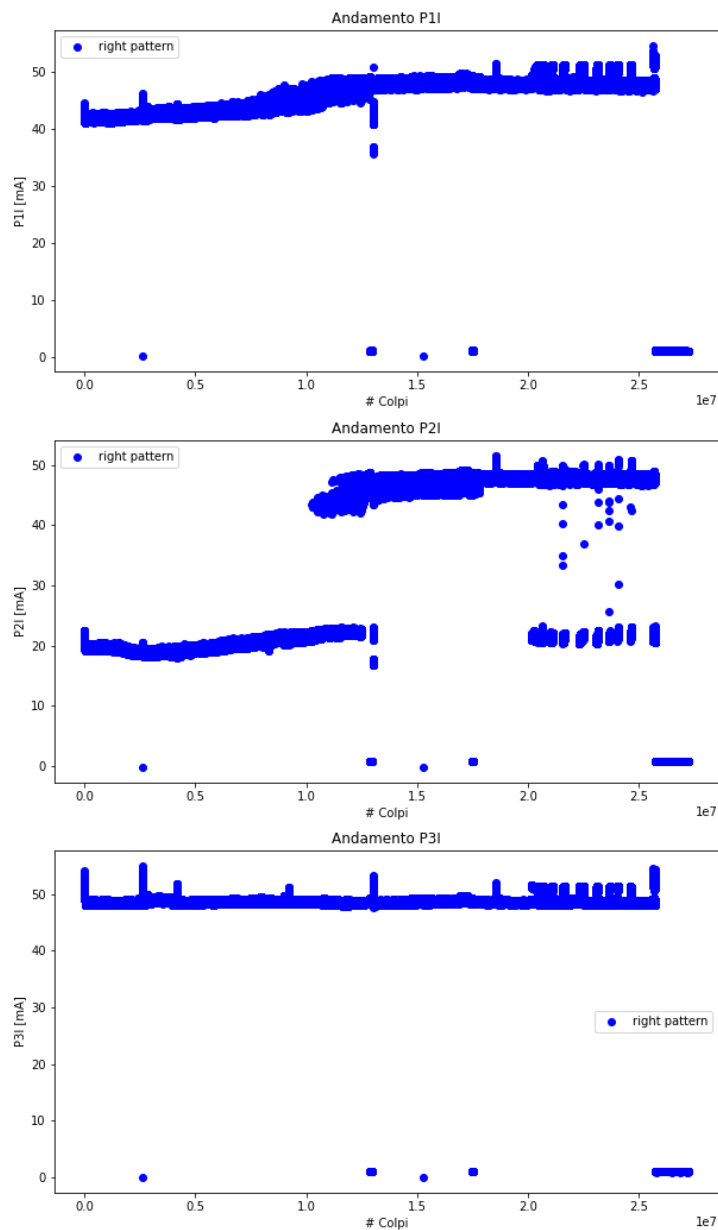


Figura 2.9: Andamento correnti Valvola 5- Broken dopo Data Cleaning

2.4.4 ELIMINAZIONE DIPENDENZA TEMPERATURA

Come mostrato in sezione 1.3, il valore acquisito della corrente è inversamente proporzionale al valore della temperatura di esecuzione della valvola al momento del campionamento. Il fenomeno è presente in tutte le correnti, in particolare però la corrente di regime si dimostra essere la più adatta per procedere con l'analisi della relazione tra temperatura-corrente.

Alternanza acquisizione-degradazione: Durante la fase di degradazione che avviene a maggior frequenza (20Hz o 50Hz) della fase di acquisizione (3Hz) si ha che la valvola raggiunge una maggior temperatura. Questo fatto ha come conseguenza che le prime acquisizioni rilevate nella fase di acquisizione successiva ad una fase di degradazione siano influenzate da questa dinamica. In una singola fase di campionamento le acquisizioni rilevate sono circa 500, che è il numero di rilevazioni acquisite ogni 11.000 cicli. La valvola per raggiungere la temperatura standard tipica della fase di acquisizione, impiega dei primi cicli a minor frequenza che registrano valori di corrente minori data la temperatura elevata. Con il passare delle acquisizioni campionate, il valore della corrente si stabilizza non essendo più influenzato dalla dinamica della temperatura all'interno di una singola fase di campionamento. In Figura 2.10a e in Figura 2.10b sono rappresentati una singola fase di acquisizione rispettivamente della valvola 1 e della valvola 7. In particolare, i grafici evidenziano in rosso le prime 120 acquisizioni e in blu le restanti 380 di una serie da 500 acquisizioni dividendo le acquisizioni che sono e non sono influenzate dalla temperatura.

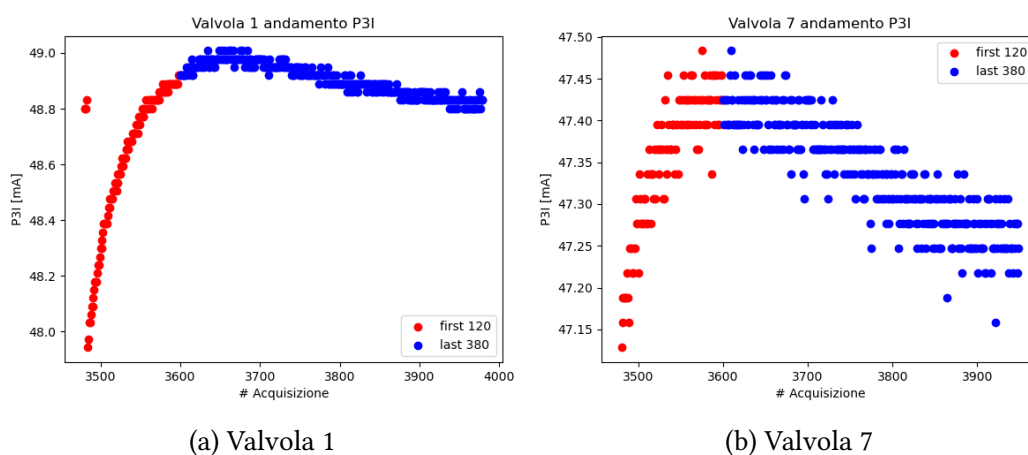


Figura 2.10: Andamento corrente di regime $I_{STEADY-STATE}$ singolo blocco acquisizioni

I fermi macchina: Ogni volta che la macchina viene spenta e riaccesa (fase chiamata "fermo macchina"), ci vuole del tempo affinché raggiunga la temperatura

standard di lavorazione e per questo le acquisizioni della prima fase di campionamento riscontrano questa influenza. In Figura 2.11a e in Figura 2.11b è rappresentato l'andamento delle prime 7 fasi di acquisizione della valvola 1 e della valvola 7. Si può notare che la prima serie di acquisizioni (precisamente le prime 484) subisca l'influenza della temperatura in quanto è la prima serie di acquisizioni dalla riaccensione della macchina. Lo stesso fenomeno si ripete ad ogni riaccensione conseguente al precedente fermo macchina.

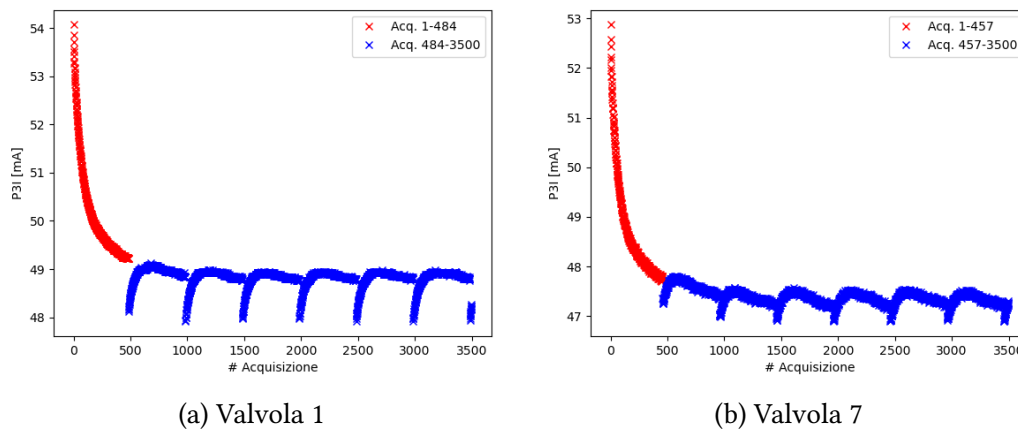


Figura 2.11: Andamento P3I primi 7 blocchi acquisizioni

Si è scelto quindi di eliminare sia per le valvole da 20 Hz che per le valvole da 50 Hz le prime 120 acquisizioni di ogni serie da 500 per ovviare al suddetto problema "Alternanza acquisizione-degradazione". Dal punto di vista operativo, per individuare la prima acquisizione di una fase di campionamento, si svolge la differenza di datetime tra acquisizioni consecutive.

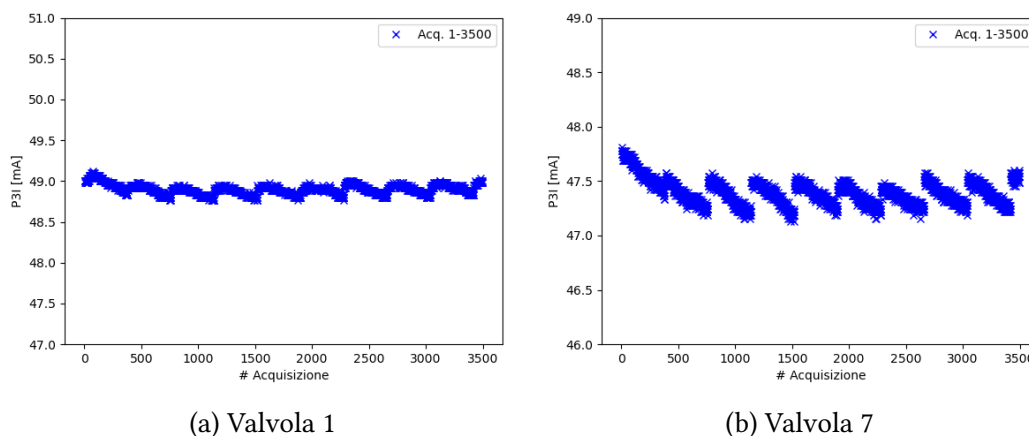


Figura 2.12: Andamento P3I primi blocchi acquisizioni dopo data cleaning

Nel momento in cui, nelle valvole da 20Hz, la differenza risulta essere superiore ai 3 minuti allora tale acquisizione sarà la prima rilevazione di una nuova fase di campionamento. Invece, per le valvole da 50 Hz, tramite una differenza di datetime tra acquisizioni consecutive di almeno 7 minuti. Per ogni suddetto "fermo macchina" si elimina tutta la prima serie di 500 acquisizioni immediatamente successiva sempre attraverso la differenza tra acquisizioni consecutive del campo Datetime. Nel momento in cui risulta essere di almeno 15 minuti siamo in presenza di un fermo macchina. Infine, le prime 484 acquisizioni in assoluto, vengono eliminate (primissima accensione, anch'essa un fermo macchina). In Figura 2.12 sono rappresentati i risultati al termine del seguente step di data cleaning.

2.4.5 OFFSET CORRENTE

Studiando l'andamento delle correnti si può notare un evidente errore dovuto al sistema di acquisizione cui sono soggette le prime 4 valvole. L'errore è stato confermato dalla stessa Camozzi e consiste nella traslazione verso l'alto della corrente delle prime 4 valvole da 20 Hz per determinate acquisizioni. Queste acquisizioni presentano un offset di supplemento e raggiungono così valori molto più elevati; il fenomeno è mostrato in Figura 2.13. In Figura 2.14 si evidenziano le acquisizioni che presentano l'offset in rosso e in blu quelle che non ne sono soggette.

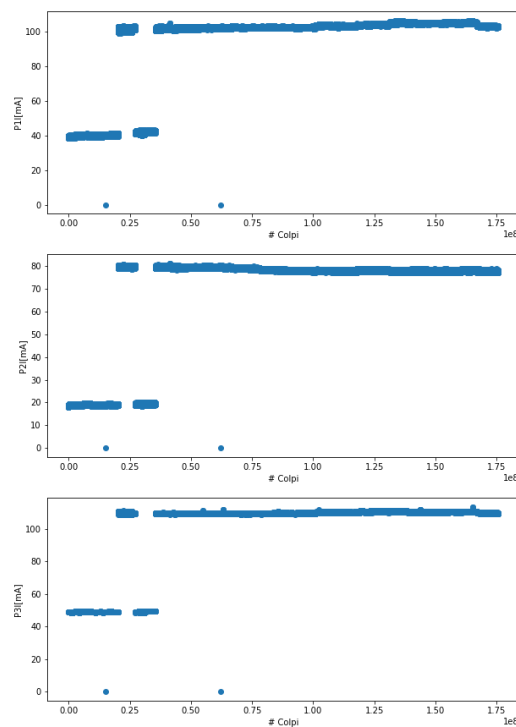


Figura 2.13: Andamento correnti

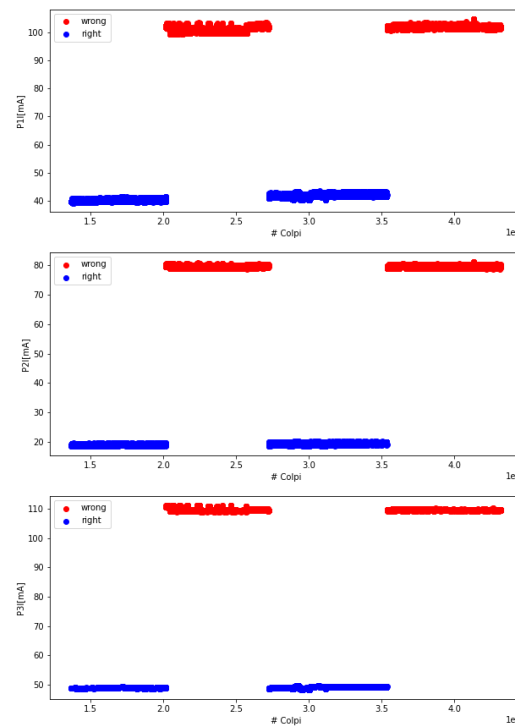


Figura 2.14: Offset correnti

Figura 2.15: Offset correnti Valvola 1

Per rendere utilizzabili i dati si è proceduto nel seguente modo. Per ogni corrente (P_{1I} , P_{2I} e P_{3I}) delle 4 valvole:

1. Si sono selezionate 1.000.000 acquisizioni di cui 500.000 corrette (che non presentavano l'offset) e 500.000 errate (che presentavano l'offset).
2. Si è calcolata la media dei valori delle acquisizioni corrette e la media dei valori delle acquisizioni errate.
3. Si è calcolato l'offset come differenza tra queste due medie.
4. L'offset lo si è sottratto alle acquisizioni errate.

Visto che l'offset risulta essere di circa 60mA per tutte le correnti (per esempio per la valvola 1 risulta essere 60.344 mA su P_{1I} , 60.428 mA su P_{2I} e 60.463 mA su P_{3I}) si è scelto di utilizzare un offset unitario e pari a 60 mA per uniformare tra tutte le valvole. I risultati della valvola 1 dopo aver sottratto l'offset sono rappresentati in Figura 2.16 .

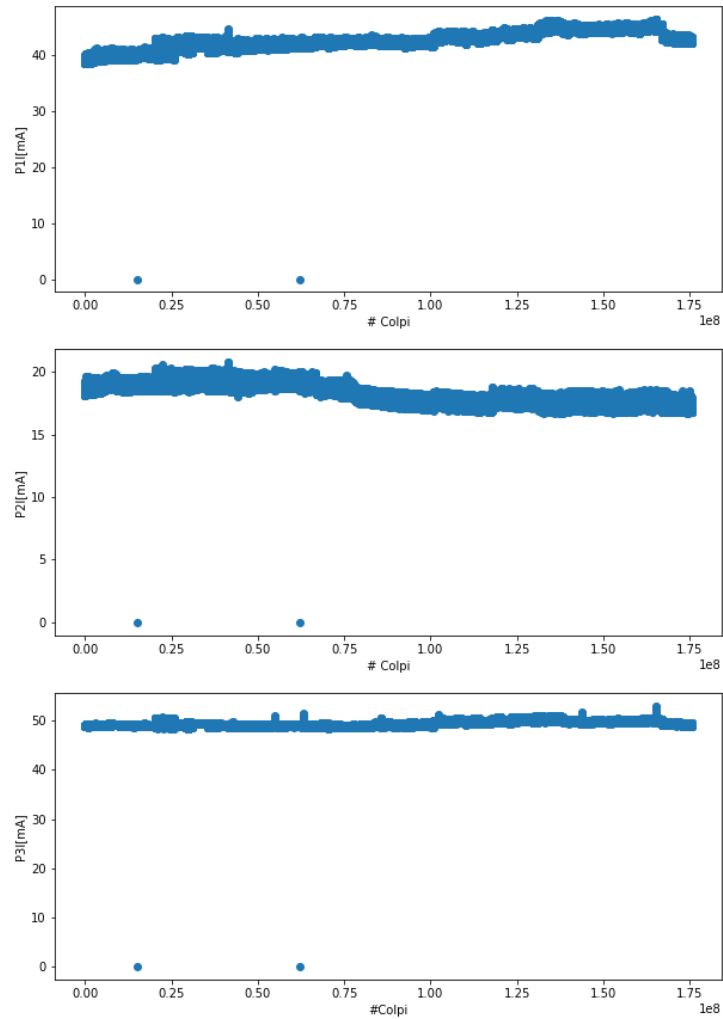


Figura 2.16: Correnti Valvola 1 dopo calcolo offset

2.4.6 DISTURBO SU CORRENTE DI PICCO

Sulla corrente P_{1I} di picco delle valvole 20 Hz si è rilevata la presenza di un disturbo, probabilmente dovuto ad un problema del sistema di acquisizione come avvenuto per l'offset visto in sottosezione 2.4.5. Il disturbo è periodico e si ripete con periodo pari a 280 acquisizioni. Considerando che i blocchi di acquisizione sono composti da circa 380 acquisizioni, il disturbo risulta essere sfalsato di circa 100 acquisizioni tra blocchi consecutivi. (Prima dello step di data cleaning "Eliminazione della dipendenza dalla temperatura" potevamo affermare che il disturbo fosse periodico ogni 400 acquisizioni in serie da 500 acquisizioni). Tale disturbo è più accentuato/evidente sulle prime 3 valvole rispetto alle restanti valvole da 20 Hz. In Figura 2.17 e Figura 2.18 sono rappresentate 8 serie di acquisizioni consecutive da 380 acquisizioni ciascuna per le valvole 1, 2 e 3. Questo disturbo sulla corrente P1I delle valvole da 20 Hz tuttavia non è facilmente eliminabile ed è ragionevole tenerlo per i seguenti motivi:

- E' solo 50/60 acquisizioni ogni serie da 380 acquisizioni.
- Per questi valori: la media non si discosta dalla media totale (o dalla media delle restanti acquisizioni).
- Per questi valori: la varianza è di poco aumentata e passa all'incirca a $+ - 0,7$ mA rispetto a $+ - 0,2$ mA dei restanti valori, ma comunque di valore poco rilevante.
- Essendo un disturbo periodico con frequenza sfalsata di 100 acquisizioni circa rispetto alla serie di blocchi acquisizioni, fa sì che si bilanci e che non ci siano range di acquisizioni più penalizzate da questo disturbo di altre.

Si segnala che anche per le valvole da 50 Hz si percepisce lievemente la presenza di questo disturbo ma in forma molto più leggera e randomica rispetto alle valvole da 20 Hz e non vi è alcun pattern periodico.

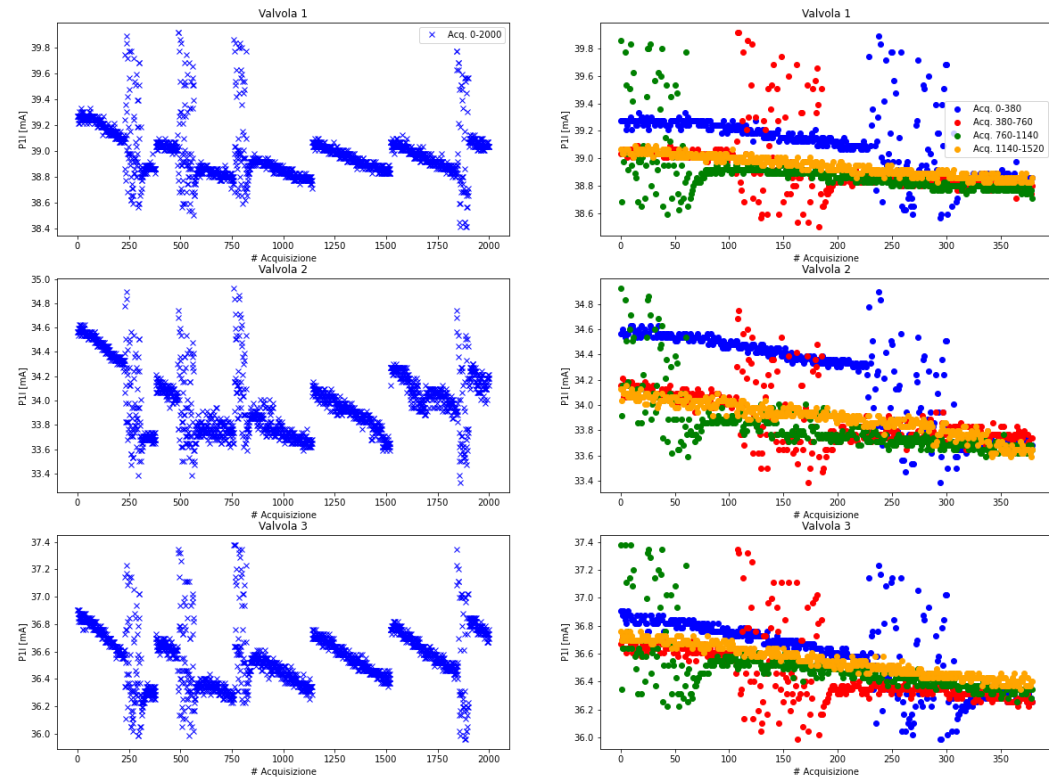


Figura 2.17: Andamento disturbo su I_{PEAK} blocchi acquisizione 1-4

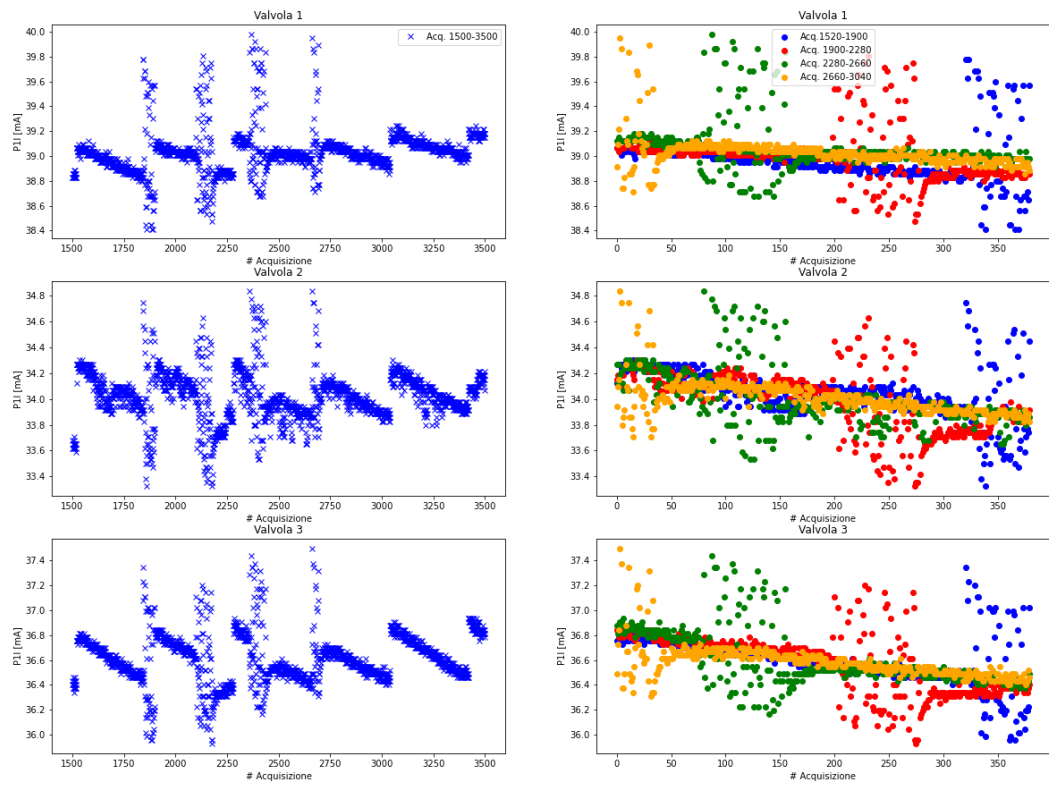


Figura 2.18: Andamento disturbo su I_{PEAK} blocchi acquisizione 5-8

2.4.7 OUTLIER

Nel gestire ingenti quantità di dati vi può essere la presenza di un insieme di campioni il cui valore risulta essere anomalo essendo considerevolmente distante dalla media. Questi valori anomali sono definiti outliers [19] e sono delle osservazioni il cui valore si discosta in maniera considerevole rispetto alle restanti osservazioni. La causa delle anomalie può essere di diversa natura e dipende dal tipo di dato in esame. Tra le principali cause si annoverano la provenienza da classi differenti del dato, gli errori del sistema di misurazione e le variazioni naturali (probabilità che si verifichi un fenomeno con caratteristiche molto differenti dagli altri). La scelta in tale progetto è di eliminare tali anomalie in quanto possono essere fuorvianti e portare il sistema di apprendimento a sbagliare. La metrica scelta è lo Z-score che incorpora il numero di deviazioni standard rispetto alla media di un punto informativo per determinare se il singolo campione rilevato è da considerarsi idoneo. Lo Z-score si calcola attraverso la seguente formula:

$$Z = \frac{(x - \mu)}{\sigma}$$

in cui μ è la media, σ è la varianza e x il valore del singolo campione da valutare. Si è scelto di considerare outlier quei punti che non rispettano tale vincolo:

$$-3 < Z < 3$$

ovvero quei punti che dal punto di vista pratico si discostano di almeno 3 deviazioni standard rispetto alla media dei punti. Di seguito è riportato il codice utilizzato per applicare lo Z-score:

```

1 def delete_outliers(data):
2
3     z = np.abs(stats.zscore(data.iloc[:, 1:6]))
4     clean = data[(z < 3).all(axis=1)]
5     clean = clean.reset_index(drop=True)
6     return clean

```

Listing 2.1: Codice Python funzione per il calcolo della metrica Z-score

In questo modo per ogni acquisizione si è controllato che i singoli attributi che la compongono rispettino tale vincolo e, nel caso in cui, anche solo uno di essi lo violi allora l'acquisizione sia considerata outlier. Il numero di acquisizioni scartate in quanto outlier è rappresentato in Tabella 2.4.

Dataset	# Outliers	Dataset	# Outliers
Valvola 1	662	Valvola 7	12.618
Valvola 2	166.722	Valvola 8	17.9342
Valvola 3	58	Valvola 9	267.004
Valvola 4	186.802	Valvola 10	256.729
Valvola 5	31.164	Valvola 11	159.226
Valvola 6	1.9624	valvola 12	35.8657

Tabella 2.4: N° acquisizioni per ogni valvola classificate come outlier dalla metrica z-score

2.4.8 COERENZA ATTRIBUTI TEMPORALI

Come verrà mostrato nel dettaglio in sezione 3.2, Camozzi Automation ha creato una prima feature denominata ErrCoerenza a partire dagli attributi iniziali, al fine di determinare l' idoneità del singolo ciclo di apertura della valvola. Esso è un flag discreto di valore 0 o 1, che è stato costruito a partire da un confronto sulle correnti, all'interno di una singola acquisizione. Sicuramente il confronto tra le correnti sarà di fondamentale importanza nel redigere feature che possano aiutare a determinare il grado di degradazione della valvola come vedremo nel Capitolo 3. Tuttavia, in fase di pulizia del dato, il controllo sui valori della corrente non è probante in quanto indice del particolare comportamento della valvola; è invece necessario un controllo per testare l'oggettiva coerenza temporale delle rilevazioni all'interno della singola acquisizione. Più precisamente i tempi delle 3 rilevazioni devono essere ordinati secondo:

$$P1T \geq P2T \geq P3T$$

Si è quindi proceduto a eliminare le acquisizioni che non rispettano il seguente vincolo di coerenza. Nella sottostante Tabella 2.5 sono riportati il numero di acquisizioni che non rispettano tale vincolo per ciascun dataset.

Dataset	$P1T \geq P2T \geq P3T$
Valvola 1	0
Valvola 2	45.870
Valvola 3	0
Valvola 4	2.694
Valvola 5	323.468
Valvola 6	0
Valvola 7	0
Valvola 8	0
Valvola 9	240.151
Valvola 10	193.487
Valvola 11	0
Valvola 12	0

Tabella 2.5: N° acquisizioni che non rispettano la coerenza degli attributi temporali

In Figura 2.19 e in Figura 2.20 in rosso la rappresentazione dei dati eliminati dal seguente step di data cleaning per le valvole 20Hz e 50Hz.

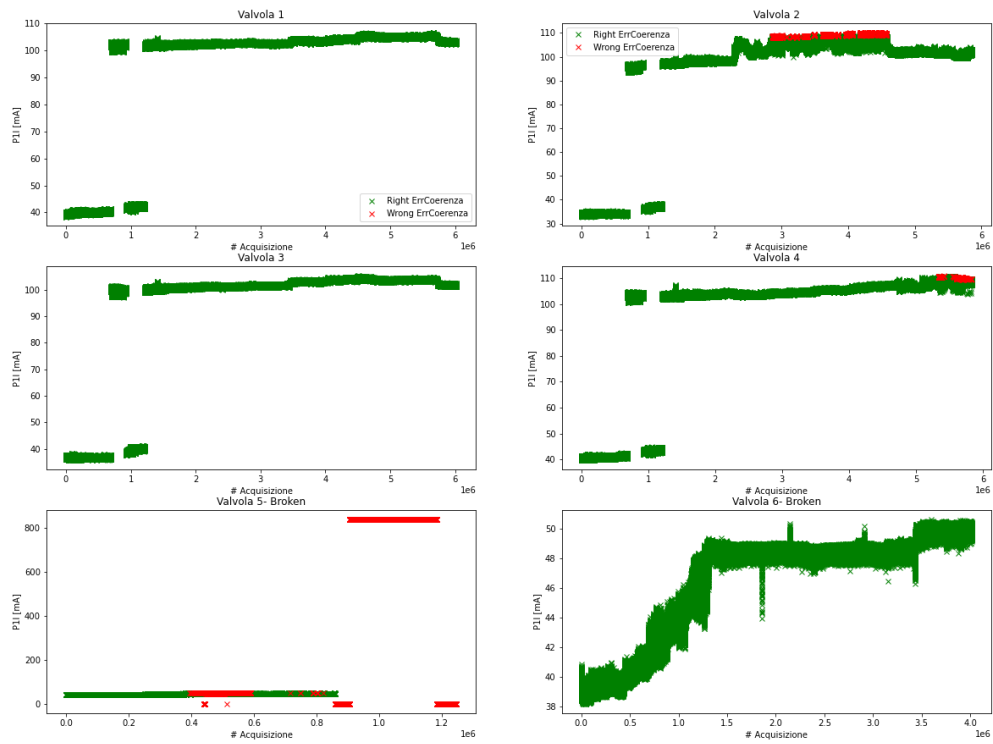


Figura 2.19: Acquisizioni che non rispettano coerenza temporale $P1T \geq P2T \geq P3T$ valvole 20Hz

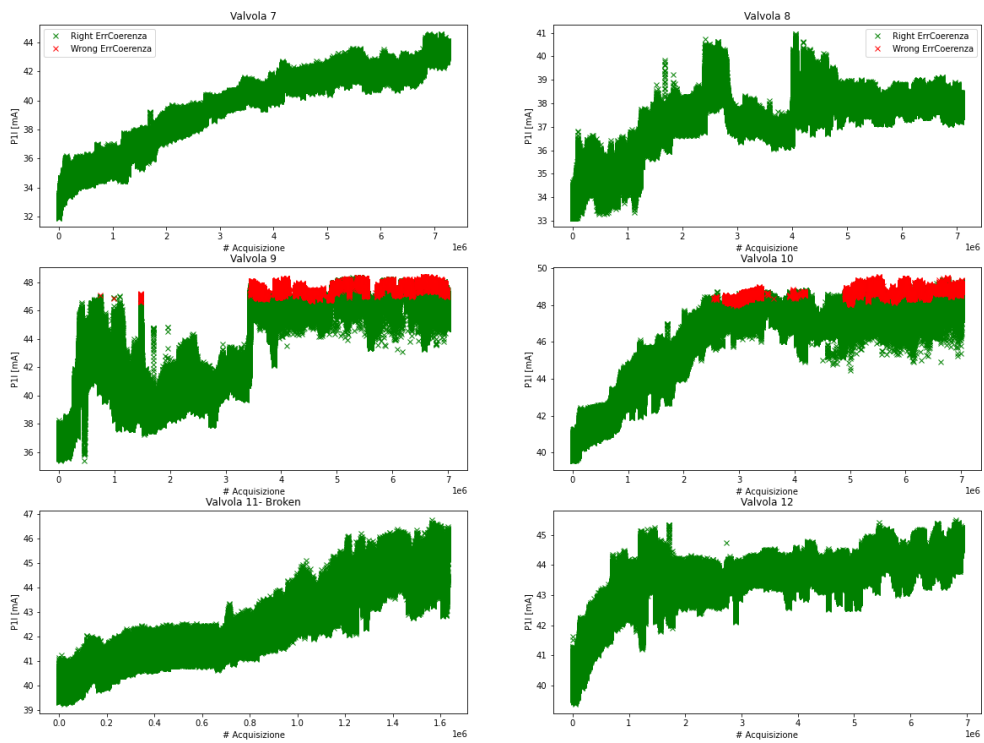


Figura 2.20: Acquisizioni che non rispettano coerenza temporale $P1T \geq P2T \geq P3T$ valvole 50Hz

2.5 RAPPRESENTAZIONE DATI PULITI

Di seguito, una serie di rappresentazioni per evidenziare il lavoro di data cleaning svolto sugli attributi temporali e sulla corrente. In verde verranno rappresentati i dataset post data cleaning (i dati puliti) e in rosso i dataset pre data cleaning (i dati grezzi).

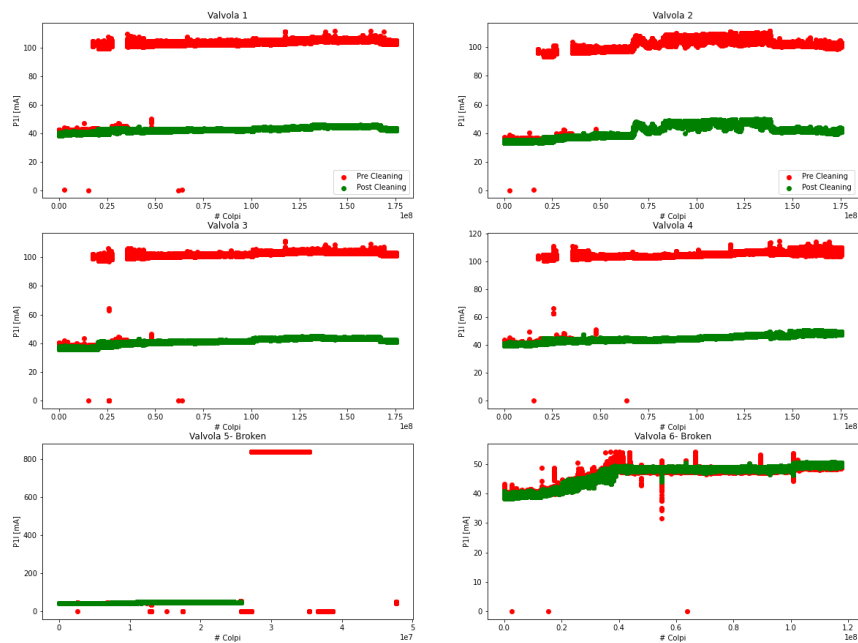


Figura 2.21: Andamento corrente di picco I_{PEAK} valvole 20Hz

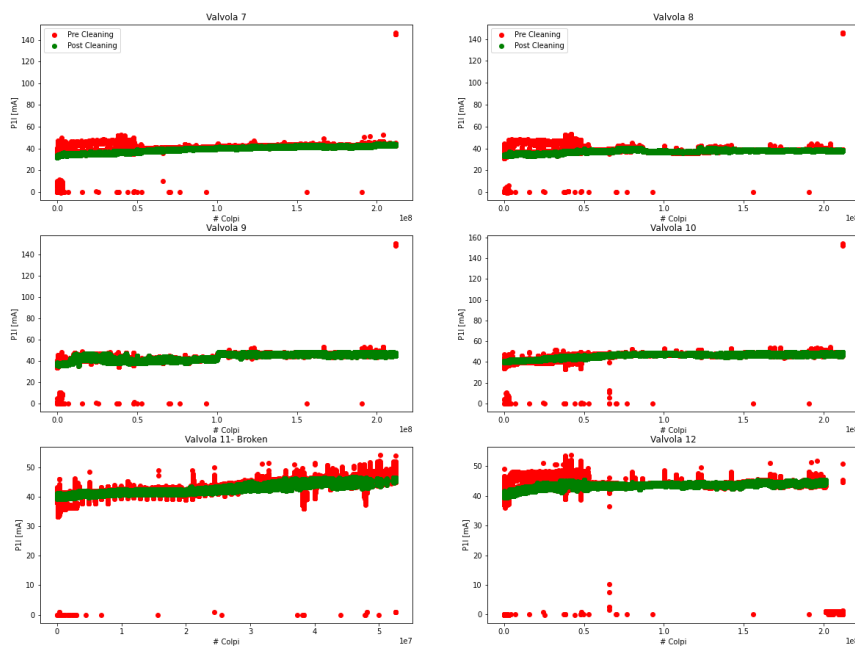


Figura 2.22: Andamento corrente di picco I_{PEAK} valvole 50Hz

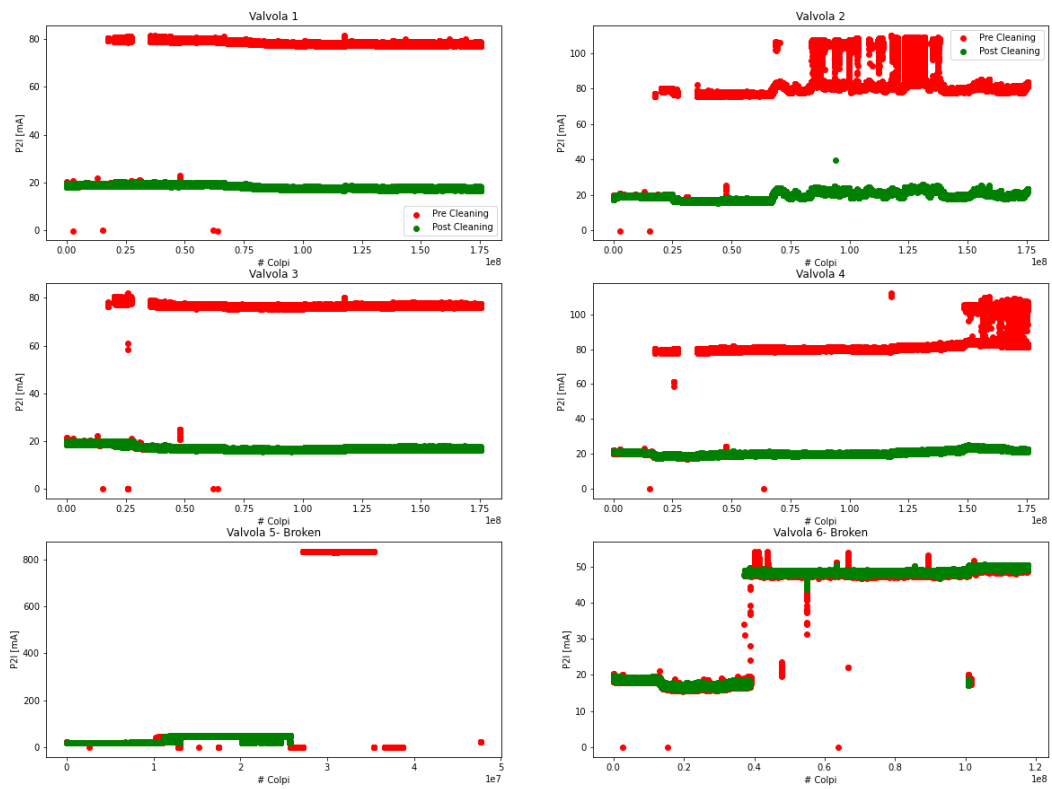


Figura 2.23: Andamento corrente di valle I_{VALLEY} valvole 20Hz

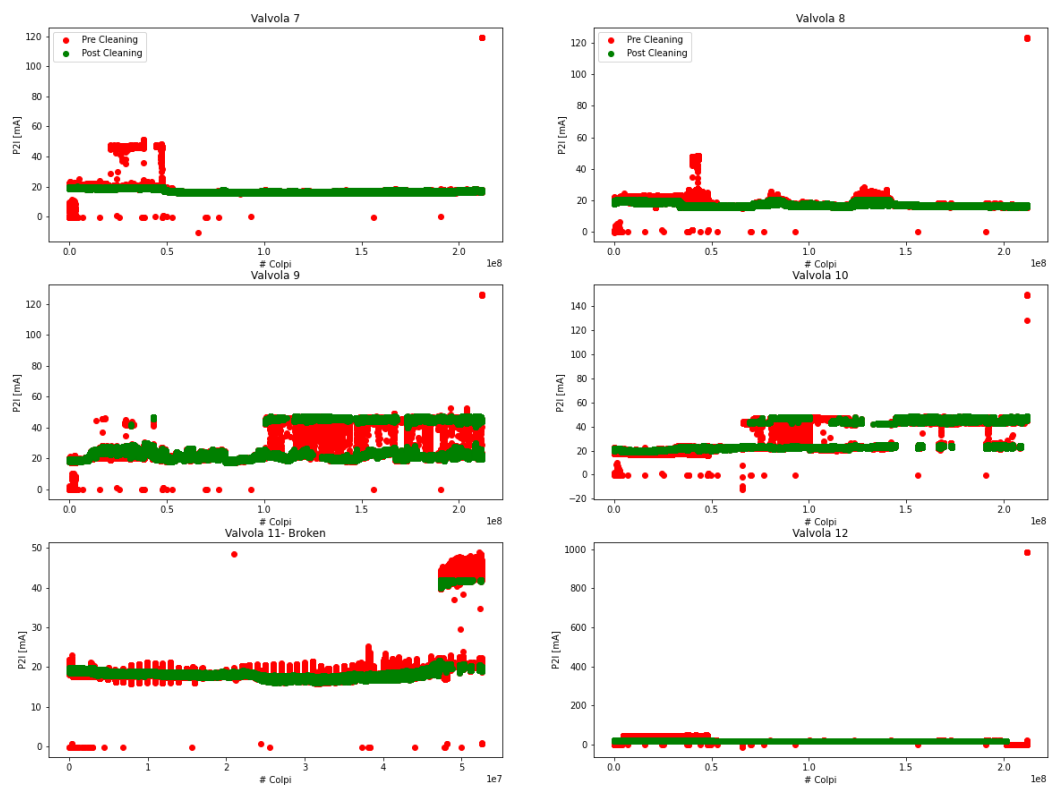


Figura 2.24: Andamento corrente di valle I_{VALLEY} valvole 50Hz

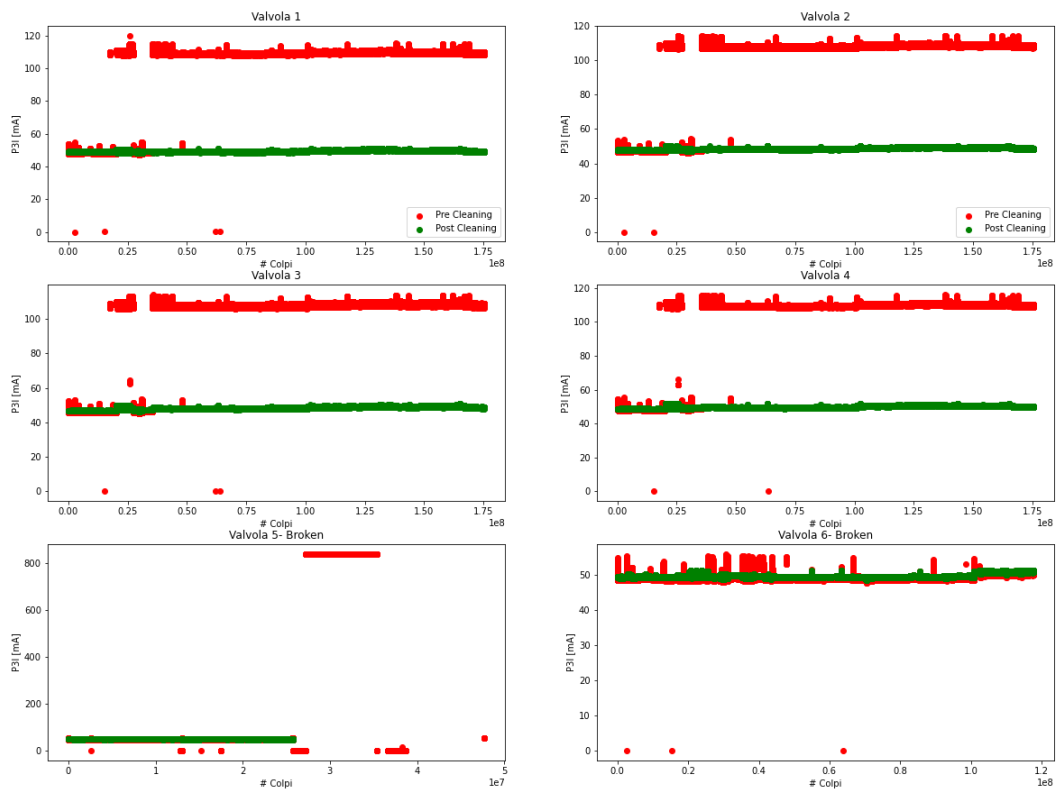


Figura 2.25: Andamento corrente di regime $I_{STEADY-STATE}$ valvole 20Hz

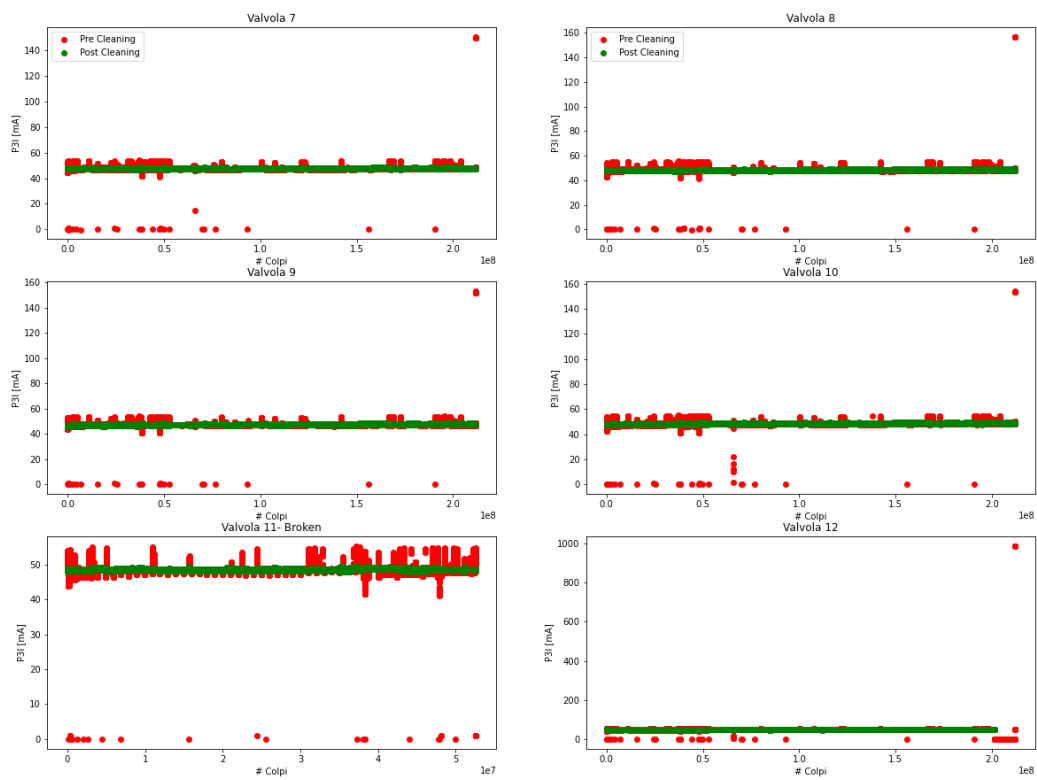


Figura 2.26: Andamento corrente di regime $I_{STEADY-STATE}$ valvole 50Hz

CAPITOLO 3

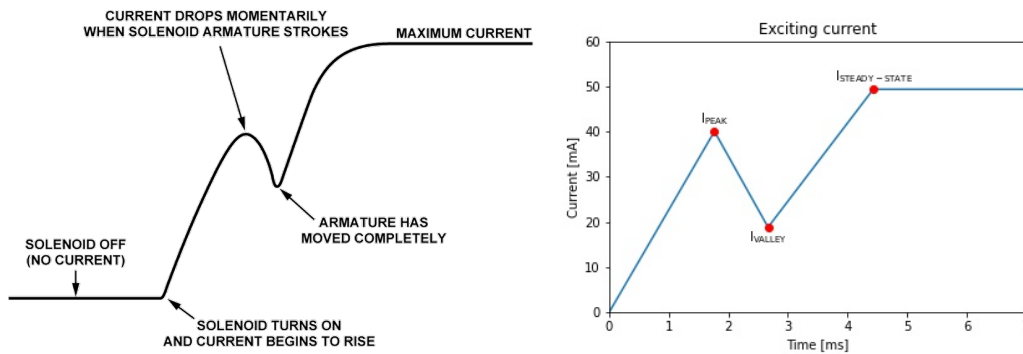
FEATURE ENGINEERING

3.1 RAW FEATURE

Con le rilevazioni fornite da Camozzi Automation non si ha a disposizione per intero l'andamento della corrente che scorre nel solenoide, tuttavia le rilevazioni sono state prese in punti salienti che permettono di ricavare l'andamento del profilo di corrente della cosiddetta corrente di eccitazione. I punti rilevati da Camozzi automation sono:

- i_{PEAK} : Corrente di picco rilevata nel momento in cui il pistone inizia a muoversi.
- t_{PEAK} : Tempo di picco rilevato nel momento in cui si rileva la corrente di picco.
- i_{VALLEY} : Corrente di valle rilevata nel momento in cui il pistone termina il proprio movimento.
- t_{VALLEY} : Tempo di valle rilevato nel momento in cui si rileva la corrente di valle.
- $i_{STEADY-STATE}$: Corrente di regime rilevata nel solenoide. Per la legge di Ohm tale corrente raggiunge il valore massimo imposto dalla fisica del sistema $I = \frac{V}{R}$.
- $t_{STEADY-STATE}$: tempo di regime relativo al raggiungimento della corrente di picco. Questo attributo per i motivi precedentemente spiegati in sotto-sezione 2.4.2 è stato eliminato dai dataset a disposizione nella fase di data cleaning.

Le correnti sono state campionate in mA e i tempi in ms . A partire dai seguenti campionamenti si può risalire facilmente all'andamento della corrente. Nella Figura 3.1a è rappresentato il generico andamento della corrente di eccitazione e in Figura 3.1b come si riesce a risalire alla tipica forma d'onda della corrente di eccitazione a partire dal campionamento a disposizione. Nell'esempio scelto si è utilizzato la prima acquisizione a disposizione della valvola 6.



(a) Generale profilo di corrente valvole a solenoide

(b) Esempio rilevazioni a disposizione corrente di eccitazione

Figura 3.1: Approssimazione profilo corrente di eccitazione valvole a solenoide

Come approssimazione per la rappresentazione si è scelta la più immediata di tipo lineare, anche se si potevano sicuramente trovare approssimazioni più precise e attendibili. Il motivo di tale scelta risiede nel fatto che, ricostruire l'approssimazione più plausibile della corrente di eccitazione, esula dagli obiettivi di tale elaborato che si focalizza invece sullo sviluppo di un algoritmo di health monitoring; per costruire tale algoritmo come si vedrà in seguito nel Capitolo 4, la fase critica di interesse è solamente l'andamento che intercorre tra il Peak e il valley che permette di isolare agli effetti esterni il movimento del pistone [20] [21]. A partire dalle seguenti feature iniziali si elaboreranno delle feature derivate (nella fase di feature selection in sezione 3.2) che permetteranno di evidenziare particolari andamenti anomali di fault delle valvole e aiutare nell'isolare il pattern di degradazione/invecchiamento.

3.2 FEATURE SELECTION

La fase di feature engineering [22] è il processo tramite il quale si utilizza la conoscenza di dati e fenomeni fisici a disposizione per creare nuove feature. Tale fase consente la selezione delle caratteristiche ovvero è un processo di riduzione degli ingressi per l'elaborazione e l'analisi o l'individuazione delle caratteristiche maggiormente significative rispetto alle altre. Similmente esiste l'estrazione di caratteristiche (feature extraction), dove si applica il processo di estrazione di informazioni utili dai dati esistenti. La selezione delle caratteristiche risulta necessaria per creare un modello funzionale, ossia una riduzione della cardinalità, imponendo un limite superiore al numero di caratteristiche che devono essere considerate durante la creazione del modello. I motivi che rendono necessaria la fase di feature selection sono i seguenti:

- Semplificazione dei modelli per renderli di più facile interpretazione
- Tempi di addestramento (training) minori
- Miglioramento generalizzato nella riduzione del problema di overfitting (riduzione della varianza).
- Solitamente i dati contengono informazioni ridondanti, ovvero più di quelle necessarie (oppure possono contenere anche informazioni errate).

La fase di feature selection[23] che verrà sviluppata nel seguente capitolo è improntata all'individuazione del processo di degradazione e invecchiamento cui sono soggette le valvole nel corso della loro vita. A tale scopo, si sono ricercati degli indicatori che potessero esprimere la difficoltà nel compiersi del singolo ciclo di apertura-chiusura della valvola. Tutti i singoli cicli di apertura-chiusura delle valvole possono essere infatti classificati in:

- **Acquisizione corretta:** la valvola agli effetti esterni si è aperta dopo essere stata nello stato di riposo (chiusura) tramite il movimento del pistone.
- **Acquisizione errata:** la valvola agli effetti esterni non si è aperta ma è rimasta nel suo stato di riposo (chiusura) a causa del mancato movimento del pistone.

Tuttavia, questi 2 estremi in cui possono essere classificati i singoli cicli delle valvole, non esprimono il continuum di casistiche relative al grado di difficoltà con cui è avvenuto il singolo ciclo. Per questo motivo, un'acquisizione corretta può essere avvenuta con diversi gradi di difficoltà: minimo movimento del pistone in lunghi tempi (elevato grado di difficoltà) oppure massimo movimento del pistone in breve tempo (basso grado di difficoltà). L'acquisizione errata in questi termini può essere considerata

come un'acquisizione con elevato grado di difficoltà a tal punto da non comportare il movimento del pistone e quindi la mancata apertura della valvola. Un indicatore che potesse svolgere il ruolo di discriminare tra un'acquisizione corretta ed errata è stato proposto dalla Camozzi Automation stessa nell'attributo "Err_coerenza"; tuttavia, dopo averne studiato il comportamento, si è deciso di implementare un indicatore più accurato.

ELIMINAZIONE ATTRIBUTO "ERRORE COERENZA" CAMOZZI

Come visto in sezione 2.2 tra gli attributi del dataset forniti dalla Camozzi c'è una colonna denominata "Err_coerenza". Tale indicatore vuole essere un flag che possa distinguere le corrette forme d'onda della corrente di eccitazione ed è stato calcolato nel seguente modo:

$$Err_Coerenza = \begin{cases} 0 & \text{se } P_{3I} > P_{1I} \wedge P_{1I} > P_{2I} \\ 1 & \text{se } P_{3I} \leq P_{1I} \vee P_{1I} \leq P_{2I} \end{cases}$$

L'indicatore ErrCoerenza per come implementato da Camozzi Automation non è significativo della reale apertura della valvola: un controllo non accurato sulla corrente di regime e la sensibilità al rumore sulle correnti di peak e valley possono portare il sistema di elaborazione delle acquisizioni a settare il valore di ErrCoerenza in modo erroneo. L'obiettivo che si era prefissata la Camozzi Automation di classificare in maniera discreta in due classi le acquisizioni attraverso un semplice confronto tra i valori di corrente è troppo arduo e probabilmente non fattibile. In questo modo si esclude l'intero spettro di possibilità in cui si può classificare la valvola, e risulta essere un metodo non robusto. Per questa ragione si è deciso di eliminare tale feature e di svolgere un'accurata fase di feature selection per individuare nuovi indicatori che possano svolgere tale obiettivo in maniera più precisa. Prima di procedere con la fase di feature selection è necessario un cambio di notazione.

SUDDIVISIONE IN BLOCCHI DI ACQUISIZIONI APPARTENENTI ALLA MEDESIMA FASE DI CAMPIONAMENTO

Si ricorda che per il campionamento dei dati a disposizione, si sono alternate due fasi: la fase di degradazione per invecchiare le valvole e la fase di acquisizione per campionarne i valori. Ogni fase di acquisizione è composta da 500 acquisizioni circa. La notevole quantità di campionamenti fa sì che le singole acquisizioni possano discostarsi dalle restanti rilevazioni appartenenti alla medesima fase e non essere coerenti con l'andamento generale dei campionamenti. Inoltre, una gestione per singole acquisizioni del dato, è pesante computazionalmente per gli algoritmi che si troverebbero milioni di dati in input. Per tale ragione, si è pensato che adottare una

semplificazione efficace, che addirittura potesse ottenere migliori risultati, fosse il passaggio a un ragionamento per fasi di campionamento e non più per singole acquisizioni. Da questo momento in poi, si utilizzerà la notazione "blocco d'acquisizione" per sottintendere un'intera fase di campionamento. All'interno della medesima fase sono radunate tutte le acquisizioni che ne fanno parte. Per ottenere un valore unitario del blocco si è svolta una semplice media algebrica tra gli attributi delle acquisizioni appartenenti alla stessa fase:

$$M_a = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}$$

in cui x_i sono i singoli valori dell'attributo delle acquisizioni e n il numero di acquisizioni della fase di campionamento.

3.3 FEATURE DETECTION MOTION OF PLUNGER

La prima feature, viste le considerazioni precedentemente fatte, deve portare informazione aggiuntiva sul movimento compiuto dal pistone [24]. Il movimento del pistone è infatti ciò che agli effetti esterni determina l'apertura della valvola. Secondo quanto visto in sezione 1.2, il movimento del pistone è testimoniato dalla riduzione di corrente riscontrata nel solenoide. Più precisamente, il movimento del pistone ferromagnetico determina una tensione indotta nel solenoide tale da causare un decremento della corrente di eccitazione. Sempre secondo quanto visto nella sezione 1.2, il pistone inizia a muoversi nel punto di picco (peak) e termina il proprio movimento nel punto di valle (valley). La prima feature, denominata **Feature detection motion of plunger**, quantifica tale decremento subito dalla corrente di eccitazione che scorre nel solenoide, causata dal movimento del pistone:

$$F_1 = I_{PEAK} - I_{VALLEY}$$

Secondo quanto visto in sezione 1.2 circa la dipendenza della corrente di eccitazione rispetto alla temperatura, si ha che la differenza tra le correnti di Peak e di Valley è un invariante rispetto alla temperatura. I singoli valori di I_{PEAK} e di I_{VALLEY} risultano invece influenzati da quest'ultima. Un valore negativo, o comunque non positivo di tale feature ($F_1 \leq 0$) dal punto di vista della fisica del sistema, esplica che non si sia rilevato alcun decremento di corrente ovvero che molto plausibilmente non ci sia stato movimento del pistone (la valvola è rimasta nello stato di riposo, chiusa). Viceversa, quando $F_1 > 0$ è plausibile supporre che la valvola si sia aperta grazie al movimento del pistone che agli effetti esterni ha determinato il seguente calo di corrente F_1 nel solenoide. Nel caso di F_1 positivo, il modulo della feature è un primissimo indicatore del grado di difficoltà dell'apertura della valvola: Il calo di corrente è infatti direttamente proporzionale allo spostamento compiuto dal pistone e inversamente proporzionale al tempo impiegato dal pistone a compiere tale spostamento (vedi Equazione 1.8 in sezione 1.2). Ricapitolando quanto visto, avremo che il modulo della feature F_1 (nel caso $F_1 > 0$) è un primo indicatore per la stima della difficoltà nel compiere il ciclo di apertura-chiusura della valvola:

- Al crescere del modulo di F_1 : la valvola si è aperta con minor difficoltà, il pistone ha compiuto presumibilmente un maggior spostamento in minor tempo (maggior velocità).
- Al decrescere del modulo di F_1 : la valvola si è chiusa con maggior difficoltà, il pistone ha compiuto presumibilmente un minor spostamento in maggior tempo (minor velocità).

Una considerazione che si può fare sulla seguente feature per come costruita, è che permette di isolare il movimento del pistone, non tenendo in alcun modo conto dei valori assoluti di corrente per il quale avviene il movimento del pistone; bensì, rileva il valore relativo tra la corrente di picco e di valle per determinare la componente indotta dal movimento del pistone. Per tale ragione, si può ottenere il medesimo valore della feature F_1 con valori di corrente di picco e valle traslati verso il basso o l'alto. Con questa feature tali valori sono da valutare come comportamenti identici in quanto si è interessati ad isolare il decremento di corrente. L'andamento della feature F_1 lo si è mostrato rappresentando l'andamento della corrente di eccitazione per le valvole rotte in Figura 3.2, Figura 3.3 e Figura 3.4.

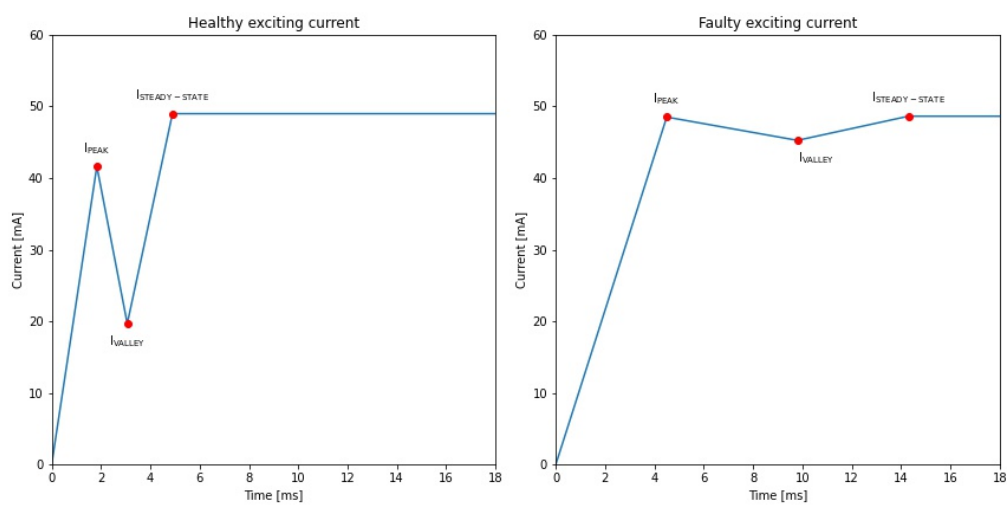


Figura 3.2: Approssimazione andamento profilo di corrente Valvola 5

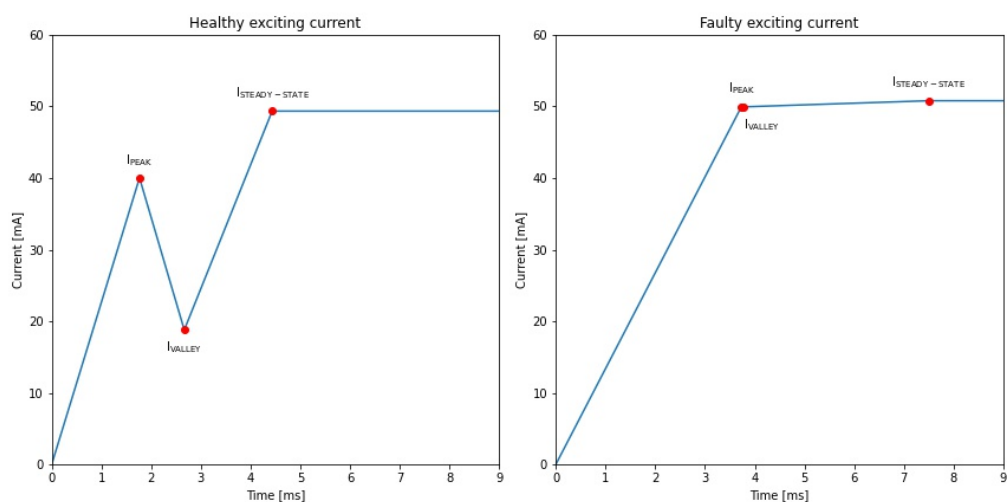


Figura 3.3: Approssimazione andamento profilo di corrente Valvola 6

A sinistra si è rappresentato il profilo di corrente prendendo una delle primissime acquisizioni a disposizione (assimilabile alla condizione perfettamente sana della

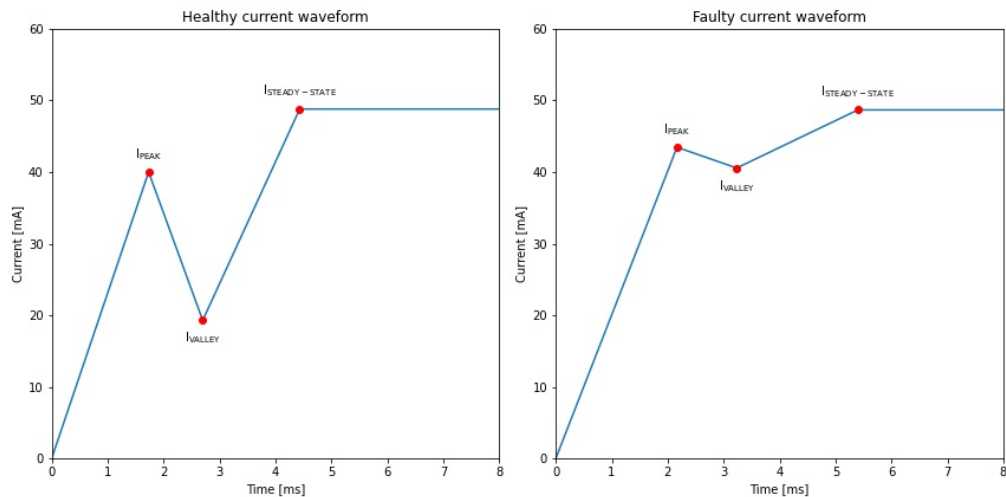


Figura 3.4: Approssimazione andamento profilo di corrente Valvola 11

valvola) e a destra una delle ultime acquisizioni a disposizione (assimilabile ad un andamento di fault della valvola o comunque di elevata difficoltà visto la dichiarata rottura). Notiamo come tutte le valvole dichiarate rotte presentino una riduzione netta della feature F_1 a conferma della coerenza dei ragionamenti precedentemente fatti. Le valvole rotte nelle ultime acquisizioni mostrano un elevato grado di difficoltà nel compiere l'apertura della valvola testimoniato da minimi decrementi di corrente registrati. In Figura 3.5 si è rappresentato l'andamento di questa feature per una valvola dichiarata sana e una rotta. Come rappresentati si sono scelte la valvola 1 e la valvola 5.

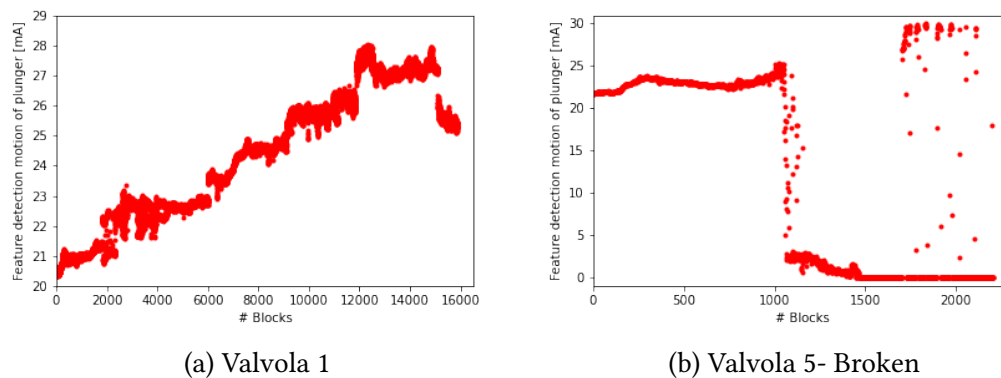


Figura 3.5: Andamento Feature Detection motion of plunger

3.4 FEATURE TIME TO REACH VALLEY

Secondo quanto visto precedentemente, il decremento di corrente a cui si assiste tra la fase di Peak e di Valley, calcolato tramite la feature 1, è influenzato sia dallo spostamento compiuto dal pistone sia dal tempo impiegato per percorrerlo. Per la dimostrazione matematica si veda la sezione 1.2, in cui, attraverso un modello matematico di semplificazione del sistema si è dimostrato che il decremento di corrente è direttamente proporzionale alla velocità del pistone. Il movimento che il pistone deve compiere, al fine di comportare la totale apertura della valvola, è fissato e non se ne ha informazione a riguardo per i singoli cicli. Si ha bensì informazione circa il tempo impiegato dal pistone nel compiere tale spostamento. Questa informazione è catturata dalla seconda feature denominata **Time to reach Valley**:

$$TrV = t_{PEAK} - t_{VALLEY}$$

Il significato aggiuntivo che porta tale feature dipende dal particolare andamento in cui si trova la valvola. In generale, nel caso di valvola sana con completo spostamento compiuto dal pistone (in altri termini, totale apertura della valvola), un minor tempo impiegato dal pistone nel compiere il proprio spostamento è indice di una minor difficoltà della valvola nel compiere il ciclo apertura-chiusura. Infatti, la feature 1 sarà inversamente proporzionale alla feature 2 in questo caso, siccome un minor tempo del pistone nel compiere lo spostamento comporta un maggior decremento di corrente nel solenoide (dovuto ad una maggior velocità del pistone). Viceversa, in caso di andamento di fault della valvola, tale feature può essere fuorviante: il pistone non sta compiendo in maniera completa lo spostamento richiesto per la totale apertura della valvola, e un minor tempo può essere dovuto al fatto che lo spostamento da compiere è diminuito. In questo secondo caso si avrà che un minor tempo del pistone nel compiere il proprio movimento non è necessariamente indice di un minor grado di difficoltà della valvola nel compiere il ciclo di apertura-chiusura. Si veda come esempio Figura 3.3 in cui peak e valley vengono a coincidere nell'andamento di fault della valvola 6, secondo tale rilevazioni si avrà un tempo impiegato per lo spostamento dal pistone che tende ad azzerarsi; tuttavia, tale minor tempo registrato non è indice di una maggior velocità del pistone bensì probabilmente di un minor spostamento compiuto dal pistone o persino di un mancato movimento dello stesso. Questa feature inoltre, porta anche informazione circa la degradazione o rottura della molla [23]. Al diminuire di tale feature si ha che la valvola si apre più rapidamente, e il tempo di apertura è inversamente proporzionale alla rigidità/forza esercitata dalla molla. La molla infatti, svolge un ruolo da antagonista nell'apertura

della valvola e si oppone allo spostamento del pistone; un minor tempo impiegato dal pistone nel compiere il proprio spostamento può essere indice di una minor forza esercitata dalla molla probabilmente causata da un deterioramento della stessa. Tale considerazione come affermato precedentemente è valida in condizione di sanità della valvola, in caso di valvola in stato di fault si rende necessaria anche qui un controllo sulla variazione delle correnti perchè la variazione di tempo può essere fuorviante. In Figura 3.6 è rappresentato l'andamento della feature time to reach valley, per una valvola sana (Valvola 1) e per una valvola rotta (Valvola 5).

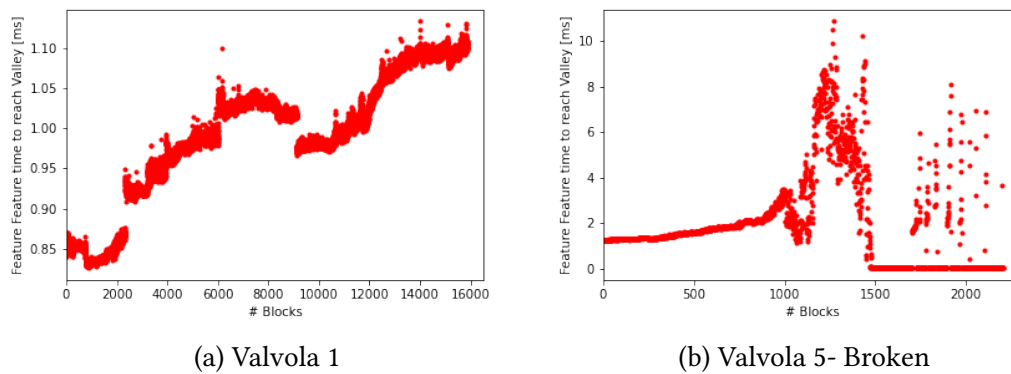


Figura 3.6: Andamento Feature time to reach Valley

3.5 FEATURE AREA PEAK-VALLEY

Per monitorare l'andamento di un sistema fisico nel tempo si possono utilizzare diverse variabili che ne descrivano il comportamento agli effetti esterni. Un controllo molto indicativo in questo senso, è il monitoraggio dell'energia richiesta e/o dissipata e/o sviluppata da un sistema fisico nel tempo. L'energia del sistema svolge infatti il ruolo di feedback per constatare se il sistema si sta comportando in maniera corretta o se stanno avvenendo dei cambiamenti. Per esempio, un aumento progressivo nel tempo di energia richiesta dal sistema per compiere lo stesso lavoro, evidenzia una probabile degradazione: il sistema richiede sempre più energia che verrà persa per dissipazione o per malfunzionamenti dovuti all' invecchiamento del sistema. In generale, il passaggio di corrente attraverso un conduttore (nel seguente progetto, la corrente che scorre nel solenoide) determina la dissipazione di una parte dell'energia elettrica in forme di energia differenti. L'effetto Joule [25] è il fenomeno per cui il passaggio di corrente elettrica, facendo resistenza con il conduttore, produce calore. Questo comportamento è dovuto al fatto che parte dell'energia cinetica posseduta dagli elettroni di conduzione, in movimento all'interno del conduttore, è trasferita agli ioni del reticolo a causa degli urti con essi. La conseguenza è un aumento dell'energia interna degli ioni del conduttore e quindi dissipazione sottoforma di calore. La potenza dissipata per effetto Joule da un conduttore percorso da corrente i , e caratterizzato da resistenza R , è data da:

$$P = Ri^2$$

cioè dal prodotto della resistenza R del conduttore misurata in Ω per il quadrato dell'intensità di corrente elettrica misurata in A . L'energia elettrica ceduta da un conduttore di resistenza R e percorso da corrente i in un intervallo di tempo Δt è pari a :

$$E = P\Delta t = Ri^2\Delta t$$

Se il valore della corrente è variabile nel tempo ed è esprimibile attraverso una funzione matematica $i(t)$ allora l'energia dissipata nell'intervallo di tempo $[0, t_0]$ è calcolabile nel seguente modo:

$$E = \int_0^{t_0} R \cdot [i(t)]^2 dt$$

Nel seguente progetto la resistenza R del sistema è ignota e la si può solamente stimare indirettamente. In ogni caso, la conseguenza di nostro interesse è la diretta proporzionalità tra l'energia del sistema e l'integrale del quadrato della corrente nel

tempo. Essendo R una costante del sistema, l'integrale del quadrato della corrente è un'ottima approssimazione dell'energia consumata dal sistema.

$$E \propto \int_0^{t_0} [i(t)]^2 dt$$

La terza feature elaborata, denominata **Area Peak-Valley** vuole essere una misura dell'energia impiegata dalla valvola nel compiere il ciclo di apertura-chiusura. Come per le 2 feature precedenti, la fase di interesse su cui si vuole calcolare l'energia è la fase di apertura della valvola determinata dal movimento del pistone; ovvero la fase che ha inizio con il punto di Peak e ha termine con il punto di Valley.

$$F_3 = \int_{t_1}^{t_2} i(t)^2 dt$$

Come per le 2 feature precedenti le aspettative circa l'andamento di tale feature dipendono dal particolare stato di salute della valvola. In condizioni di valvola sana, il lavoro che il sistema deve compiere è sempre uguale ovvero il movimento completo che il pistone deve percorrere. In questo caso, ci si aspetta un andamento crescente di tale feature perchè il sistema richiede sempre più energia a parità di lavoro da compiere a causa della degradazione/deterioramento. Viceversa, in caso di andamento di fault della valvola, il pistone deve compiere un minor spostamento (quindi il lavoro da compiere da parte del sistema è minore). Una minor energia richiesta dal sistema per compiere tale lavoro non è dovuta a una maggior facilità nel compiere il ciclo di apertura-chiusura bensì a un minor lavoro totale da svolgere. Non avendo a disposizione l'andamento della corrente $i(t)$ ma solamente dei campionamenti in punti salienti, si rende necessaria la scelta di un'approssimazione nel calcolo dell'area sottesa (calcolo dell'integrale) del quadrato dell'intensità di corrente. Sono possibili 2 differenti approssimazioni:

- L'area del triangolo che intercorre tra i punti P_{PEAK} e P_{VALLEY} .
- L'area del trapezio che intercorre tra i punti P_{PEAK} e P_{VALLEY} e l'asse delle ascisse: ovvero l'area del triangolo che intercorre tra i punti P_{PEAK} e P_{VALLEY} sommato all'area del rettangolo che intercorre tra P_{VALLEY} e l'asse delle ascisse.

Si è scelto di utilizzare l'area del triangolo come approssimazione, il motivo di tale scelta rispecchia la stessa considerazione precedentemente vista in sezione 3.3 per la feature detection motion of plunger. Ricapitolando, l'obiettivo è isolare il movimento compiuto dal pistone che determina l'apertura della valvola. In questi termini, non sono rilevanti i valori assoluti delle correnti e dei tempi bensì i valori relativi che

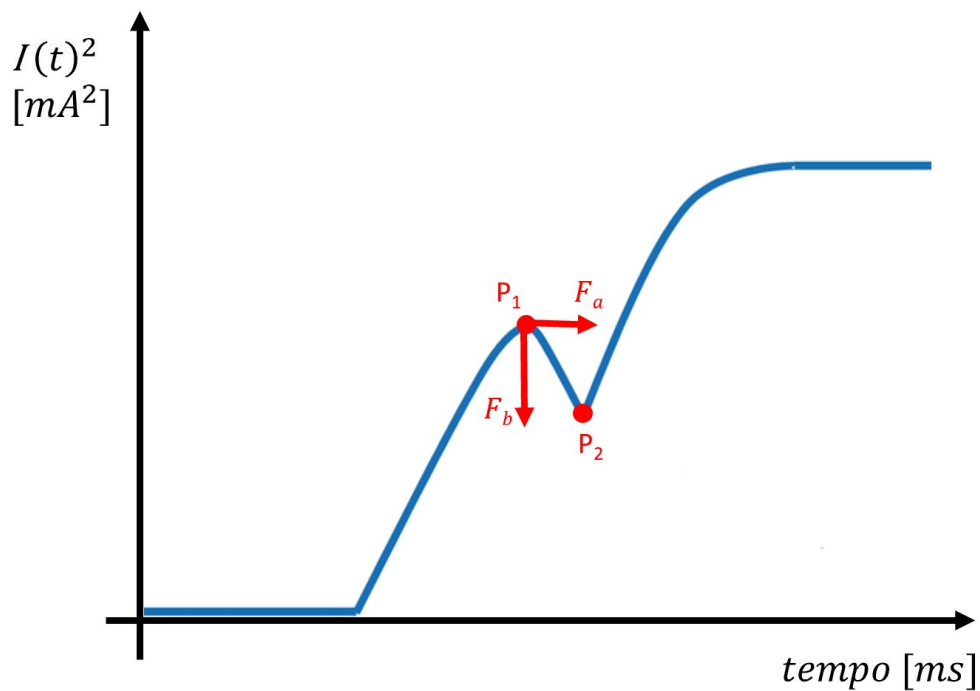


Figura 3.7: Approssimazione Feature Area Peak-Valley attraverso l'area del triangolo che intercorre tra i punti di Peak e di Valley

permettono di isolare lo spostamento compiuto dal pistone e i tempi impiegati nel compiere tale spostamento. L'approssimazione attraverso l'area del triangolo tra i punti di P_{PEAK} E P_{VALLEY} raggiunge tale scopo di focalizzarsi sull'apertura della valvola (effetti causati dal movimento del pistone). Per tale ragione si utilizzerà la seguente approssimazione:

$$F_2 = \int_{t_1}^{t_2} i(t)^2 dt \approx \frac{(t_{VALLEY} - t_{PEAK})(I_{PEAK}^2 - I_{VALLEY}^2)}{2} = \frac{F_a F_b}{2}$$

di cui in Figura 3.7 ne è rappresentato un esempio grafico. In Figura 3.8 e in Figura 3.9 è rappresentato l'andamento della feature area Peak-Valley dopo aver escluso l'andamento di fault delle valvole (per l'esclusione dell'andamento di fault si veda sezione 4.2). Coerentemente con le considerazioni fatte nel caso di stato di salute della valvola, l'andamento risulta essere per la totalità delle valvole crescente. Si noti come le 3 valvole rotte siano le uniche valvole ad evidenziare un pattern di degradazione esponenziale.

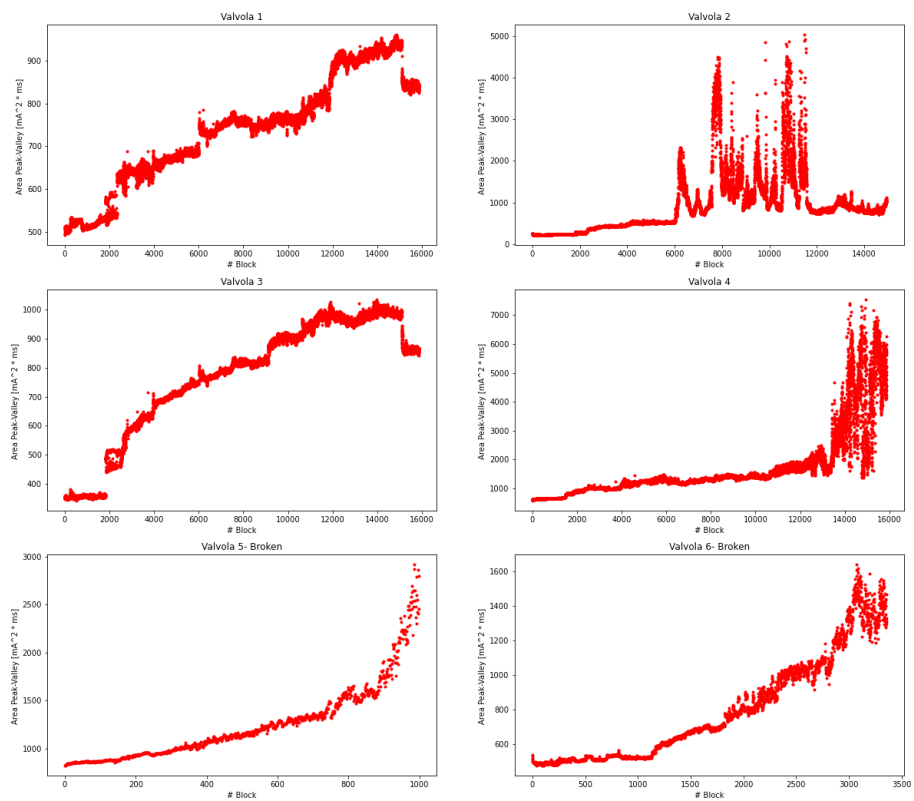


Figure 3.8: Feature Area Peak-Valley valvole 20 Hz

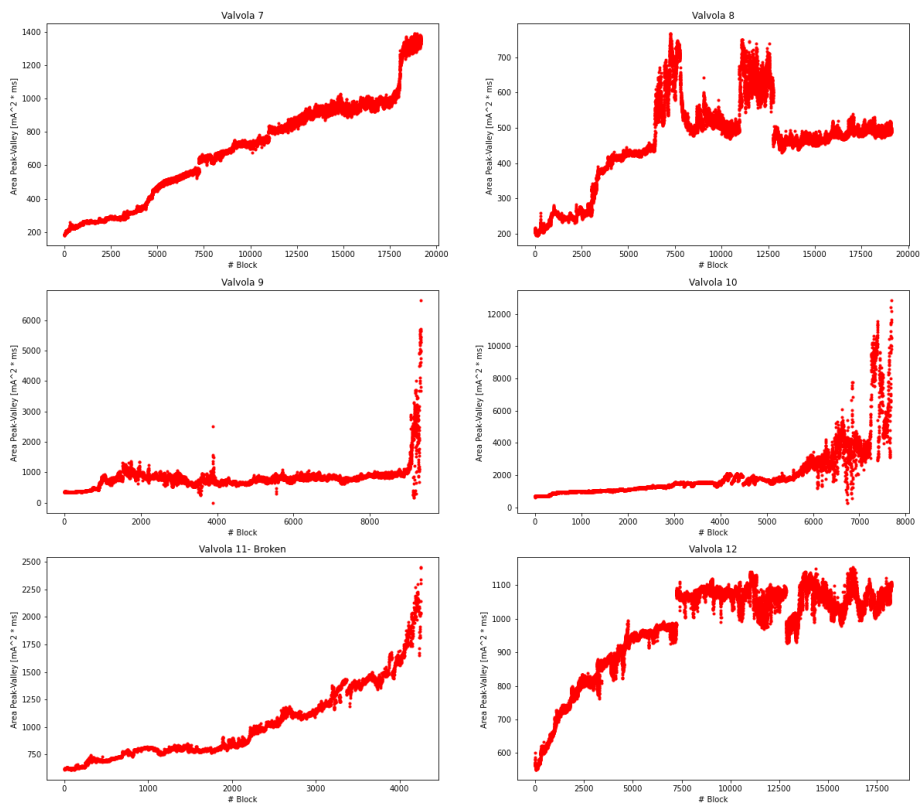


Figure 3.9: Feature Area Peak-Valley valvole 50 Hz

3.6 FEATURE CURRENT AMPLITUDE

Constato attraverso la feature detection motion of plunger l'andamento crescente della corrente di valle (i_{VALLEY}) a raggiungere la corrente di picco (i_{PEAK}) durante l'invecchiamento della valvola; lo stesso fenomeno lo si riscontra anche tra la corrente di valle e la corrente di regime ($i_{STEADY-STATE}$). La corrente di valle, con l'avanzare della degradazione della valvola, tende a crescere avvicinandosi al valore della corrente di regime definita dalla fisica del sistema secondo la legge $I = \frac{V}{R}$. La corrente di regime a parità di tensione dipende dalla resistenza equivalente del circuito (componente resistiva del solenoide) che riassume le proprietà elettromeccaniche del componente. Per esempio, un aumento di temperatura comporta un aumento della resistenza del circuito e una diminuzione della corrente di regime secondo quanto visto in sezione 1.2. La quarta feature implementata è denominata **Current Amplitude**. Essa si prefigge di quantificare l'entità del decremento di corrente causato dal movimento del pistone e il successivo incremento di corrente (al termine del movimento del pistone) a raggiungere la corrente di regime del solenoide. La feature presenta la seguente struttura:

$$F_4 = (i_{PEAK} - i_{VALLEY}) + (i_{STEADY-STATE} - i_{VALLEY})$$

e può essere riscritta anche nella forma $F_4 = F_1 + (i_{STEADY-STATE} - i_{VALLEY}) = i_{PEAK} + i_{STEADY-STATE} - 2 * i_{VALLEY}$. Si noti che tale feature contiene tutte e 3 le rilevazioni sulla corrente a disposizione cercando di ricavare l'informazione che la corrente porta con sè. In Figura 3.11 è rappresentato l'andamento della feature

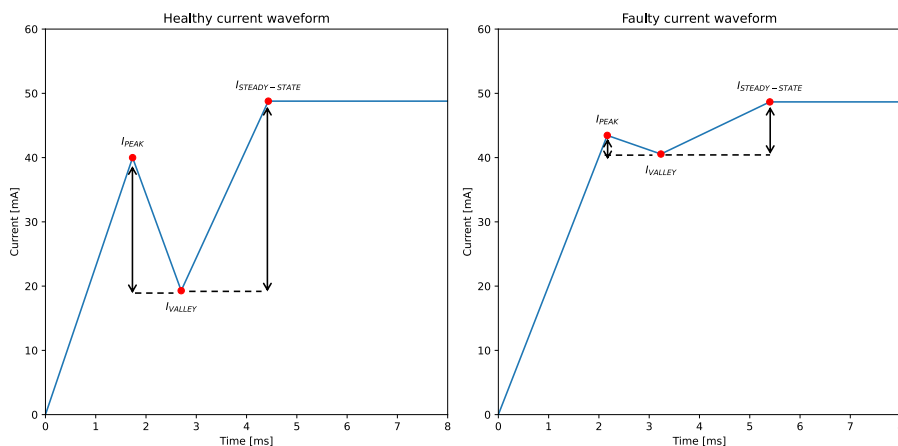


Figura 3.10: Andamento feature Current Amplitude Valvola 11

Current amplitude per la valvola 11 in due differenti casi:

- Nel caso di acquisizione corretta (una delle prime acquisizioni): si rileva un'elevata differenza tra le correnti ovvero un valore di F_4 elevato.
- Nel caso di acquisizione errata o comunque avvenuta in prossimità di fault della valvola (una delle ultime acquisizioni): il breve movimento compiuto dal pistone fa sì che la tensione indotta sia minima e causi un basso decremento di corrente nel solenoide. Allo stesso modo, l'incremento necessario di corrente per raggiungere la corrente massima del sistema è minimo.

In Figura 3.10 è rappresentato l'andamento della feature Current Amplitude in caso di valvola rotta (Valvola 5) e in caso di valvola sana (valvola 1).

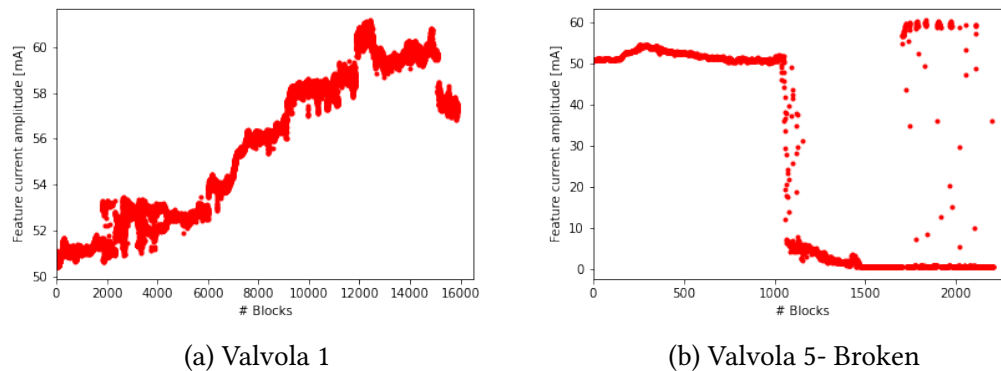


Figura 3.11: Andamento Feature Current Amplitude

Nella valvola rotta si rileva un progressivo calo della feature current amplitude fino ad azzerarsi, compatibilmente con un sempre maggior grado di difficoltà nel compiere il ciclo di apertura della valvola ed un minor movimento del pistone.

CAPITOLO 4

HEALTH MONITORING

4.1 MANUTENZIONE PREDITTIVA: REMAINING USEFUL LIFE

La manutenzione preventiva [26] è uno specifico tipo di manutenzione straordinaria che, eseguita ad intervalli predeterminati o in accordo a criteri prescritti nei piani di manutenzione, è volta a ridurre le probabilità che si verifichi un guasto o la degradazione del funzionamento di un asset o di un impianto. La manutenzione preventiva ha dunque l'obiettivo principale di estendere il ciclo di vita degli asset e limitare i fermi macchina o più in generale di ottimizzare le azioni di manutenzione correttiva, in modo da prevenire un eccessivo degrado qualitativo e quantitativo della produzione. Questo obiettivo è raggiunto tramite ispezioni periodiche o sulla base di particolari metriche scelte dal manutentore, in modo tale che interventi di prevenzione necessari ma non ancora palesi possano essere effettuati prima che si palesi un'usura eccessiva o un guasto. Questo tipo di manutenzione include operazioni come la pulizia, la lubrificazione e la sostituzione di componenti di un impianto o asset. La manutenzione predittiva invece è un particolare tipo di manutenzione preventiva. La manutenzione predittiva [27] è un'area di studio che permette di prevedere i futuri guasti dei componenti dei macchinari in modo tale da poter procedere alla sostituzione delle parti interessate prima della rottura. Nello specifico, consente di individuare precocemente le anomalie tramite la misura di uno o più parametri che mostrano una connessione con il ciclo di vita del componente e, di conseguenza, con la sua rottura. Una possibile implementazione consiste nel cercare di individuare il graduale invecchiamento del componente e, di conseguenza, di dare un'informazione più precisa sulla previsione del momento in cui avverrà la rottura. Questo metodo permette di ottimizzare ulteriormente le fasi di ricambio dei pezzi,

consentendo all'utente di scegliere quanto prima procedere alla sostituzione. In quest'ottica, l'obiettivo del seguente elaborato è la stesura di un indicatore chiamato Remaining Useful Life (RUL) per la manutenzione predittiva. La RUL è una feature che permette di esprimere il grado/livello di invecchiamento e degradazione che il componente in esame ha raggiunto con una determinata acquisizione [28]. Per comodità e facilità di interpretazione spesso tale indicatore viene costruito con andamento monotono decrescente che varia da 1 a 0. In cui gli estremi rappresentano rispettivamente l'inizio vita (massima vita utile residua) e il termine vita (minima vita utile residua). In Figura 4.1 è rappresentato un esempio di come si relaziona lo SOH (State of Health) di un componente elettrico e il relativo calcolo della RUL (Remaining useful life). Nella rappresentazione è utilizzata una notazione differente da quella sopraccitata, in questo progetto si utilizzerà il termine RUL per indicare lo SOH del componente per non introdurre eccessiva notazione che possa portare confusione. Una volta implementato tale indicatore le politiche di manutenzione sostitutive e/o di riparazione sono scelte in base al trade-off costi dell'attuare la manutenzione - rischi che un'eventuale rottura del componente comporterebbe (o comunque, gli svantaggi derivati da un utilizzo del componente che ha raggiunto un determinato grado di usura). Secondo questo criterio si stabiliscono dei livelli che separano lo stato di salute della valvola e determinano le relative azioni correttive preventive associate.

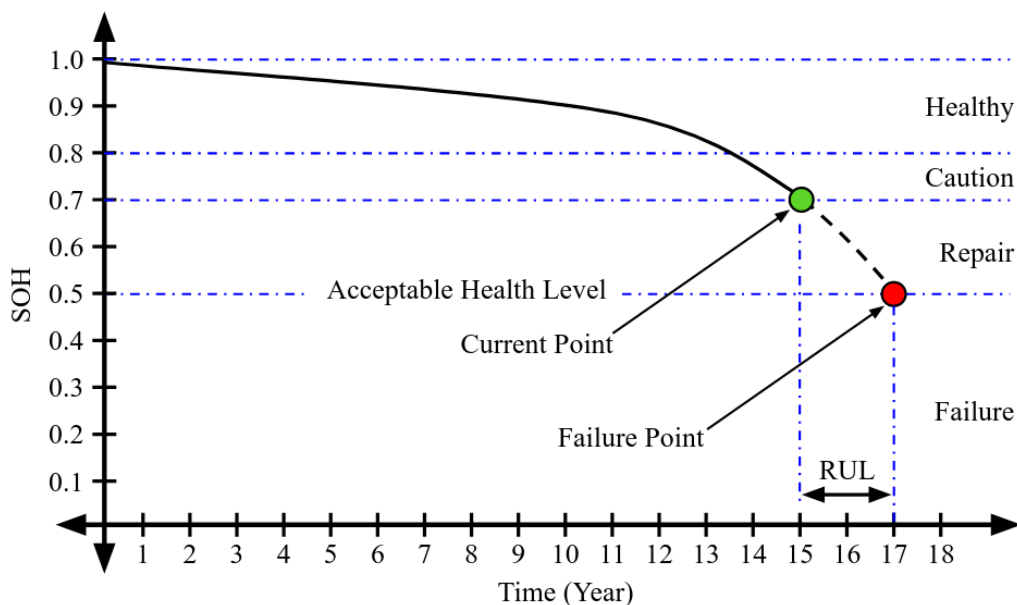


Figura 4.1: Esempio di andamento dello State of Health (SOH) di un componente elettrico e relativa determinazione della Remaining Useful Life (RUL)

4.2 ALGORITMO DATA DRIVEN DI PREDIZIONE DELLA REMAINING USEFUL LIFE

L'algoritmo è stato ideato a partire da uno studio approfondito della fisica del sistema e dell'andamento della vita delle valvole rotte. Le valvole rotte infatti, sono le uniche di cui si ha la certezza che siano arrivate a rottura (fault) e delle quali disponiamo quindi acquisizioni durante tutto il ciclo di vita della valvola, incorporando la fase di degradazione di nostro interesse. Facendo un parallelismo con gli algoritmi di machine learning, le valvole rotte che abbiamo a disposizione, in un certo senso, sono i dataset di train di cui si dispone e sulla quale abbiamo l'obiettivo di ricavare informazione generale; tale conoscenza estratta verrà poi utilizzata per la predizione su nuove valvole.

La fase critica del sistema è il comportamento della corrente di eccitazione tra la fase di Peak e di Valley. In questa fase, si ha che il pistone è "sollecitato" da una forza magnetica a prevalere sulla forza elastica esercitata dalla molla per compiere il proprio movimento. In condizione di valvola sana, il pistone compie uno spostamento e causa una caduta tensione nel solenoide (tensione indotta). In condizione di fault della valvola, il pistone nonostante la forza magnetica applicata sia tale da vincere la forza elastica della molla, permane nella propria fase iniziale di stazionarietà riscontrando agli effetti esterni una mancata apertura della valvola. Per questo motivo si sono considerate le feature che potessero esprimere informazione aggiuntiva su questa fase. In particolare 2 feature precedentemente elaborate risultano essere utili:

- **Feature area Peak-Valley:** consente di valutare l'energia utilizzata dalla valvola nel compiere un singolo ciclo di apertura.
- **Feature Detection motion of plunger:** consente di valutare agli effetti esterni l'entità del movimento del pistone.

Ricapitolando brevemente la struttura e proprietà di tali feature (per la completa trattazione si rimanda a Capitolo 3). L' area Peak-Valley è una misura dell'energia impiegata dalla valvola nel compiere il ciclo di apertura e può essere ricavata attraverso la seguente relazione $E \propto \int_0^{t_0} [i(t)]^2 dt$. Il calcolo della feature avviene tramite la seguente formula e approssimazione:

$$F_2 = \int_{t_{PEAK}}^{t_{VALLEY}} i(t)^2 dt \approx \frac{(t_{VALLEY} - t_{PEAK}) (i_{PEAK}^2 - i_{VALLEY}^2)}{2} = \frac{F_a F_b}{2}$$

Un incremento di questa feature significa una maggior energia richiesta dal sistema a parità di lavoro da svolgere sul pistone (stesso spostamento da compiere e stessa

forza magnetica richiesta per vincere la forza elastica) ed è perciò indicativo di un maggior grado di degradazione/invecchiamento della valvola.

La feature Detection motion of plunger

$$F_1 = I_{PEAK} - I_{VALLEY}$$

permette di valutare agli effetti esterni la tensione indotta causata dal movimento del pistone. Tale caduta di tensione sul solenoide è la causa del decremento di corrente registrato tra la fase di Peak e di Valley. La diminuzione di tale feature è indicativa di una minor velocità del pistone e in questi termini, di una maggior difficoltà della valvola nell'aprirsi. Il caso estremo lo si ha quando $F_1 \leq 0$ in cui il pistone non si è mosso ovvero la valvola non si è aperta correttamente.

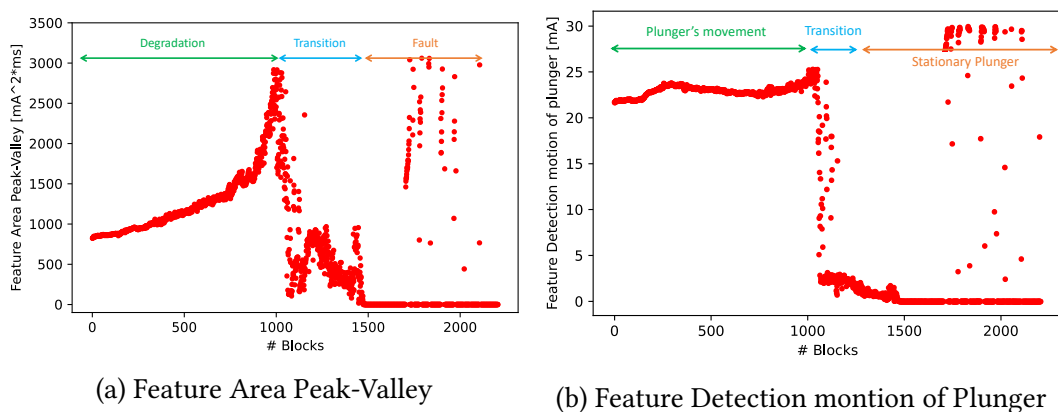


Figura 4.2: Valvola 5- Broken

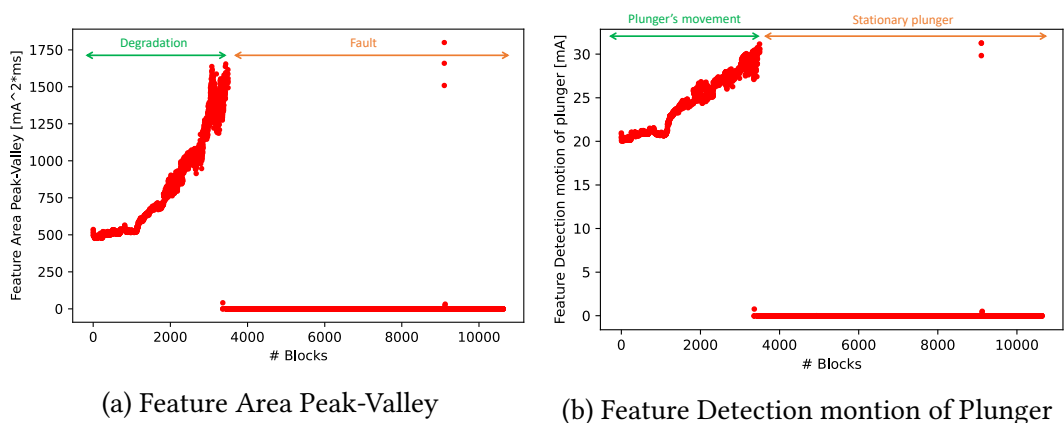


Figura 4.3: Valvola 6- Broken

In Figura 4.2, Figura 4.3 e Figura 4.4 si è rappresentato l'andamento per le 3 valvole rotte delle due feature selezionate con le relative fasi/cambiamenti di pattern. La maggior parte della vita della valvola coincide con la fase chiamata "Degradation". La fase di transizione può essere presente o meno ma è comunque brevissima,

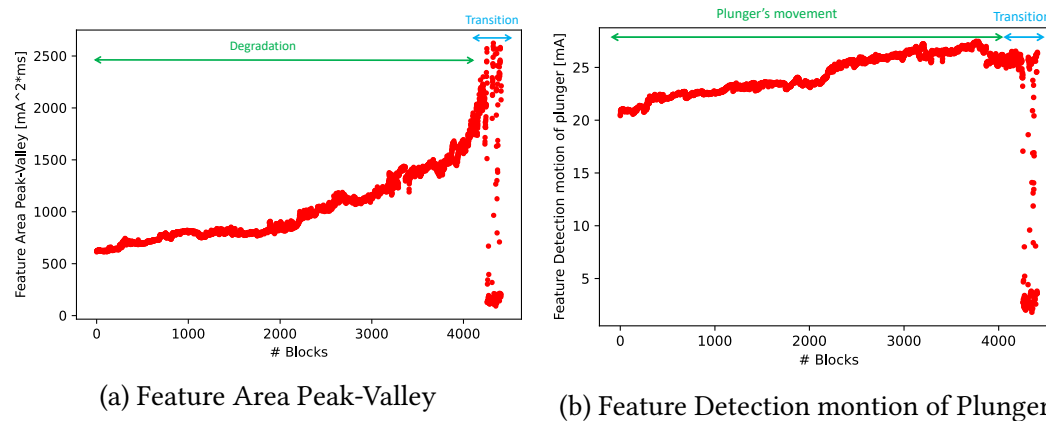


Figura 4.4: Valvola 11- Broken

composta da pochissime acquisizioni. Inoltre, nella fase denominata "transition", non è possibile sapere con certezza il comportamento agli effetti esterni (apertura o stazionarietà della valvola); questa fase descrive un repentino e progressivo aumento di difficoltà nel compiere il ciclo di apertura della valvola, che agli effetti esterni potrebbe essere nascosto da un riscontro di un normale ciclo di apertura. La fase di fault è catalogabile come comportamento errato della valvola e quindi da evitare preventivamente. Date queste considerazioni, la fase di interesse è la prima in cui si concentra la degradazione e l'invecchiamento della valvola.

La fase di degradazione delle 3 valvole rotte sulla feature Area Peak-Valley mostra il medesimo andamento assimilabile ad una funzione esponenziale, compatibilmente con il fatto che, con un aumento della degradazione del sistema, l'energia richiesta per compiere lo stesso lavoro (spostamento compiuto dal pistone) sia sempre maggiore.¹ Al fine di determinare un parametro oggettivo e generale da applicare a tutte le valvole è necessario stabilire una soglia del valore della feature area Peak-Valley. Tale soglia deve permettere la classificazione tra valvole sane e rotte, e sarà l'ultimo valore ammissibile al di sopra del quale la valvola verrà considerata in condizione di fault. In ottica preventiva, è meglio una soglia più restrittiva di una più permissiva perchè la rilevazione dei falsi positivi è più importante della rilevazione dei falsi negativi. Dove i falsi positivi sono le valvole rotte dichiarate sane e i falsi negativi sono le valvole sane dichiarate rotte. Per la seguente ragione, nel particolare caso delle valvole KN a nostra disposizione, una buona scelta può essere $1600 \text{ mA}^2 \cdot \text{ms}$ perchè è la più alta soglia ammissibile tale da classificare tutte le valvole rotte come tali, e cioè in maniera corretta.

Alla luce delle considerazioni fatte, si definisce una struttura generale dell'algoritmo

¹In generale, il lavoro compiuto da una forza è $L = F s \cos\theta$ e corrisponde alla variazione di energia cinetica $L = \Delta K$ del sistema, quindi ad un aumento dello spostamento corrisponde un aumento del lavoro richiesto (maggiore variazione di energia del sistema).

data driven [29] che potrà poi essere implementato in maniera specifica per le specifiche valvole a solenoide a disposizione.

1. A partire dalle rilevazioni della corrente di eccitazione del solenoide, calcolo degli indicatori derivati: feature Area Peak-Valley e feature Detection motion of plunger. Le seguenti feature consentono di focalizzarsi sull'apertura della valvola ovvero sul movimento del pistone che è la fase critica che determina la correttezza o meno del singolo ciclo.
2. Isolamento fase/componente di degradazione/invecchiamento della valvola attraverso la feature Detection motion of plunger. Secondo quanto visto in Figura 4.2, Figura 4.3 e Figura 4.4, circa l'andamento delle 2 feature, l'unica fase in cui la valvola si apre con certezza in maniera corretta è la fase di degradazione. La feature Detection motion of plunger permette di isolare facilmente le fasi di vita della valvola. La fase di fault viene identificata per esempio tramite un valore di tale feature pari a circa 0 mA (assenza di tensione indotta causata dal pistone che è significativo di un mancato movimento dello stesso) e la fase di transition tramite un decremento progressivo di tale feature.
3. Scelta della soglia di classificazione tra valvole a solenoide considerate sane e rotte. Bisogna tenere in considerazione nel prendere tale decisione: il trade-off falsi positivi-falsi negativi, il trade-off costo manutenzione-rischi di un possibile fault e i dati di train sulle valvole rotte a disposizione.
4. Curve fitting della feature Area Peak-Valley della fase di degradazione della valvola utilizzando le acquisizioni note per stimare e predire le future rilevazioni.
5. Costruzione dell'indicatore State of Health (SOH) attraverso lo scaling del curve fitting tra 0 a 1 della feature Area Peak-Valley. Spesso nell'ambito della determinazione della vita utile residua di un componente si possono trovare notazioni differenti in cui si considera lo State of Health calcolato al seguente step come direttamente la RUL del sistema. Con questa notazione la RUL è l'indicatore tra 0 e 1 che definisce la percentuale di vita utile residua della valvola. In questo elaborato per evitare l'utilizzo di eccessiva notazione che possa portare confusione, da questo punto in avanti si parlerà solo di RUL intesa come SOH del componente.
6. Calcolo della RUL come differenza tra l'acquisizione dello stato attuale e l'acquisizione del punto di rottura stimato. Essa può essere espressa sia in termini di tempo (ad esempio in termini di numero di ore rimanenti prima del fault) o

come numero di utilizzi rimasti (ad esempio come numero di cicli di apertura della valvola prima della rottura).

7. Utilizzo delle metriche di regressione (MAE, MSE e R^2) per dare una valutazione quantitativa circa la bontà della stima effettuata. Migliori sono i valori di tali metriche maggiore sarà l'attendibilità del regressore RUL elaborato.

4.3 IMPLEMENTAZIONE ALGORITMO PER LE ELETTROVALVOLE SERIE KN

Nel seguente capitolo viene presentata una particolare implementazione per le valvole serie KN di Camozzi Automation dell'algoritmo presentato in sezione 4.2.

4.3.1 METODO NON-LINEAR LEAST SQUARES

Non-linear least squares è una tecnica di ottimizzazione (o regressione) che si basa sulla stima a minimi quadrati, utilizzata per adattare un insieme di m osservazioni con un modello non lineare in n parametri sconosciuti ($m \geq n$); questa tecnica consente quindi di trovare una funzione, rappresentata da una curva ottima (o curva di regressione), che si avvicini il più possibile ad un insieme di dati. La base del metodo consiste nell'approssimare il modello con uno lineare e raffinare i parametri per iterazioni successive. Le sue peculiarità, che di seguito verranno presentate, lo rendono il metodo di stima più idoneo per svolgere il curve fitting della feature Area Peak-Valley (isolato alla fase di degradazione) all'interno del progetto di predizione della RUL delle valvole KN. Il più grande vantaggio della regressione dei minimi quadrati non lineare [30] rispetto a molte altre tecniche è l'ampia gamma di funzioni che possono essere stimate. Sebbene molti processi scientifici e ingegneristici possano essere descritti bene utilizzando modelli lineari o altri tipi di modelli relativamente semplici, ci sono molti altri processi che sono intrinsecamente non lineari. I modelli lineari non descrivono processi che a livello asintotico [31] stimano molto bene perché per tutte le funzioni lineari il valore della funzione non può aumentare o diminuire a un ritmo decrescente e quindi i valori agli estremi (asintotici) non sono ben predetti. Esistono invece molti tipi di modelli non lineari che descrivono bene il comportamento asintotico di un processo. In generale, le caratteristiche intrinseche dei processi fisici possono far propendere verso modelli non lineari o lineari. Essendo una procedura dei "minimi quadrati", i minimi quadrati non lineari hanno alcuni degli stessi vantaggi (e svantaggi) che la regressione lineare dei minimi quadrati ha rispetto ad altri metodi. Un vantaggio comune è l'uso efficiente dei dati. La regressione non lineare può produrre buone stime dei parametri sconosciuti nel modello con set di dati relativamente piccoli. Un altro vantaggio che i minimi quadrati non lineari condivide con i minimi quadrati lineari è una teoria abbastanza ben sviluppata per calcolare intervalli di confidenza, previsione e calibrazione per rispondere a domande scientifiche e ingegneristiche. Nella maggior parte dei casi l'interpretazione probabilistica degli intervalli prodotti dalla regressione non lineare è solo approssimativamente corretta, ma questi intervalli funzionano ancora molto

bene nella pratica. Dal punto di vista teorico e matematico, il Nonlinear Least Squares ha la seguente formulazione:

Dati m punti $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$ e una funzione che descrive il modello della curva $y = f(x, \boldsymbol{\beta})$, che dipende sia dalla variabile x sia dai parametri, $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$ con $m \geq n$. Si vuole ricercare un vettore $\boldsymbol{\beta}$ di parametri tali per cui la curva si adatta meglio ai dati nel senso dei minimi quadrati, cioè la somma dei quadrati

$$S = \sum_{i=1}^m r_i^2$$

è minimizzata, con i residui (errori di predizione nel campione) r_i che sono dati da

$$r_i = y_i - f(x_i, \boldsymbol{\beta})$$

per $i = 1, 2, \dots, m$. Il valore minimo di S si verifica quando il gradiente è zero. Poiché il modello contiene n parametri, esistono n equazioni del gradiente:

$$\frac{\partial S}{\partial \beta_j} = 2 \sum_i r_i \frac{\partial r_i}{\partial \beta_j} = 0 \quad (j = 1, \dots, n)$$

In un sistema non lineare, le derivate $\frac{\partial r_i}{\partial \beta_j}$ sono funzioni sia della variabile indipendente che dei parametri, quindi in generale queste equazioni del gradiente non hanno soluzione chiusa. Invece, i valori iniziali devono essere scelti per i parametri. Quindi, i parametri vengono raffinati in modo iterativo, ovvero i valori sono ottenuti per approssimazioni successive,

$$\beta_j \approx \beta_j^{k+1} = \beta_j^k + \Delta \beta_j$$

Dove, k è un numero di iterazione e il vettore di incrementi, $\Delta \boldsymbol{\beta}$, è noto come vettore di spostamento. Ad ogni iterazione il modello viene linearizzato per approssimazione ad un'espansione polinomiale di Taylor del primo ordine β^k . L'algoritmo di Gauss-Newton è il metodo iterativo più utilizzato per risolvere problemi di minimi quadrati e regressioni non lineari. È una versione modificata del metodo di Newton per trovare un minimo di una funzione. Il metodo di Gauss-Newton può essere espresso in termini dello jacobiano J_f della funzione f come

$$\boldsymbol{\beta}^{(s+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(s)} - (\mathbf{J}_r^\top \mathbf{J}_r)^{-1} \mathbf{J}_r^\top \mathbf{r}(\boldsymbol{\beta}^{(s)})$$

In cui \mathbf{J} è la matrice jacobiana di elementi

$$(\mathbf{J}_{\mathbf{r}})_{ij} = \frac{\partial r_i(\boldsymbol{\beta}^{(s)})}{\partial \beta_j}$$

e iniziando con $\beta^{(0)}$ come stima iniziale per il minimo, il metodo esegue iterativamente

$$\boldsymbol{\beta}^{(s+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(s)} + (\mathbf{J}_{\mathbf{f}}^{\top} \mathbf{J}_{\mathbf{f}})^{-1} \mathbf{J}_{\mathbf{f}}^{\top} \mathbf{r}(\boldsymbol{\beta}^{(s)})$$

4.3.2 POLYNOMIAL REGRESSION

In statistica, la regressione polinomiale è una forma di analisi di regressione in cui la relazione tra la variabile indipendente x e la variabile dipendente y è modellata come un polinomio di n -esimo grado in x . La regressione polinomiale si adatta a una relazione non lineare tra il valore di x e la corrispondente media condizionale di y , indicata con $E(y|x)$. Possiamo modellare il valore atteso di y come un polinomio di n -esimo grado, ottenendo il modello di regressione polinomiale generale

$$y = \beta_0 + \beta_1x + \beta_2x^2 + \beta_3x^3 + \dots + \beta_nx^n + \varepsilon$$

con β vettore dei parametri ed ε errore casuale.

La scelta della complessità del modello è data dal trade-off di due componenti: Il bias [32] che si riferisce all'errore dovuto alle ipotesi semplicistiche del modello nell'adattare i dati. Un bias elevato significa che il modello non è in grado di catturare i modelli nei dati e questo si traduce in un adattamento insufficiente. La varianza invece, si riferisce all'errore dovuto al modello complesso che cerca di adattare i dati. Alta varianza significa che il modello passa attraverso la maggior parte dei punti dati e si traduce in un adattamento eccessivo ai dati (overfitting).

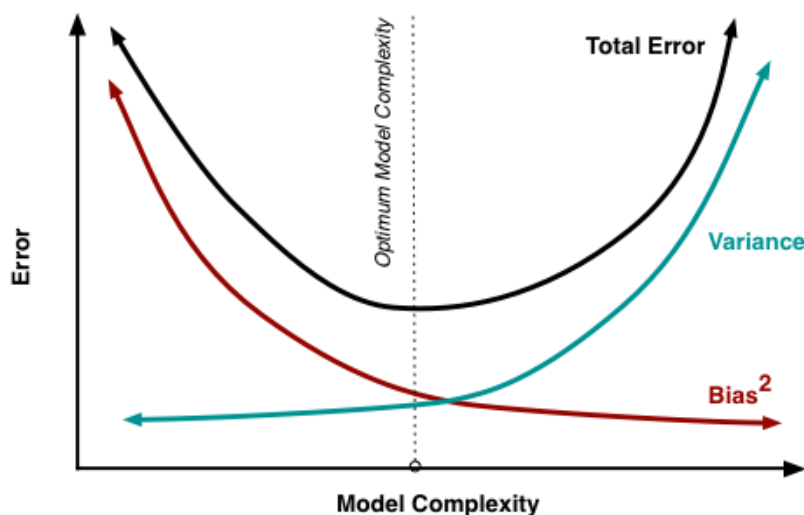


Figura 4.5: TradeOff Bias-Varianza nella scelta della complessità modello

Nel seguente progetto la scelta della complessità del modello parte da un'analisi dell'andamento delle feature delle valvole rotte. Esse sono infatti le uniche valvole di cui si ha la certezza di avere per intero il pattern di degradazione. Le valvole rotte, mostrano trend crescenti e molto coerenti tra loro (simili); in particolare evidenziano il medesimo pattern di degradazione esponenziale stimabile attraverso una funzione di secondo grado. La scelta di utilizzare come stima una parabola,

è una decisione implementativa che permette di garantire semplicità e facilità di interpretazione/implementazione fornendo ottimi risultati. Per il tradeOff Bias-Varianza discusso in precedenza, un modello del secondo ordine risulta essere la scelta ottima per stimare un pattern di tipo esponenziale. I parametri scelti per la stima saranno quindi a, b, c del polinomio di secondo grado

$$y = ax^2 + bx + c$$

in cui a indica la concavità della parabola e la sua apertura, b del termine di primo grado indica la posizione dell'asse di simmetria rispetto all'asse y e c indica il punto in cui la parabola interseca l'asse y . Il discriminante $\Delta = b^2 - 4ac$ indica se la parabola interseca l'asse x .

- $\Delta > 0$ la parabola interseca l'asse x in due punti distinti.
- $\Delta < 0$ la parabola non interseca l'asse x .
- $\Delta = 0$ la parabola è tangente all'asse x .

Un punto chiave nella stesura della RUL è la monotonicità dell'indicatore, che richiede che si restringano i valori ritenuti accettabili per i parametri della stima. Una stima con concavità negativa, probabilmente ottenuta per i pochi dati a disposizione, non è accettabile per 2 motivi: in primo luogo si è constatato attraverso le valvole rotte che il pattern di degradazione è una funzione esponenziale ($a > 0$). Inoltre, non ha senso ai fini pratici che la stima della valvola abbia concavità negativa perchè significherebbe che la valvola aumenti la propria vita utile residua all'aumentare dei cicli di apertura compiuti. Come si vedrà in seguito, il metodo di stima che verrà utilizzato "Curve_fit", permette di settare il parametro "bounds" per selezionare i limiti entro i quali accettare i valori dei parametri; settando un valore massimo e uno minimo per ogni parametro. Si è deciso in questo modo di accettare i polinomi di secondo grado aventi stime dei parametri con concavità della parabola verso l'alto. La concavità verso il basso $a < 0$ viene esclusa dalla stima ponendo $a=0$ e ottenendo quindi delle rette. In questi particolari casi la stima si riduce a delle rette di primo grado

$$y = bx + c$$

la cui pendenza x è garantita essere positiva dall'andamento degli experimental data della feature Area Peak-Valley, che secondo la fisica del sistema in esame, hanno andamento crescente. Per l'implementazione con codice python si è scelto il package Scipy che attraverso la funzione curve_fit consente di applicare una stima di funzione non linear least squares e di scegliere la struttura del polinomio di stima.

PACKAGE SCIPY: FUNZIONE CURVE_FIT PER LA STIMA NON-LINEAR LEAST SQUARES²

Come precedentemente detto, la funzione `curve_fit` del package Scipy utilizza il metodo dei minimi quadrati non lineare (illustrato in sottosezione 4.3.1) e assume una funzione di stima con struttura $ydata = f(xdata, *params) + eps$ al fine di sviluppare una regressione polinomiale (come visto in sottosezione 4.3.2).

In Listing 4.1 si è presentato un esempio python dell'utilizzo della funzione `curve_fit` del package scipy. La stima è stata svolta ponendo come conoscenza il primo 20% dei blocchi che compongono la totalità degli experimental data. Il polinomio scelto per la stima è di secondo grado secondo quanto descritto precedentemente.

```

1  # Fitting function
2  def func(x, a, b, c):
3      return a*x*x+b*x+c
4
5  sigma1 = np.ones(len(round(len(y1)/10)*2))
6  sigma1[[0]] = 0.01
7  xFit1 = np.arange(0, len(y1), 1)
8  x = x1[0:round(len(y1)/10)*2]
9  y = y1[0:round(len(y1)/10)*2]
10 popt1_2, pcov1 = curve_fit(func, x, y, sigma=sigma1, bounds=
      ((0, -np.inf, -np.inf), (np.inf, np.inf, np.inf)))

```

Listing 4.1: Esempio stima di funzione con `curve_fit`

I parametri di `curve_fit` utilizzati sono:

- `function`: La funzione modello, $f(x, \dots)$ che si vuole utilizzare per la stima.
- `x`: La variabile indipendente in cui vengono misurati i dati.
- `y`: La variabile dipendente $f(xdata)$.
- `sigma`: Determina l'incertezza degli `ydata`. Definendo i residui come $r = ydata - f(xdata, *popt)$.
- `bounds`: Lower e upper bounds dei parametri, di defaults non vengono applicati dei limiti.

Il parametro `sigma` per come settato consente di dare maggiore peso al primo valore rilevato degli experimental data in modo da poter confrontare graficamente le curve di stima che avranno valori iniziali simili. Il parametro `bounds` pone limiti sul parametro `a` della funzione che deve essere positivo e non pone restrizioni sui parametri

²https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.optimize.curve_fit.html

b e *c*. *Xfit1* invece è una variabile che indica fino a quanti blocchi si vorrà prolungare la predizione e verrà utilizzato in seguito nel codice. In Figura 4.6 e Figura 4.7 è rappresentata, per la totalità delle valvole, la regressione polinomiale della feature Area Peak-Valley attraverso un modello non lineare a minimi quadrati. Sull'asse delle ascisse è rappresentato il # Blocchi, tale variabile indipendente rappresenta la fase d'acquisizione in cui ci si trova attualmente. Si ricorda che tale notazione è stata introdotta in sezione 3.2 e permette di radunare le acquisizioni rilevate nella medesima fase in un blocco comune. Sull'asse delle ordinate invece, l'area Peak-Valley con unità di misura $[mA^2 * ms]$. In rosso sono rappresentati gli experimental data rilevati per ogni blocco di acquisizione ovvero i dati reali acquisiti che bisogna stimare attraverso una funzione del secondo grado. Si è scelto di utilizzare una color map per ogni valvola, che spazi diversi colori dal blu all'azzurro al fine di indicare il livello di conoscenza pregressa utilizzata in ogni singola stima. Si avrà quindi che il colore blu corrisponde ad una stima effettuata con la minima conoscenza fino ad arrivare all'estremo opposto azzurro, che rappresenta la stima effettuata con la totalità dei blocchi d'acquisizione noti. Per ogni valvola si compiono 10 stime incrementali per conoscenza di # blocchi: la prima stima è perciò svolta conoscendo il primo 10% degli experimental data, la seconda stima con il 20%, la terza stima con il 30% ecc. Ogni singola stima viene rappresentata da una linea che presenta nella prima parte un tratto continuo e nella seconda parte un tratto alternato (tratteggiato). La componente continua identifica la conoscenza del # blocchi a disposizione, invece la componente tratteggiata identifica la parte predetta su futuri blocchi ancora ignoti e non a disposizione per la stima. La soglia della feature area Peak-valley è rappresentata con una linea continua rossa orizzontale (per la scelta del valore della soglia si veda sezione 4.2) e definisce la distinzione tra le valvole considerate sane e rotte in un determinato blocco di acquisizione. Il punto di rottura è identificato dall'intersezione tra la stima dell'andamento della feature Area Peak-Valley e la soglia. Nel caso in cui la stima sia tratteggiata nel momento in cui interseca la soglia, indica che la rottura non è ancora avvenuta e avverrà nel preciso momento futuro identificato da tale intersezione. Viceversa, se la linea continua interseca la soglia, indica che il punto di rottura stimato è già avvenuto e che tale momento coincide con l'intersezione. Si procede ora con delle considerazioni circa i risultati ottenuti. La scelta della soglia per la feature Peak-Valley a 1600 $[mA^2 * ms]$, dichiara rotte, oltre alla valvole classificate come tali, anche le valvole 2, 4, 9 e 10 (o perlomeno le mostra essere vicinissime a una potenziale rottura). Questi risultati in realtà, non sono sorprendenti, e sono coerenti con i test svolti da Camozzi Automation stessa. Queste 4 valvole infatti, analizzando i singoli test svolti da Camozzi sulle valvole a riposo per testarne la rottura (vedi sezione 2.1), presentano:

- Esiti discordanti tra i diversi test applicati sulla valvola svolti al fine di dichiarare la rottura o meno della stessa.
- Esiti in contraddizione dei singoli test in sessioni consecutive. Si rileva casi infatti, in cui test successivi portano il parametro del test in valori idonei dopo non esserlo stato in test precedenti. In caso di primi valori non idonei, la Camozzi Automation per determinare se una valvola fosse rotta, controllava se i singoli parametri ottenuti come output dei test rientrassero in valori idonei in test successivi o se permanessero in range non accettabili.

Fatte le seguenti considerazioni, probabilmente tali valvole non hanno raggiunto la completa rottura ma presentano dei primi segnali di andamento di fault alternati a cicli compiuti correttamente. Tuttavia, non si è potuta dichiarare con certezza la rottura della valvola come è stato invece fatto per le valvole dichiarate rotte in cui c'erano maggiori evidenze.

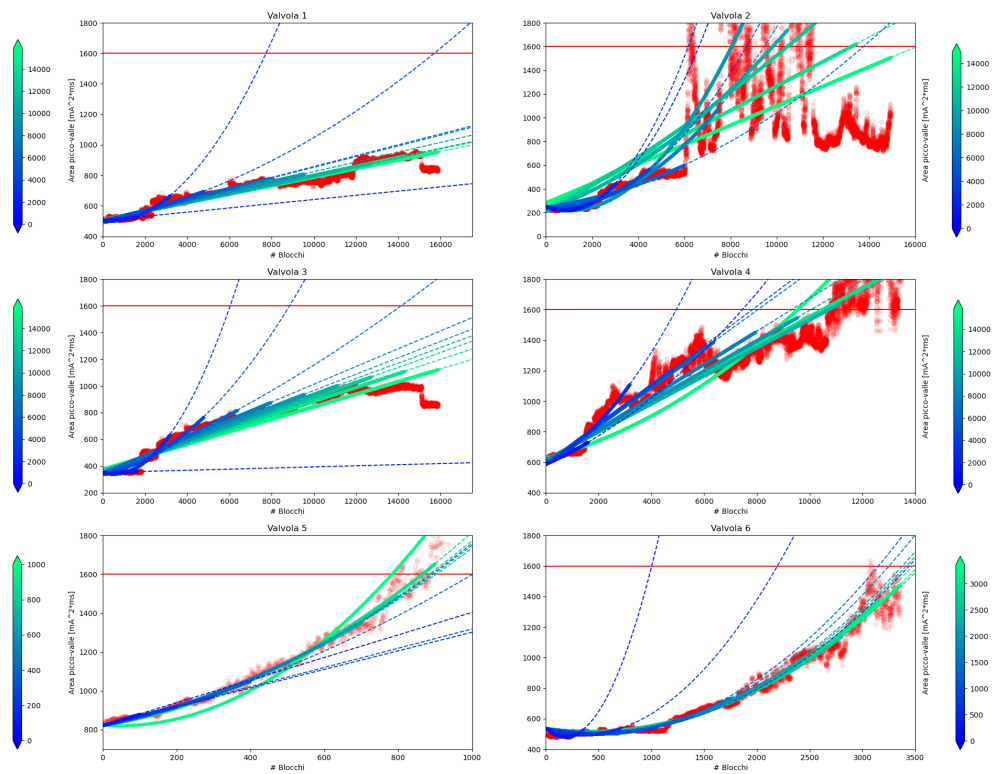


Figura 4.6: Stima non-linear least squares, curve_fit area Peak-Valley valvole 20Hz

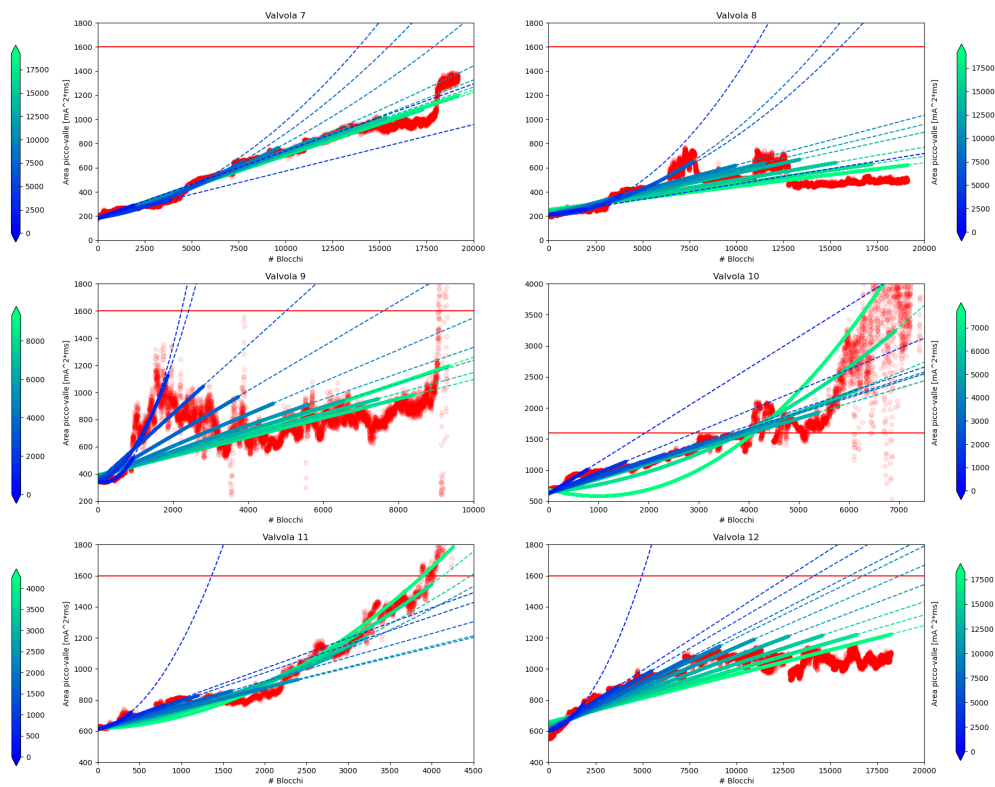


Figura 4.7: Stima non-linear least squares, curve_fit area Peak-Valley valvole 50Hz

INDICATORE REMAINING USEFUL LIFE VALVOLE KN

A partire dall'andamento della stima della feature Area Peak-Valley si passa all'elaborazione di un indicatore di remaining useful life. Per la stesura della RUL (Remaining Useful life) si è scelto secondo quanto visto in sezione 4.1 di redigere un indicatore monotono crescente che vari tra 0 e 1. Si rende necessario lo scaling/normalizzazione dei dati tra 0 e 1 in cui lo 0 identifica lo stato di piena salute della valvola (0% degradazione) e l'1 lo stato di rottura della valvola (100% degradazione). Lo stato di fault della valvola è stato precedentemente identificato ed è il valore a cui è settata la soglia; esso risulta essere uniforme per tutte le valvole. Come minimo invece, si è scelto il primo valore in assoluto degli experimental data a disposizione. La scelta di prendere la prima rilevazione è dovuta al fatto che l'andamento crescente degli experimental data è certificato sia dallo studio della fisica del sistema sia dalle rappresentazioni grafiche in Figura 3.8 e Figura 3.9. Dato l'andamento crescente, il primo valore degli experimental data è con molta probabilità il minimo assoluto o uno dei valori minimi a meno di comportamenti anomali del sistema. Inoltre, secondo quanto visto in Listing 4.1, il parametro sigma per come settato dà maggiore peso nella stima al primo valore degli experimental data, seppur non imponendo necessariamente il passaggio per tale punto. Soffermandosi sulle 3 valvole rotte, le valvole 5,6, e 11, in Figura 4.8 è rappresentato l'andamento della RUL. Nella rappresentazione della RUL, ogni curva mostra le corrispondenze tra blocco corrente - % vita utile residua. Tutte e 3 le valvole presentano il medesimo andamento coerentemente con il fatto che il pattern di degradazione delle 3 valvole rotte sia esponenziale. Un polinomio di secondo grado riesce a stimare molto bene l'andamento esponenziale già con pochi blocchi a disposizione. Si è proceduto poi al calcolo del numero di blocchi mancanti prima del fault e del numero di ore mancanti prima del fault. Per calcolare tali variabili si calcola la differenza tra il blocco attuale (blocco corrente ovvero ultimo blocco noto nella stima) e il blocco in cui è stimato il fault della valvola. Il calcolo verrà presentato nel dettaglio con le successive rappresentazioni in Figura 4.12. In Figura 4.9 è rappresentato l'andamento del termine vita della valvola in unità di tempo (ore macchine alla rottura) e in termini di blocchi di acquisizione (numero di alternanza di fasi acquisizione degradazione prima della rottura). Come per le precedenti rappresentazioni si è utilizzata un color map scalata con salti del 10% di fasi di acquisizione note. Interessante notare come le prime stime non abbiano ancora il trend decrescente che si ottiene con le stime svolte con maggior conoscenza pregressa. La motivazione di questo andamento ha 2 spiegazioni:

- La presenza di pochi dati a disposizione è ancora insufficiente per una stima corretta a lungo termine e per questa ragione le prime curve di stima tendono ad avere un andamento non coerente con le successive stime svolte con maggior

conoscenza pregressa.

- Una volta constatato che il pattern di degradazione delle valvole rotte è di tipo esponenziale, delle prime stime con andamenti differenti possono essere dovute ad una fase di degradazione non ancora pienamente compiuta.³ Per esempio, per le valvole sane non conoscendo il termine vita (punto di rottura) sappiamo che delle prime stime saranno imprecise e solamente nel momento in cui, l'andamento delle stime rispecchierà quello tipico allora delle valvole rotte, allora la fase di degradazione sarà pienamente compiuta/identificata.

Nel momento in cui la conoscenza pregressa raggiunta sui blocchi noti è tale da consentire ottime stime della feature, il trend dell'andamento del termine vita della valvola diventa decrescente e coerente tra le diverse stime.

³Si precisa che questa osservazione è relativa a quanto constatato per tutte e 3 le valvole rotte a disposizione. Non è dato sapere il tipo di rottura cui le valvole in questione sono soggette, per cui questa considerazione vale in generale ma può non valere in caso di particolari rotture differenti.

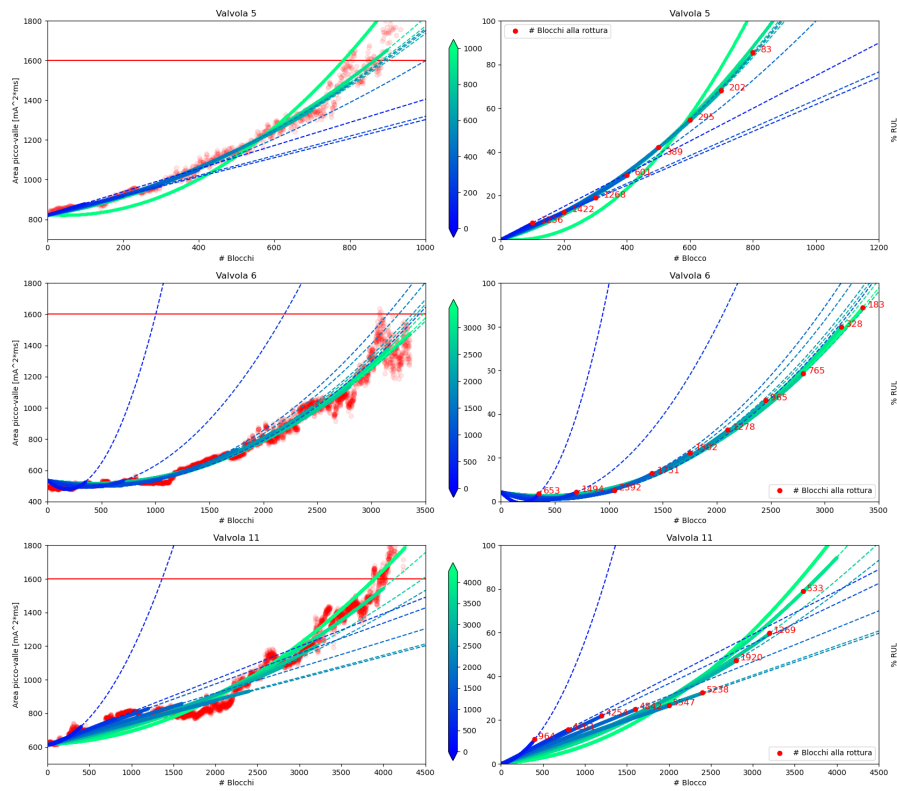


Figura 4.8: Indicatore Remaining Useful Life (RUL) Valvole rotte

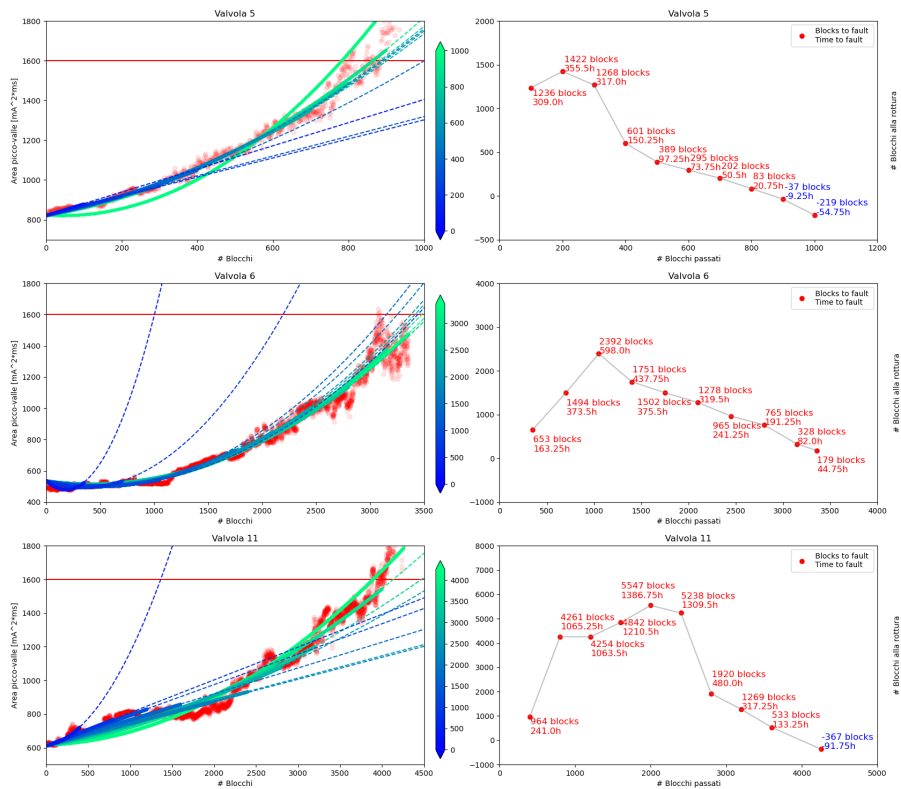


Figura 4.9: Time to fault and Blocks to fault Valvole rotte

In Figura 4.10 e Figura 4.11 sono rappresentate le RUL per la totalità delle valvole. La color map, come per i precedenti grafici, varia da blu ad azzurro e spazia dalla minima conoscenza di blocchi per la stima alla massima che corrisponde alla totalità degli experimental data. Per ogni valvola sono rappresentate 10 RUL corrispondenti a 10 gradi di conoscenza differenti. In rosso, per ogni RUL, è indicato il numero di blocchi stimato alla rottura ovvero la differenza tra il N° blocco attuale e il N° blocco in cui è stimato il fault della valvola. Notiamo come l'andamento delle valvole sane, nonostante non sia ancora pienamente identificata la fase di degradazione caratterizzata da un pattern esponenziale, abbia comunque un andamento crescente pur con fattori di crescita minori. A conferma di quanto affermato precedentemente circa le valvole 2,4,9 e 10 dichiarate non rotte, con i seguenti grafici si riesce a intuirne meglio il motivo. Prendendo da esempio la valvola 2, si ha che le stime svolte con # blocchi = 8000, 10000 e 12000 dichiarano la valvola già rotta; il motivo è da ricercarsi in un disturbo presente nella feature peak-valley della valvola 2. Infine, l'ultima stima della RUL svolta avendo a disposizione la totalità dei dati, dichiara la valvola sana con rottura futura tra 2834 blocchi. Per tale ragione probabilmente, Camozzi non ha dichiarato rotta tale valvola. Perché dopo dei cicli in cui la valvola aveva un andamento di fault, è tornata a funzionare correttamente. Tale comportamento della valvola 2 può essere catalogato come intermittent fault secondo quanto visto in sezione 1.3.

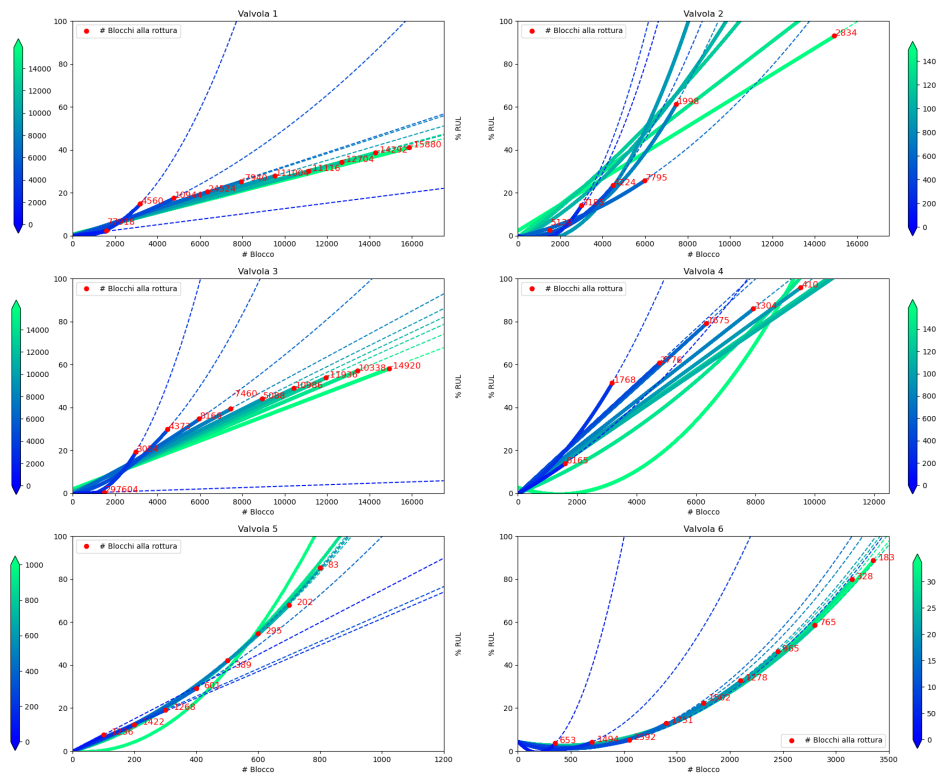


Figura 4.10: Indicatore Remaining Useful Life (RUL) Valvole 20Hz

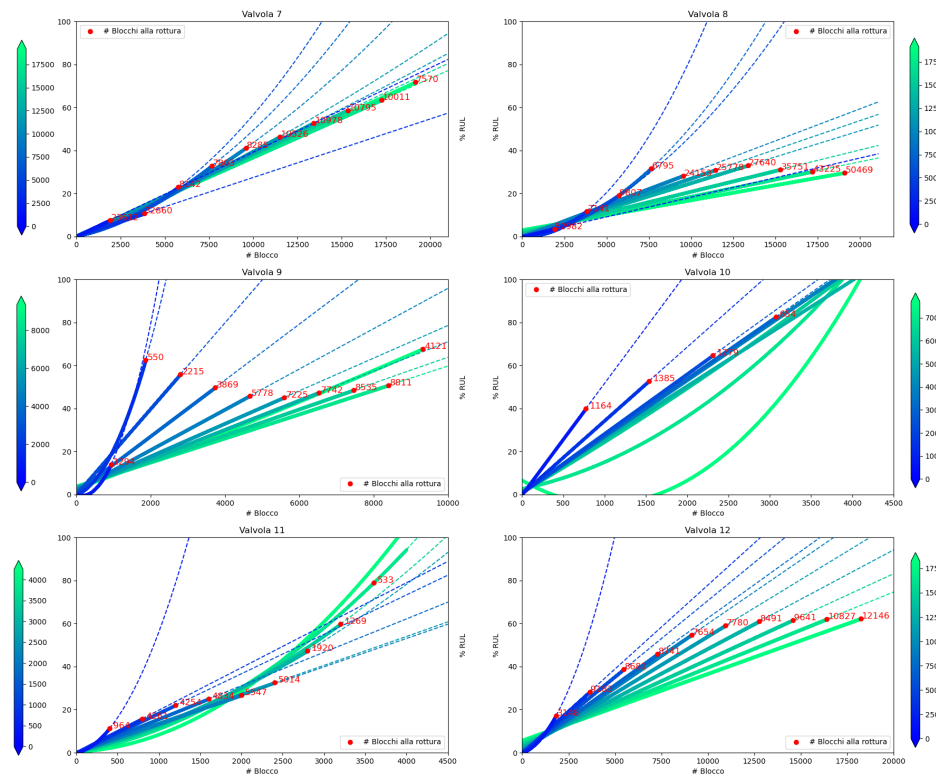


Figura 4.11: Indicatore Remaining Useful Life (RUL) Valvole 50Hz

In Figura 4.12 e in Figura 4.13 è rappresentato l'andamento della vita utile residua delle valvole in termini di numero blocchi di acquisizione prima della rottura e di numero ore di utilizzo della macchina alla rottura. Queste variabili si calcolano nel seguente modo: una volta stimato il numero del blocco in cui avverrà la rottura, la differenza tra il N° del blocco in cui avverrà il fault e il N° blocco corrente fornisce il N° di blocchi rimanenti alla rottura. Risalire al tempo residuo una volta noto il numero di blocchi è semplice. In un andamento standard della valvola,⁴ la media del tempo necessario per campionare un intero blocco di acquisizione si attesta nell'intorno dei 15 minuti.⁵ Quindi, una volta calcolato il numero di blocchi residuo alla rottura è facile risalire ad una stima del tempo residuo, essendo noto che un blocco ha una durata di circa 15 minuti. Moltiplicando il numero di blocchi alla rottura per 15 minuti si risale al numero di minuti rimasti prima della rottura. Per comodità nei grafici il tempo è espresso in ore quindi la corrispondenza è $0,25h = 15$ minuti. Per facilità di notazione si sono rappresentati in blu le stime che dichiarano la rottura già avvenuta e in rosso le stime che dichiarano la rottura in blocchi futuri. Si noti come le valvole sane possano essere separate in 2 categorie:

- Le valvole sane in cui la rottura è stimata essere imminente come la valvola 4 e 9, in cui si ha un pattern decrescente. Il valore di fault della valvola è identificato con stime consecutive coerenti tra loro.
- Valvole sane in cui la rottura è stimata essere lontana, come la valvola 3 e 8. Non si ha un pattern decrescente e coerente tra le stime. La RUL ha un andamento stazionario o addirittura leggermente crescente. Per tali valvole molto probabilmente la fase di degradazione non è stata pienamente identificata.

⁴In cui ovviamente non si alternano fasi a bassa frequenza per l'acquisizione a fasi ad elevata frequenza per la degradazione ma solamente la frequenza standard di utilizzo della valvola. Nel caso di tale progetto la frequenza standard di utilizzo della valvola è 3Hz ovvero la frequenza di campionamento.

⁵Per un'approssimazione più precisa bisognerebbe calcolare anche il numero di blocchi presenti nella fase di degradazione e il relativo tempo di utilizzo della macchina. Tuttavia, la rappresentazione vuole essere una prima approssimazione già attendibile senza pretese di assoluta precisione; inoltre, considerando anche la fase di degradazione, il grafico mostrerebbe lo stesso andamento moltiplicato per un fattore numerico positivo.

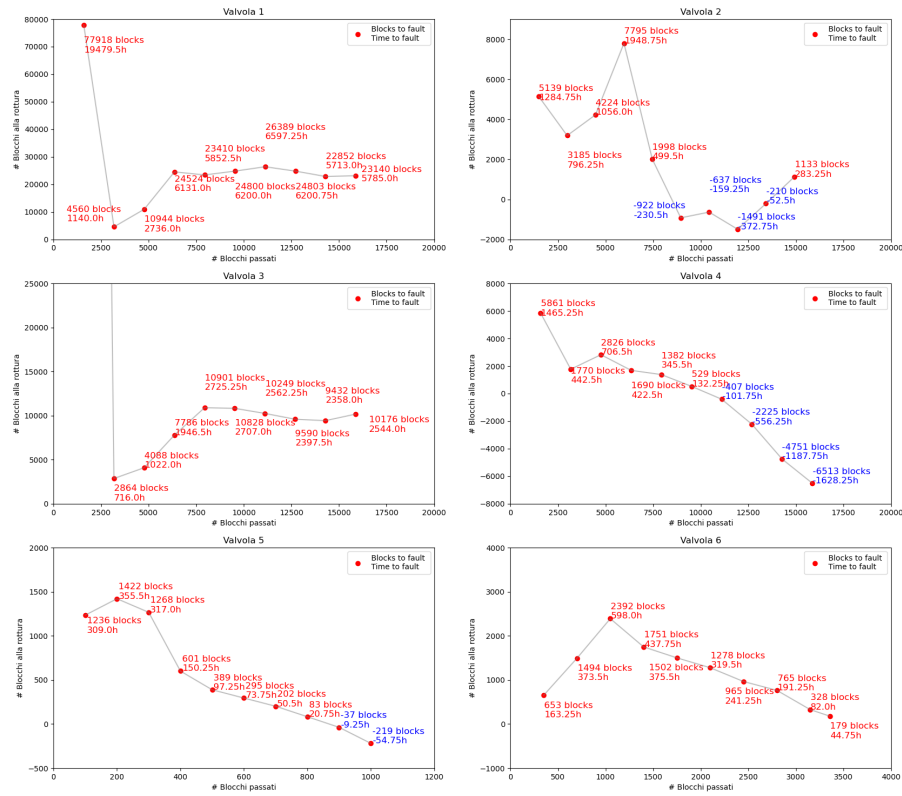


Figura 4.12: Time to fault and Blocks to fault Valvole 20Hz

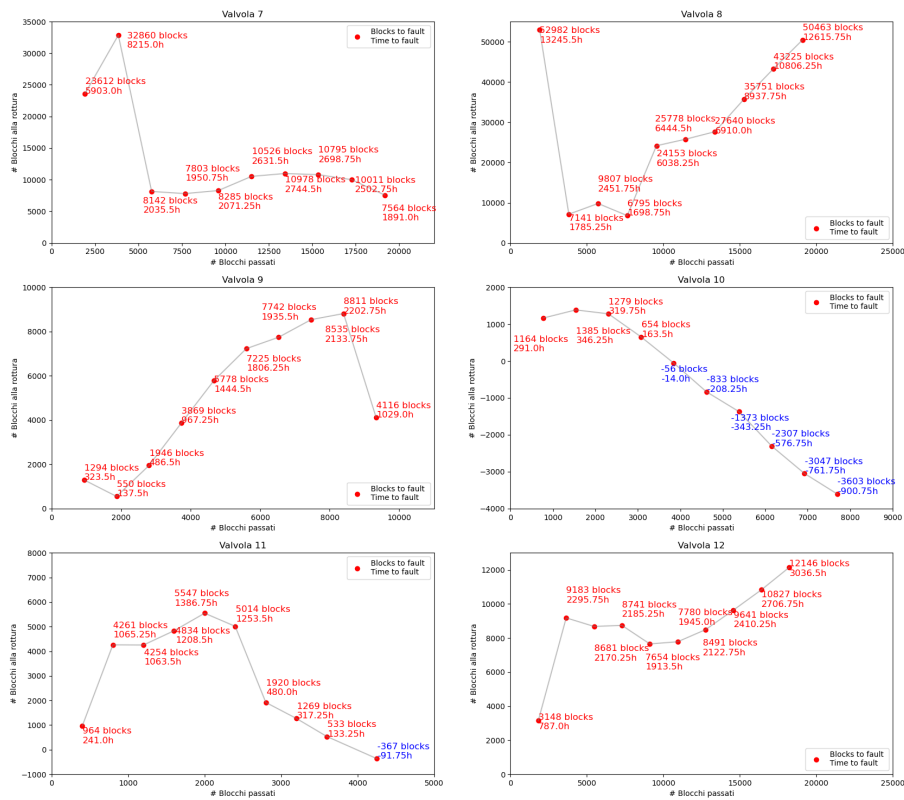


Figura 4.13: Time to fault and Blocks to fault Valvole 50Hz

4.3.3 METRICHE DI REGRESSIONE PER LA VALUTAZIONE DELLA RUL

Per valutare la bontà dell'indicatore RUL costruito bisogna valutare l'attendibilità della stima su cui si fonda l'algoritmo. Più la stima è efficace e aderente agli experimental data più l'indicatore RUL sarà attendibile. Viceversa, al peggiorare della stima degli experimental data, la feature RUL sarà meno attendibile e meno precisa. Al di là di una valutazione qualitativa si è voluto darne una quantitativa della bontà della stima, per questa ragione si sono calcolate diverse metriche di regressione [33].

Mean Absolute Error (MAE) : $\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n |y_i - p_i|$

si riferisce al valor medio dei valori di errore assoluto calcolati per ogni punto nel set di dati. Un modello perfetto produce un MAE pari a zero, e più il MAE osservato è vicino a zero, meglio il modello si adatta ai dati. Il calcolo del MAE considera tutte le penalizzazioni allo stesso modo, indipendentemente dal fatto che il valore previsto sia minore o maggiore del valore effettivo. Il MAE inoltre non scala l'importo della penalità applicata a un errore in base alla sua dimensione, di conseguenza, il MAE può essere una metrica appropriata da utilizzare quando non è necessario applicare sanzioni maggiori per i valori anomali o per i set di dati che contengono pochi o nessun valore anomalo.

Mean Squared Error (MSE) : $\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2$

si riferisce al valor medio del quadrato degli errori calcolati per ciascun punto. L'uso di questa metrica è da preferirsi laddove errori grandi sono particolarmente costosi, essendo una metrica sensibile agli outliers; nell'ambito medico per esempio tale metrica risulta in genere migliore del MAE.

R^2 Score : $R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS}$ con devianza totale $TSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$ e

devianza residua $RSS = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$

Denominato anche coefficiente di determinazione è una proporzione tra la variabilità dei dati e la correttezza del modello statistico utilizzato. Esso misura la frazione della varianza della variabile dipendente espressa dalla regressione. Un valore di $R^2 = 1.0$ indica un perfetto adattamento del modello, il che significa che il modello prevede correttamente i valori effettivi senza errori. In questa circostanza, il modello spiega il 100% della varianza dei dati attorno alla sua media. Un valore di $R^2 = 0,0$ indica che il modello produce una linea perfettamente orizzontale. In questa circostanza, il modello spiega lo 0% della varianza dei dati attorno alla sua media.

In Listing 4.2 un esempio di utilizzo in python nelle metriche di scikit learn.


```

1  from sklearn.metrics import mean_absolute_error,
2                                  mean_squared_error,
3                                  r2_score
4
5  y12_hat10=func(xFit12[0:round(len(y12)/10)*10], *popt12_10)
6
7  MAE = mean_absolute_error(y12, y12_hat10)
8  MSE = mean_squared_error(y12, y12_hat10)
9  R2 = r2_score(y12, y12_hat10)

```

Listing 4.2: Esempio calcolo metriche di regressione in Python con package scikit learn

In Figura 4.14 sono rappresentate le metriche di regressione per la valutazione della stima della Feature Area Peak-Valley per la totalità delle valvole. Sull'asse delle ascisse è indicato il #stima: le stime a disposizione sono 10 e sono ordinate secondo un grado maggiore di conoscenza delle acquisizioni (la prima stima è svolta conoscendo il 10% dei blocchi di acquisizione e l'ultima stima è svolta conoscendo il 100% dei blocchi di acquisizione). Sull'asse delle ordinate nei vari grafici è indicato il valore totale della metrica di regressione selezionata. Le valvole sono raggruppate per frequenza di degradazione in valvole 20Hz e valvole 50Hz. Si possono fare diverse considerazioni sui risultati ottenuti. Una prima osservazione banale è l'andamento decrescente delle metriche MAE e MSE, e crescente di R^2 all'aumentare della conoscenza pregressa che permette di effettuare stime sempre più precise e attendibili. Le valvole rotte come da aspettative, risultano essere tra le valvole meglio stimate, coerentemente con il fatto che la scelta del polinomio di secondo grado fosse ottima al fine di stimare l'andamento esponenziale della degradazione. L'andamento delle metriche fornisce anche risultati confortanti circa le valvole 2,4,9 e 10 precedentemente analizzate. Secondo quanto analizzato esse presentavano dei cicli errati tipici delle valvole rotte in andamento di fault, alternati ad andamenti corretti tipici delle valvole sane. Un elevato valore delle metriche mostra che tali andamenti sono anomali e altalenanti, ben lontani dai tipici valori di degradazione delle valvole rotte a disposizione. In particolare, prendendo da esempio la valvola 2, si nota come per 3 stime consecutive vi sia un cambio netto di errore nella stima (probabile andamento di fault) recuperato con le ultime stime (ritorno ad un andamento corretto della valvola). In generale l'utilità delle metriche di regressione è associare un valore quantitativo alla singola stima e vedere come tale valore migliora nel tempo. Come si può osservare, l'errore ha una netta decrescita nelle prime 6 stime in genere. Nelle stime successive continua a diminuire seppur in maniera più lieve. Questo fatto dimostra che attraverso il primo 60% circa dei dati a disposizione è già possibile stimare con una certa soglia di attendibilità l'andamento dei dati.

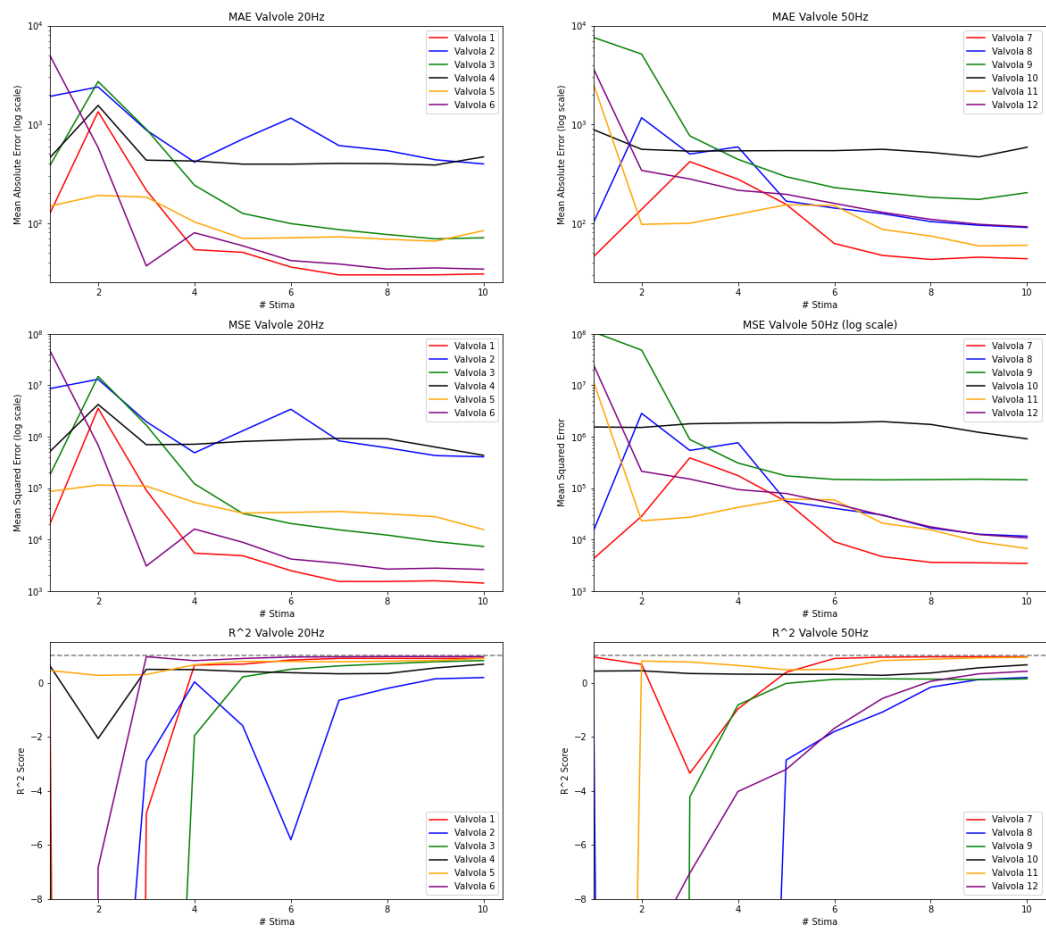


Figura 4.14: Metriche di regressione per la valutazione della stima della totalità delle valvole

4.3.4 SVILUPPI FUTURI: ENFORCING MONOTONIC CONSTRAINTS IN XGBOOST

Possibili sviluppi futuri dell'algoritmo riguardano l'implementazione di un miglior metodo di stima degli experimental data e la scelta di una soglia più appropriata.

Per quanto la scelta della soglia sia un parametro critico siccome è la discriminante tra le valvole considerate sane e rotte, rimane un parametro relativo alla particolare fisica del sistema in esame (nel caso di questo progetto, della valvole serie KN) e ai dataset a disposizione sulla rottura delle valvole (le valvole 5,6, 11). Per la seguente ragione, e considerato che i risultati ottenuti con la seguente soglia sono già ottimi, non ci si è soffermati sulla ricerca di una miglior soglia che avrebbe avuto carattere non generale ma vincolato al seguente progetto. Inoltre, si ricorda che la scelta della soglia è influenzata dalla politica che si vuole attuare e ai trade-off cui è soggetta (per esempio in ottica preventiva per avere maggiore severità nell'individuare tutte le valvole rotte basta scegliere una soglia più bassa).

Per quanto riguarda la stima invece, si possono fare considerazioni generali a partire dal fatto che nell'attuale implementazione la monotonicità della stima non sia imposta dal metodo di curve fitting. L'importanza della monotonicità della stima è legata alla monotonicità della RUL, che dal punto di vista del significato reale sul componente, non può avere andamento decrescente che significherebbe un aumento di vita utile residua all'aumentare dei cicli di utilizzo. Il problema in tale progetto è marginale e non emerge, per i motivi che verranno in seguito spiegati, per altri progetti potrebbe essere invece necessario il passaggio a un nuovo metodo di curve fitting. In questo progetto non emerge questa necessità in quanto la feature area Peak-Valley ha un trend crescente (stimabile con un coefficiente $a > 0$) come visto nello studio della fisica del sistema e per aver utilizzato un polinomio di primo grado (una retta) nel momento in cui la concavità del polinomio fosse stimata come negativa per escludere le poche eccezioni. Tuttavia esistono metodi di regressione che impongono la monotonicità della stima, in particolare due possibili alternative che si propongono sono:

- XGboost ⁶.
- Isotonic Regression ⁷.

Entrambi consentono di effettuare una regressione garantendo la monotonicità delle predizioni. In questa sezione si è scelto di introdurre brevemente come costruire una soluzione attraverso XGboost. XGBoost è una libreria di boosting per ricerca

⁶<https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/tutorials/monotonic.html>

⁷<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.isotonic.IsotonicRegression.html>

del gradiente in maniera distribuita e ottimizzata; è progettata per essere altamente efficiente, flessibile e portatile. XGBoost utilizza un'implementazione ad alberi decisionali con gradiente potenziato progettati per velocità e prestazioni. Una caratteristica molto importante che è implementata in XGboost e che quindi la rende utile ai fini di questo progetto è la possibilità di imporre facilmente la monotonicità della predizione. Dal punto di vista procedurale, si può implementare un modello di supervised learning in cui tale modello è dotato di 2 attributi: la x che identifica il #Blocco a cui si è giunti per la stima e il target y per la predizione. Come dataset di train si utilizzeranno le valvole arrivate a rottura. In Listing 4.3 un estratto di esempio python di come impostare il vincolo di monotonicità attraverso i parametri di XGboost.

```

1 params_constrained['monotone_constraints'] = "(1,-1)"
2
3 model_with_constraints = xgb.train(params_constrained, dtrain,
  num_boost_round = 1000, evals = evallist, early_stopping_rounds
  = 10)

```

Listing 4.3: Esempio di regressione imponendo la monotonicità delle predizioni attraverso XGBoost

In cui viene imposta la monotonicità crescente sul primo regressore (valore = 1) e una monotonicità decrescente sul secondo regressore (valore = -1).

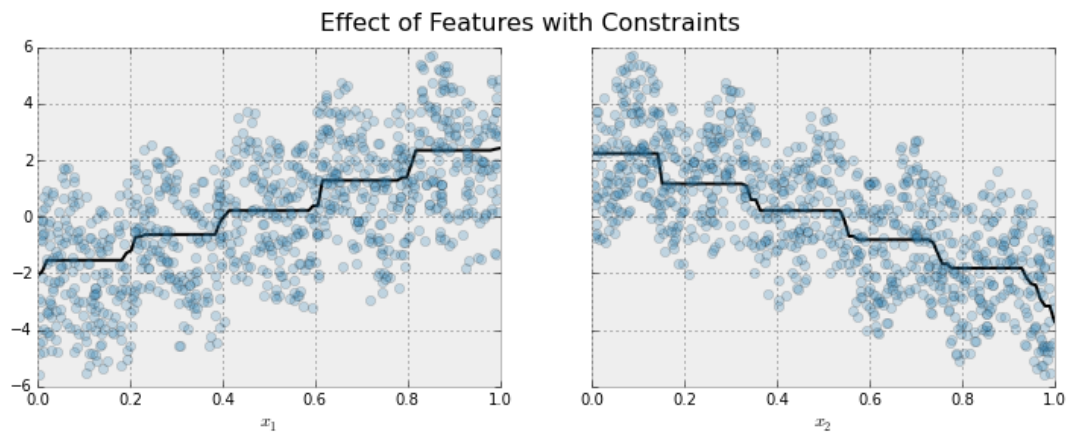


Figura 4.15: Esempio di andamento regressione XGboost dopo aver imposto il vincolo sulla monotonicità

CAPITOLO 5

CONCLUSIONI

Attraverso tale progetto, un ulteriore passo è stato compiuto nella direzione dell'industria 4.0 [34] verso la costruzione di una valvola smart in grado di autodiagnosticarsi. Il contributo portato dal seguente elaborato riguarda lo sviluppo di un algoritmo, a partire dalla fisica del sistema, per la predizione dello stato di salute delle valvole a solenoide. Esso si fonda su considerazioni generali e potrà essere utilizzato come base per future ricerche in ambito predittivo nel contesto delle valvole solenoidali. Lo stato dell'arte relativo alle valvole a solenoide è ampio e approfondito, invece, è di tempi recenti e poco avanzata, la progettazione di algoritmi che ne possano espressamente predire la RUL (Remaining Useful Life) in maniera quantitativa. Si è fornita inoltre, una particolare implementazione di tale algoritmo, particolarizzata per le valvole serie KN di Camozzi Automation di cui si disponeva una base di dati relativa a 12 valvole. Si è proposto un metodo di valutazione dell'attendibilità della RUL fondato sul calcolo delle metriche di regressione quali MAE, MSE e R^2 . Futuri sviluppi prevedono di migliorare la robustezza e generalizzazione della soluzione proposta, riuscendo a elaborare feature che possano identificare meglio le diverse tipologie di fault delle elettrovalvole. Per raggiungere tale scopo è necessario ampliare la base di dati a disposizione prendendo un set di valvole più ampio con rilevazioni più frequenti circa la singola acquisizione, in modo da ricostruire più fedelmente l'andamento della corrente di eccitazione. Si potranno utilizzare, una volta ottenuta una nuova base di dati pulita, come base di partenza, i risultati raggiunti in questo progetto.

BIBLIOGRAFIA

- [1] R. Keith Mobley. *An Introduction to Predictive Maintenance*. Elsevier, 2002. DOI: 10.1016/b978-0-7506-7531-4.x5000-3.
- [2] F. Lamnabhi-Lagarrigue et al. «Systems & Control for the future of humanity, research agenda: Current and future roles, impact and grand challenges». In: *Annu. Rev. Control.* 43 (2017), pp. 1–64.
- [3] *Solenoid Valve - How They Work*. Tameson. URL: <https://tameson.com/solenoid-valve-types.html>.
- [4] *Explanations in the principle design of solenoid valves*. Courtesy of burkert. URL: <https://www.solenoidselect.co.uk/technical-information/principle-design-solenoid-valves.pdf>.
- [5] Khaled Ahmed Ali Yehia. «A Design of Modified Solenoid Valve Without Diaphragm». In: *Journal of Applied Sciences Research* (2007).
- [6] Chang-Dae Park Byung-Ju Lim e Kyung-Yul Chung. «Design verification methodology for a solenoid valve for industrial applications». In: *Journal of Mechanical Science and Technology* (November 12, 2014).
- [7] *Cosa è una elettrovalvola*. Tecnodistribuzione. URL: <https://www.tecnodistribuzione.it/cosa-e-una-elettrovalvola/>.
- [8] Navaneeth Kumar N Manu Balakrishnan. «Detection of plunger movement in DC Solenoids». In: *System Engineering Marketing Industrial Systems-Motor Drives* (3 June 2015).
- [9] N.C. Cheung, K.W. Lim e M.F. Rahman. «Modelling a linear and limited travel solenoid». In: *Proceedings of IECON '93* (1993), 1567–1572 vol.3. DOI: 10.1109/IECON.1993.339304.
- [10] Alexander C. Yudell James D. Van de Ven. «Predicting solenoid valve spool displacement through current analysis». In: *International Journal of Fluid Power* (2015). URL: <https://doi.org/10.1080/14399776.2015.1068549>.

- [11] J. R. Mercer. «Reliability of solenoid valves». In: *Paper 12: Reliability of Solenoid Valves* (1969). DOI: 10.1243/PIME_CONF_1969_184_044_02.
- [12] Jesper Liniger et al. «Early Detection of Coil Failure in Solenoid Valves». In: *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 25.2 (2020), pp. 683–693. DOI: 10.1109/TMECH.2020.2970231.
- [13] Emanuel Trunzer et al. «Failure mode classification for control valves for supporting data-driven fault detection». In: *IEEM* (2017), pp. 2346–2350. DOI: 10.1109/IEEM.2017.8290311.
- [14] N. Jordan Jameson, Michael H. Azarian e Michael Pecht. «Fault diagnostic opportunities for solenoid operated valves using physics-of-failure analysis». In: *Health monitoring of electromagnetic coil insulation* (2014), pp. 1–6. DOI: 10.1109/ICPHM.2014.7036385.
- [15] Angadi Jackson Song Choe Flowers Suhling Young Chang. «Reliability and life study of hydraulic solenoid valve». In: *Engineering Failure Analysis* 16(3):944-963 (15 August 2008). DOI: 10.1016/j.engfailanal.2008.08.012.
- [16] V. P. Bacanskas G. C. Roberts G. J. Toman. «Aging and Service Wear of Solenoid-Operated Valves Used in Safety Systems of Nuclear Power Plants». In: *Nuclear Regulatory Commission* (February 6, 1987).
- [17] N.C. Cheung K.W. Lim M.F. Rahman. «Assessment of nonintrusive methods for monitoring the operational readiness of solenoid-operated valves». In: *Water reactor safety information meeting* (January 1, 1988).
- [18] *Structure Of Parquet File Format*. June 26, 2019. URL: <https://www.ellicium.com/parquet-file-format-structure/>.
- [19] *A Brief Overview of Outlier Detection Techniques. Towards data science*. URL: <https://towardsdatascience.com/a-brief-overview-of-outlier-detection-techniques-1e0b2c19e561>.
- [20] Ivor. Dulk e Tamas. Kovacshazy. «Modelling of a linear proportional electromagnetic actuator and possibilities of sensorless plunger position estimation». In: (mag. 2011). DOI: 10.1109/carpathiancc.2011.5945822.
- [21] I. Dulk e T. Kovacshazy. «Sensorless position estimation in solenoid actuators with load compensation». In: (mag. 2012). DOI: 10.1109/i2mtc.2012.6229339.
- [22] *How to Choose a Feature Selection Method For Machine Learning. Machine Learning Mastery*. URL: <https://machinelearningmastery.com/feature-selection-with-real-and-categorical-data/>.

- [23] E.D. Blakeman R.C. Kryter. «Non invasive testing of solenoid-operated valves using transient current signature analysis». In: *International conference on maintenance and reliability* (March 1997). DOI: 10 . 2172 / 463637. URL: <https://www.osti.gov/biblio/463637>.
- [24] J. R. Baumgarten. «Determination of the Closing Time of a Solenoid Actuated iectaism». In: *Journal of Manufacturing Science and Engineering* (November, 1962), pp. 423–427. URL: <https://doi.org/10.1115/1.3667532>.
- [25] Jaime Orellana et al. «Self-Healing Polymer Nanocomposite Materials by Joule Effect». In: *Polymers* 13.4 (2021). ISSN: 2073-4360. DOI: 10 . 3390 / polym13040649. URL: <https://www.mdpi.com/2073-4360/13/4/649>.
- [26] Mazhar Ali Khan Malik. «Reliable Preventive Maintenance Scheduling». In: *A IIE Transactions* 11.3 (1979), pp. 221–228. DOI: 10 . 1080 / 056955579089 74463. URL: <https://doi.org/10.1080/05695557908974463>.
- [27] R. Keith Mobley. *4 - Benefits of Predictive Maintenance*. A cura di R. Keith Mobley. Plant Engineering. Burlington: Butterworth-Heinemann, 2002, pp. 60–73. ISBN: 978-0-7506-7531-4. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-075067531-4/50004-X>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B978075067531450004X>.
- [28] Kothamasu R. Huang S.H. VerDuin W.H. «System health monitoring and prognostics – a review of current paradigms and practices». In: *Int J Adv Manuf Technol* 28, 1012–1024 (2006). URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-004-2131-6>.
- [29] Zhiwei Gao, Carlo Cecati e Steven X. Ding. «A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part II: Fault Diagnosis With Knowledge-Based and Hybrid/Active Approaches». In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 62 (2015), pp. 3768–3774. DOI: 10 . 1109 / TIE . 2015 . 2419013.
- [30] *Nonlinear Least Squares Regression. Engineering Statistics Handbook*. URL: <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmd/section1/pmd142.htm>.
- [31] Chien-fu Wu. «Asymptotic theory of nonlinear least squares estimation». In: *Ann. Statist.* 9 (3) 501 - 513 (June, 1980). URL: <https://doi.org/10.1214/aos/1176345455>.
- [32] *Polynomial Regression. Towards data science*. URL: <https://towardsdatascience.com/polynomial-regression-bbe8b9d97491>.

- [33] Alexei Botchkarev. «Performance Metrics (Error Measures) in Machine Learning Regression, Forecasting and Prognostics: Properties and Typology». In: *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 2019, 14, 45-79 (9 Sep, 2018). DOI: 10.28945/4184.
- [34] Ercan Oztemel Samet Gursev. «Literature review of Industry 4.0 and related technologies». In: *Journal of Intelligent Manufacturing* (January 30, 2018).