

# Politecnico di Torino



## Politecnico di Torino

Laurea Magistrale in Ingegneria Meccanica  
A.A. 2020/2021  
Sessione di Laurea luglio 2021

### ANALISI DELL'INFLUENZA DEI PRINCIPALI PARAMETRI DI PROCESSO DI SALDATURA LASER ATTRAVERSO METODI DI INTELLIGENZA ARTIFICIALE (MACHINE LEARNING)

Relatori:

Prof. Gianfranco Genta  
Dr. Roberto Cagliero  
Dr. Giacomo Maculotti

Candidato:

Luca Bonamassa



## Indice

1	Introduzione.....	3
2	La saldatura laser .....	5
3	Materiali e Metodi .....	15
3.1	Pianificazione delle sperimentazioni .....	15
3.2	Preparazione dei campioni e misura della profondità di saldatura.....	17
4	Modello statistico .....	22
4.1	introduzione.....	22
4.2	Main Effect Plots .....	26
4.3	Ricerca degli outliers.....	28
4.4	Modello Lineare Generalizzato .....	31
4.5	Utilizzo del modello: ottimizzazione .....	39
5	Metodi di Intelligenza Artificiale .....	41
5.1	Genetic Programming (GP) .....	43
5.1.1	Risultati Genetic Programming .....	46
5.2	Boosting .....	50
5.3	Support Vector Machine.....	55
6	Confronto tra i Modelli .....	61
7	Conclusioni.....	64
	Bibliografia .....	67
	Appendice .....	68
	A.1 Tabelle .....	68
	A.2 Script Matlab .....	82
	A.3 Risultati test statistici.....	84
	A.3.1 Test Mann-Whitney .....	84
	A.3.2 Test one sample Wilcoxon.....	92

## 1 Introduzione

La presente trattazione ha come oggetto di studio il processo di saldatura laser a fibra di itterbio atto alla produzione del supporto dei dischi di frizione per un cambio automatico di tipo continuo ad uso automobilistico.

In figura 1 si può osservare il particolare analizzato. Il pezzo è composto da un mozzo saldato con una ruota fonica che realizzerà l'accoppiamento con i dischi di frizione.



*Figura 1-complessivo della trasmissione continua in cui viene montato il particolare prodotto*

Il cordone di saldatura è analizzato in quanto zona critica del complessivo, soggetta a possibili rotture. Durante il processo di saldatura la fusione e solidificazione non controllata dell'acciaio generano una microstruttura tipicamente con grani di grandi dimensioni. Generalmente nella produzione di pezzi meccanici si effettuano trattamenti all'acciaio al fine di affinare il grano, ottenendo un effetto di rafforzamento (rafforzamento di Hall Petch) (1).

Inoltre, durante i processi di saldatura, si generano dei difetti all'interno del cordone che agiscono da intensificatori degli sforzi, aumentando il rischio di frattura. Durante le sperimentazioni atte a produrre i componenti saldati, sono state effettuate delle metallografie al fine di individuare e classificare i difetti provocati dal processo. È stata confermata la presenza di cricche di solidificazione e porosità, tipiche del metodo di saldatura utilizzato (2).

Per i motivi citati la saldatura necessita di una accurata analisi e conseguente ottimizzazione del processo, al fine di migliorare la qualità della zona a maggior rischio di frattura del componente.

Maggiore attenzione alla saldatura sarà data nel capitolo 2, nel quale verranno introdotte le caratteristiche ed i parametri del processo.

Il processo di ottimizzazione della produzione attuale si basa su delle richieste fornite dal cliente. In particolare, sono forniti dei limiti per quanto riguarda la presenza di difettosità, imponendo un livello di qualità in accordo con la normativa ISO 13919 (3), e sulla geometria del cordone di saldatura. Nella presente l'attenzione ricade sulla geometria del cordone di saldatura.

Tra le richieste sulla geometria dell'azienda cliente si è riscontrata una criticità nel raggiungimento della profondità di saldatura minima. Inizialmente sono stati infatti analizzati alcuni campioni della produzione precedente all'analisi e si sono riscontrati tra questi alcuni di essi in cui il requisito minimo non è stato raggiunto. L'obiettivo della trattazione è quindi trovare una correlazione tra la profondità del cordone ed i parametri del processo, al fine di ottimizzare il processo ed ottenere il prodotto finale desiderato.

Le richieste geometriche del cordone di saldatura saranno descritte nel capitolo 3.

La ricerca di un modello che descriva il processo viene ricercato attraverso sia metodi statistici che di intelligenza artificiale. In particolare, si vogliono evidenziare i vantaggi e gli svantaggi nell'utilizzo dei metodi di supervised Machine Learning.

I metodi che sono stati utilizzati sono:

- Modello lineare generalizzato (GLM), implementato attraverso il software Minitab;
- Support Vector Machine (SVM) e Boosted Trees, implementati attraverso il toolbox di Matlab "Statistics and Machine Learning Toolbox";
- Genetic Programming, implementato attraverso il toolbox di Matlab "GPLab".

Nei capitoli 4 e 5 saranno maggiormente approfonditi i metodi elencati e saranno introdotti i parametri tipici di ogni modello. Ognuno di essi sarà utilizzato per generare un valore di profondità di saldatura in funzione del set di parametri di processo in input. Quando la risposta del modello riproduce la risposta del sistema reale, è possibile scegliere i parametri di processo che generino il prodotto con le caratteristiche desiderate. L'utilizzo di un metodo computazionale al posto di un metodo empirico permette di ridurre i tempi necessari al settaggio del macchinario ed una riduzione degli sprechi.

I dati necessari allo studio sono stati acquisiti misurando la profondità di saldatura di campioni metallografici ottenuti variando i parametri di processo secondo una pianificazione della sperimentazione riportata al capitolo 3. La produzione dei pezzi e le misurazioni dei campioni sono state effettuate presso i laboratori LBN Ricerca S.r.l.

## 2 La saldatura laser

Il processo di saldatura ha lo scopo di generare una giunzione permanente tra due particolari, mantenendo il più intatte possibili le caratteristiche del materiale.

Il collegamento avviene mediante la fusione dei lembi da unire e la conseguente solidificazione oppure portando a fusione un materiale d'apporto basso fondente che, solidificandosi, manterrà uniti i particolari. Quando viene utilizzato o meno materiale d'apporto si parla rispettivamente di brasatura e saldatura autogena. La brasatura viene generalmente utilizzata per l'unione di lamine sottili (4).

I metodi di saldatura si differenziano in funzione della fonte di calore utilizzata per la fusione dei lembi della giunzione.

I principali metodi di saldatura autogena per fusione (4) sono:

- Ossiacetilenica;
- Elettrodo rivestito;
- Arco sommerso;
- MIG;
- TIG;
- Plasma;
- Laser;
- Fascio elettronico.

La scelta del metodo dipende dalla geometria del cordone di saldatura richiesta, a sua volta dipendente dalle caratteristiche meccaniche, e dalla precisione voluta.

La geometria del cordone è legata alla densità di potenza della fonte di calore. In figura 2 sono mostrati schematicamente dei cordoni di saldatura in funzione della densità di potenza della fonte di calore. Una maggiore densità implica una forma più stretta ed allungata del cordone di saldatura.

Per definire la densità di potenza assorbita dal metallo bisogna ricercare un modello adatto di trasmissione di calore. Tale studio risulterebbe molto complesso se paragonato ai metodi utilizzati nella trattazione attuale, che permette di semplificare un fenomeno computazionalmente difficile da spiegare.

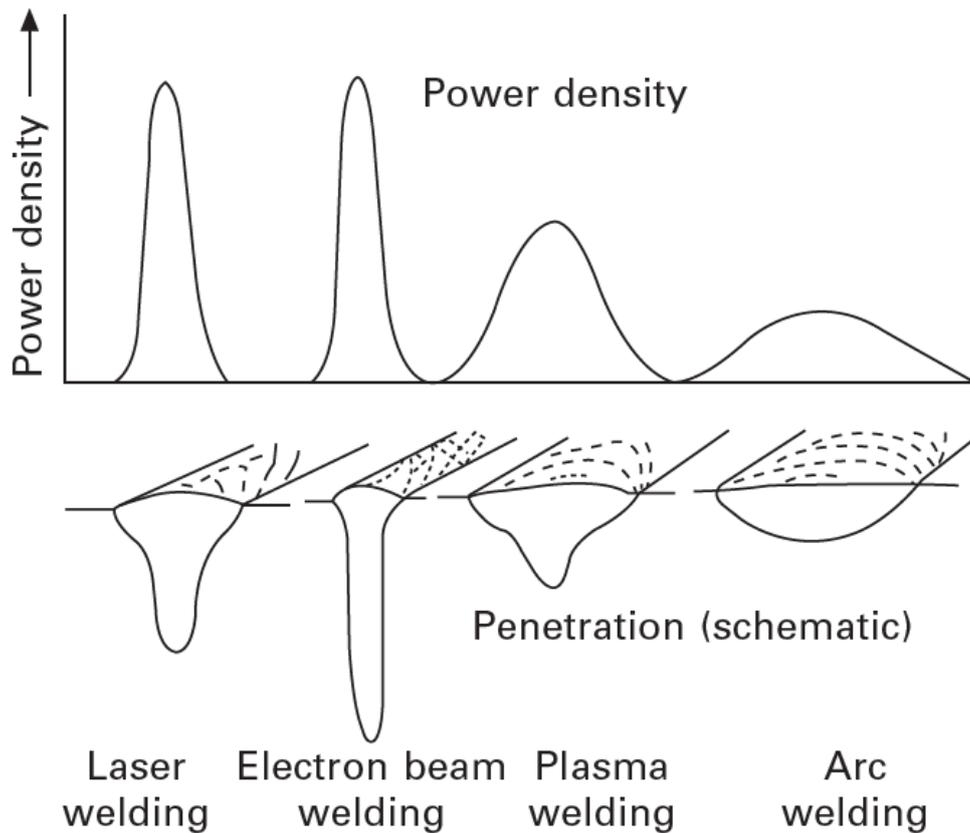


Figura 2-forma del cordone di saldatura in funzione della densità di potenza della fonte di calore.

(2)

Una maggiore profondità di saldatura permette di ottenere caratteristiche meccaniche maggiori. Non è però diretta la dipendenza, in quanto ad elevate temperatura si incorre in altri fenomeni, quali la formazione di plasma che genera una riduzione della quantità di calore assorbito, e la formazione di difetti (2).

Nella fase di sperimentazione per la produzione dei campioni è stata utilizzata la saldatura laser.

La tecnologia in esame permette di ottenere una giunzione ad elevata precisione e qualità con un processo veloce e flessibile, adatto a linee automatizzate (2).

Esistono diverse tipologie di saldatura laser, mostrate in figura 3. Nella stessa sono anche riportate le caratteristiche principali di ogni tipologia.

Types of laser	Laser characteristics
CO <sub>2</sub> laser	Wavelength: 10.6 μm; far-infrared ray Laser media: CO <sub>2</sub> -N <sub>2</sub> -He mixed gas (gas) Average power [CW]: 50 kW (Maximum) (Normal): 1–15 kW
Lamp-pumped YAG laser	Wavelength: 1.06 μm; near-infrared ray Laser media: Nd <sup>3+</sup> :Y <sub>3</sub> Al <sub>5</sub> O <sub>12</sub> garnet (solid) Average power [CW]: 10 kW (cascade-type max & fiber-coupling max) (Normal): 50 W–7 kW (Efficiency: 1–4%)
Laser diode (LD)	Wavelength: 0.8–1.1 μm; near-infrared ray Laser media: InGaAsP, etc. (solid) Average power [CW]: 10 kW (stack-type max.), 15 kW (fiber-delivery max.) Merits: Compact, and high efficiency (20–60%)
LD-pumped solid-state laser	Wavelength: about 1 μm; near-infrared ray Laser media: Nd <sup>3+</sup> :Y <sub>3</sub> Al <sub>5</sub> O <sub>12</sub> garnet (solid), etc. Average power [CW]: 13.5 kW (fiber-coupling max.) [PW]: 6 kW (slab-type max.)
Disk laser	Wavelength: 1.03 μm; near-infrared ray Laser media: Yb <sup>3+</sup> :YAG or YVO <sub>4</sub> (solid), etc. Average power [CW]: 16 kW (cascade-type Max.) Merits: Fiber delivery, high brightness, high efficiency (15–25%)
Fiber laser	Wavelength: 1.07 μm; near-infrared ray Laser media: Yb <sup>3+</sup> :SiO <sub>2</sub> (solid), etc. Average power [CW]: 100 kW (fiber-coupling max.) Merits: Fiber delivery, high brightness, high efficiency (20–30%)

Figura 3-lista delle tipologie di saldatura laser in commercio. per ognuna sono indicate le caratteristiche principali.

(2)

Le tipologie di laser elencate differiscono in generale per il materiale con il quale viene prodotto il fascio luminoso e dal sistema di trasporto dello stesso.

Il laser può essere prodotto in forma di onda continua o modulata (5). Si preferisce un'onda modulata per la produzione di piccoli parti, come ad esempio per componenti elettroniche. L'onda continua è più adatta a produzioni in ambito automotive, navale, aerospaziale etc. ...

Più frequentemente utilizzati sono il laser a CO<sub>2</sub> ed il laser a fibra. Nel primo caso la sorgente del fascio laser è in forma gassosa mentre nel secondo caso in forma solida. Recentemente la tecnologia a disco è in fase di sviluppo come fonte ad alta densità di energia ma non ancora largamente diffusa (2).

Nella presente è stato utilizzato laser a fibra con itterbio. La caratteristica principale che lo differenzia dai metodi citati è l'elevata densità di potenza che è possibile generare e la considerevole efficienza energetica che, come si vede nella figura 4, sono maggiori rispetto agli altri metodi (2).

Il laser viene prodotto da un corpo solido in fibra di itterbio che rilascia radiazioni una volta eccitato. Si genera un fascio che viene amplificato e filtrato in termini di lunghezza d'onda dal risonatore, ovvero una lente che riflette il fascio.

Il laser viene trasportato attraverso un sistema di fibra ottica e specchi prima di essere focalizzato ed indirizzato sulla superficie metallica. Il processo è schematizzato in figura 4.

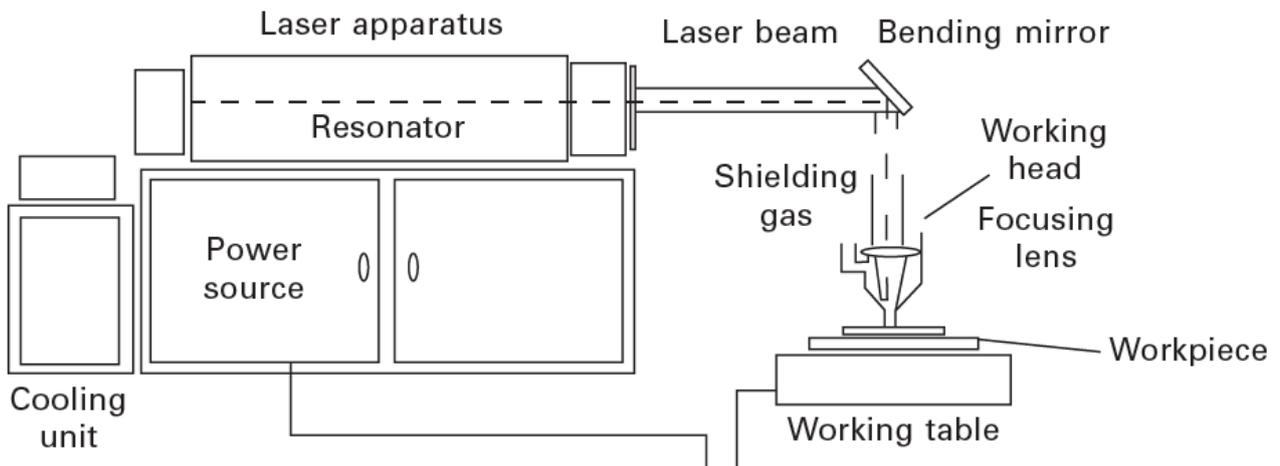


Figura 4 - schema di un processo di saldatura laser

(2)

Il cordone di saldatura che si genera con questo metodo ha una tipica forma stretta ed allungata, detta keyhole. L'elevata profondità di saldatura garantisce una elevata tenuta meccanica. La forma è mostrata in figura 5. L'immagine è stata ottenuta analizzando una sezione dei campioni prodotti tramite stereoscopio.

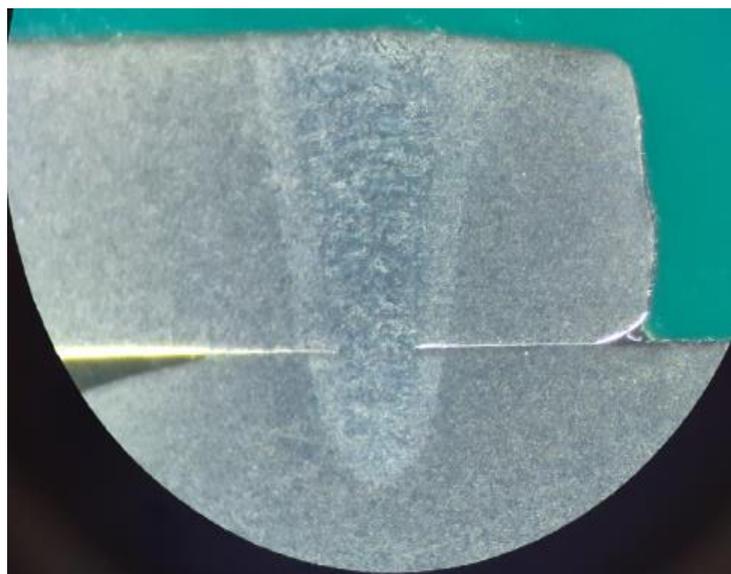


Figura 5 - cordone di saldatura ottenuto tramite ispezione visiva allo stereoscopio

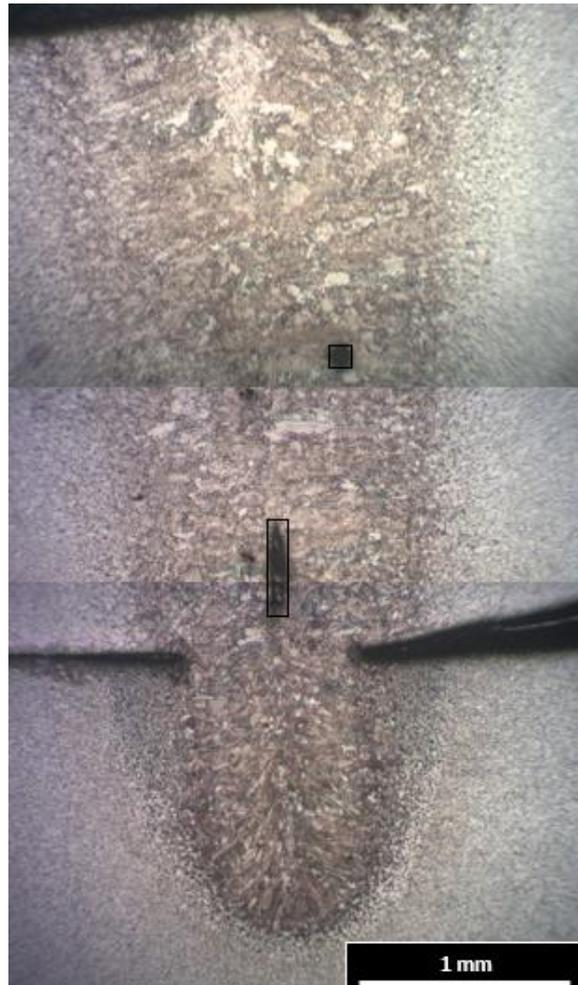
Durante la saldatura l'elevata temperatura genera la vaporizzazione del metallo che, durante il raffreddamento, si deposita e si solidifica sul pezzo saldato generando irregolarità superficiali (spatter). Per evitare il fenomeno è previsto un getto d'aria che ne evita la deposizione.

Quando si utilizzano potenze del fascio laser elevate si può generare plasma dal gas protettivo che provoca una riduzione della conducibilità termica ed una riduzione della penetrazione del fascio laser, a parità di velocità di avanzamento. Il fenomeno è detto Bremsstrahlung inverso (2).

La saldatura laser è tipicamente soggetta alla formazione di porosità nel cordone di saldatura, dovuto alle impurezze superficiali come grassi e solfuri e dalla instabilità del keyhole. La presenza di difetti è la problematica maggiore della tecnologia in quanto può portare alla generazione di cricche e a rotture differite.

Tale fenomeno è stato studiato in fase sperimentale. Sono stati analizzati vari campioni e sono stati identificati e classificati i difetti riscontrati (6). Le porosità sono state rilevate frequentemente. In casi più rari sono state identificate cricche di solidificazione. Queste riducono la resistenza meccanica del complessivo in quanto zone di intensificazione degli sforzi che aumentano il rischio di fratture a fatica.

In figura 6 è mostrata una cricca di solidificazione ed un poro generato da bolle di gas che non sono fuoriuscite dalla zona fusa prima della solidificazione dell'acciaio. I difetti sono evidenziati da un riquadro in nero.



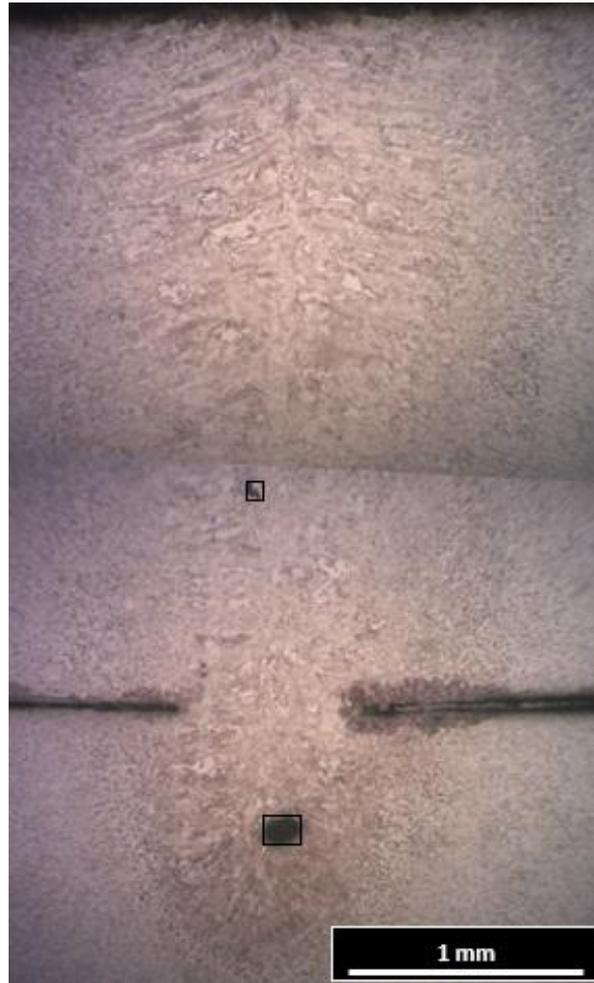
*Figura 6 - cricca di solidificazione rilevata mediante metallografia*

Le cricche di solidificazione sono situate per lo più al centro del cordone di saldatura. Si distinguono in quanto di formazione intergranulare. I grani dendritici si sviluppano ortogonalmente ad essa, in direzione del gradiente di temperatura durante la fase di raffreddamento.

La formazione è dovuta a segregazioni basso fondenti tra i grani. Durante la solidificazione dell'acciaio risultano ancora in fase solida riducendo la coesione tra i grani.

La loro presenza non dipende quindi dai parametri di processo ma dalle impurità nella composizione chimica dell'acciaio. Il principale elemento che causa tale fenomeno è lo zolfo che forma carburi basso fondenti. L'effetto può essere mitigato tramite l'aggiunta di manganese, con il quale forma composti caratterizzati da un punto di fusione a temperature maggiori, paragonabili a quelle dell'acciaio (2) (7).

In figura 7 è invece mostrato un poro, situato nella parte inferiore del keyhole, generato a causa dell'instabilità dello stesso.



*Figura 7 - porosità rilevate mediante metallografia*

Le porosità sono molto frequenti in questo metodo di saldatura. Possono essere disincantate saldando in ambiente di depressione oppure utilizzando un appropriato gas protettivo (8). Come citato in precedenza quest'ultimo può però generare plasma che riduce la conduttività del materiale e quindi la profondità di penetrazione del fascio laser (9).

Nella parte superiore del cordone di saldatura mostrato in figura 7 è possibile notare un'inclusione solida. La formazione è dovuta a impurità superficiali che rimangono intrappolate nel bagno fuso durante la solidificazione. Sono inibite con una fase di pulizia del pezzo precedente al processo di saldatura (7).

La formazione di cricche di solidificazione e la stabilità del keyhole sono anche dipendenti dalla potenza del fascio laser (10). Non è però stata riscontrata un rapporto causale tra i due. La trattazione necessita di sviluppi ulteriori.

I parametri del processo sono:

- Velocità di avanzamento: per ottimizzare il processo è necessario che sia più elevata possibile per aumentare la produttività della linea;
- Potenza del laser: si imposta una curva di variazione della potenza della sorgente, impostando la potenza desiderata costante a regime ed una fase di accensione e spegnimento gradualmente in modo da non generare imperfezioni superficiali,
- Distanza focale: è possibile regolare la distanza tra la lente che focalizza il fascio laser e la superficie da saldare;
- Apertura bocchetta aria: si può regolare la sezione di uscita dell'ugello che gestisce il flusso d'aria utilizzato e quindi la pressione.

Variando i parametri di processo è possibile ottenere la profondità di saldatura desiderata. L'analisi attuale ha lo scopo di generare la correlazione tra quest'ultima ed i parametri di processo con il fine di ottimizzare il processo in termini economici (massima produttività) e tecnologici in funzione delle richieste del cliente.

In figura 8 è rappresentata l'influenza della velocità del processo e della potenza del fascio laser sulla profondità di saldatura. Si denota una crescita di quest'ultima all'aumentare della potenza e riducendo la velocità (11).

In figura 9 è invece mostrato l'effetto della dimensione del fascio laser quando incide sulla superficie del componente. Tale dimensione è legata alla distanza focale. Si identifica una condizione di massima penetrazione, che coincide con il massimo calore assorbito dalla superficie. L'andamento non è monotono come per il caso della potenza e della velocità. Si ha infatti che dopo il punto ottimale si ha una defocalizzazione del fascio ed una conseguente riduzione dell'assorbimento di calore (2).

Gli studi effettuati in merito a tale argomento sono legati allo studio termodinamico della conduzione del calore. Nella presente si ignorano gli aspetti fisico-chimici dell'assorbimento di calore, in favore di un'analisi puramente sperimentale. Si vuole ottenere l'andamento della profondità di saldatura in funzione dei parametri di processo analizzando vari campioni ottenuti variando le quantità elencate e misurandone l'output conseguente.

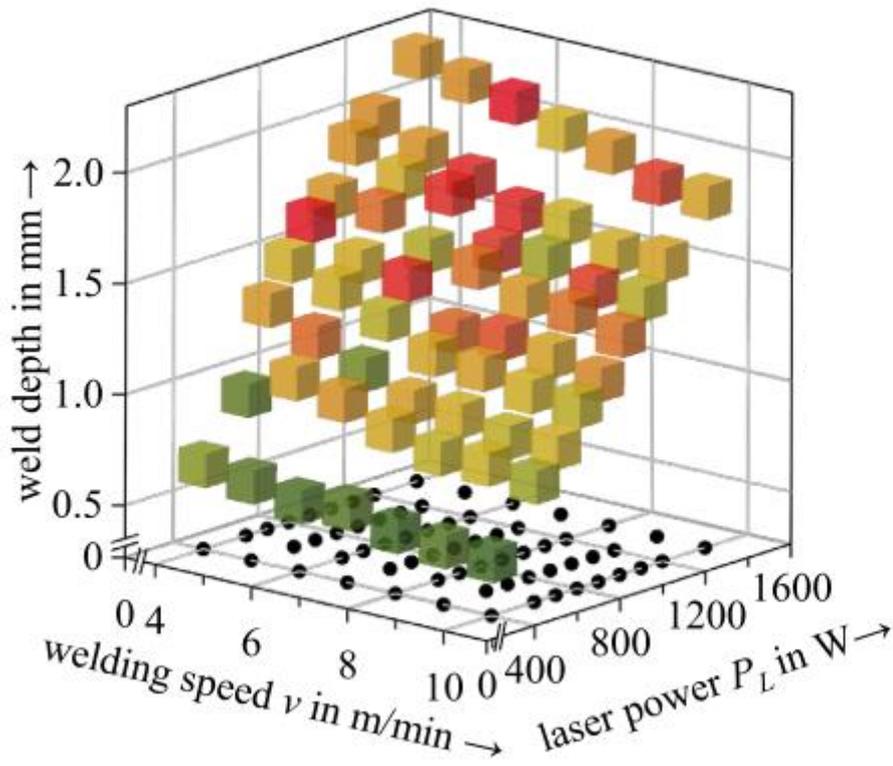


Figura 8 - effetto della velocità di avanzamento e della potenza del laser sulla profondità di saldatura (11)

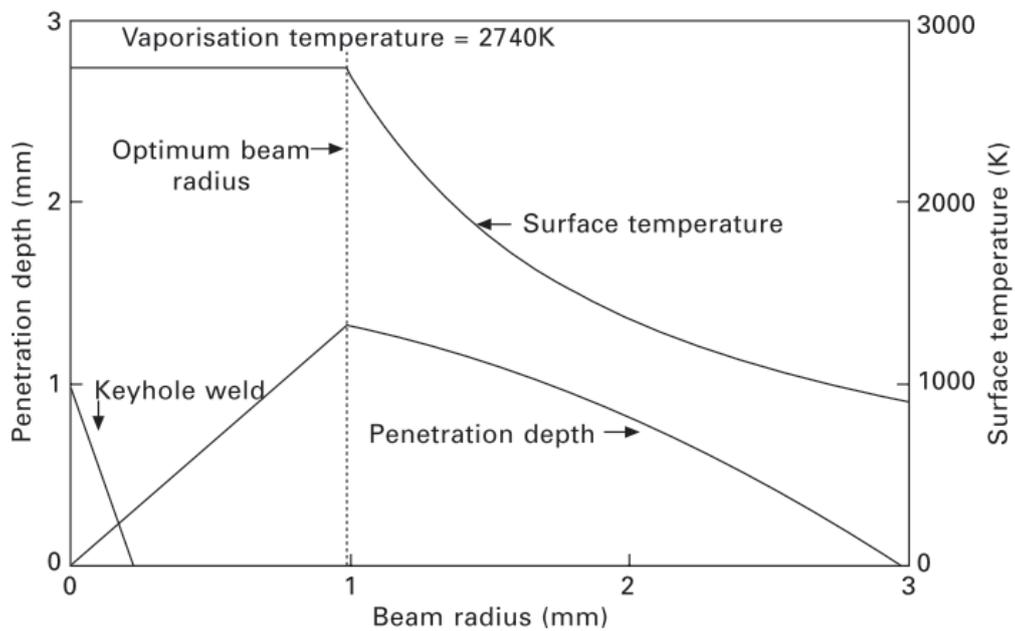


Figura 9 - influenza del raggio del fascio laser che colpisce la superficie dell'acciaio. (2)

Il processo di saldatura laser con fibra di itterbio è stato eseguito con un macchinario che permette di gestire una potenza della sorgente modulabile fino a 5kW ad onda continua. La sorgente del laser è mostrata in figura 10.



*Figura 10 - cabina che gestisce la produzione del fascio laser*

Successivamente alla saldatura i pezzi vengono torniti e sottoposti ad un controllo dimensionale e di difettosità superficiale.

## 3 Materiali e Metodi

I pezzi sono realizzati in acciaio da imbutitura profonda della serie DD in riferimento alla normativa BS EN 10111:2008.

Nei capitoli che seguono verranno illustrati la metodologia utilizzata per le misurazioni della profondità di saldatura e la strategia per la scelta dei pezzi da produrre ed analizzare.

### 3.1 Pianificazione delle sperimentazioni

Prima di iniziare la produzione e le misurazioni necessarie all'analisi è necessaria una fase di pianificazione.

Si vuole generare un modello full factorial, ovvero contenente tutte le possibili combinazioni delle variabili indipendenti. L'ordine delle prove generate è casuale, tale accortezza è necessaria per evitare gli errori sistematici in fase di produzione del campione.

Per la generazione è stato utilizzato il software Minitab che genera autonomamente l'ordine delle prove inserendo le variabili con i rispettivi livelli.

Nel modello full factorial sono state considerate le sole variabili potenza e velocità di rotazione del supporto, entrambe a tre livelli. I parametri aspirazione e fuoco sono stati mantenuti costanti. Ne risultano 9 combinazioni, che sono state ripetute due volte per un totale di 18 elementi.

Si riportano i parametri e le relative misurazioni in appendice. Il modello contiene 25 elementi: 18 del modello full factorial con l'aggiunta di altri 6 elementi prodotti utilizzando un coil proveniente da un diverso fornitore. Tali dati sono stati utilizzati per uno studio parallelo riguardante la difettosità, per il quale un parametro è la composizione chimica dell'acciaio saldato. Nella trattazione attuale il materiale non è stato considerato come variabile di processo, in quanto non è stato considerato significativo.

Per infittire il set di dati di input e verificare l'effetto dei valori mantenuti costanti, sono state eseguite ulteriori prove aggiungendo livelli per tutti i parametri in analisi. In particolare, sono stati prodotti pezzi con 6 livelli per entrambe le variabili fuoco ed aspirazione. Sono stati aggiunti due livelli per la variabile velocità e quattro per la variabile potenza.

La popolazione iniziale è riportata in appendice.

La tabella 1 riassume i parametri di processo utilizzati per la fase di sperimentazione.

Tabella 1 - livelli dei parametri di processo utilizzati in fase sperimentale

process parameters			
Speed/rad/s	focus/mm	air suction %	Power/W/mm <sup>2</sup>
2,1	-20	50%	12025
1,8	-16	60%	13086
2,1	-12	70%	14147
2,4	-8	80%	15031
2,7	-4	90%	15915
	0	100%	16623
			17684

Una volta definito il piano sperimentale sono stati prodotti i componenti ed ispezionati come riportato nel capitolo seguente.

I Modelli utilizzati saranno confrontati attraverso un test one sample Wilcoxon per valutare i risultati ottenuti in termini della radice dell'errore quadratico medio (RMSE), calcolato come

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (S_{n_i} - \widehat{S}_{n_i})^2}{N}}$$

Dove l'apice indica una grandezza predetta ed N sono il numero di dati sulla profondità di saldatura misurati.

Avendo scelto la radice dell'errore quadratico medio come parametro di confronto, sono stati scelti modelli per i quali tale valore viene minimizzato. Un algoritmo di machine learning ha infatti come obiettivo la minimizzazione di una funzione, detta funzione di perdita, che tiene conto dell'errore commesso nel generare le predizioni. Scegliendo l'RMSE per definire la funzione per tutti i modelli ci si aspettano risultati paragonabili in questi termini.

### 3.2 Preparazione dei campioni e misura della profondità di saldatura

Di seguito viene illustrata la procedura propedeutica all'ispezione al microscopio ottico:

#### 1. Identificazione della sezione per il taglio

Si sono scelte, per ogni campione, le medesime zone nella quali eseguire il taglio, situate a 45° e 135° prendendo come riferimento il punto di ON/OFF del processo. Come è possibile notare in figura 11 una sezione viene segnata utilizzando un marker giallo.



*Figura 11 - identificazione della sezione di taglio*

#### 2. Taglio

Il taglio è stato eseguito mediante una troncatrice di precisione, che sfrutta un disco in minerale abrasivo per eseguire il taglio. L'operazione avviene con apporto di fluido lubro-refrigerante per evitare alterazione termiche del materiale.

Si ottengono delle sezioni del pezzo come mostrate in figura 12. Il cerchio giallo è analogo a quello visibile di fianco alla sezione di taglio in figura 11 ed è stato eseguito a scopo identificativo.



*Figura 12 - sezione del campione*

Al fine di ridurre la dimensione della sezione sono state rimosse le parti lontane dalla zona del cordone di saldatura. Il taglio è stato eseguito manualmente.

### 3. Inglobatura

La sezione viene inglobata utilizzando una plastica termoindurente. Si utilizza un macchinario che comprime e surriscalda il materiale plastico in modo da ottenere un cilindro al cui centro è incastonato in superficie il campione da analizzare.

### 4. Levigatura

Il campione viene levigato utilizzando fogli di carta abrasiva con grano di dimensioni inferiori ad ogni passata. Per evitare il surriscaldamento dell'acciaio il processo è effettuato con apporto di acqua refrigerante.

il risultato finale è una superficie senza rilievi.

### 5. Lucidatura

Si esegue una lavorazione analoga alla precedente ma, al posto di carta abrasiva, vengono utilizzati dei fogli in velluto e seta imbevuti di una soluzione liquida contenente diamante a grana a dimensione decrescente ad ogni passaggio (6  $\mu\text{m}$  - 3  $\mu\text{m}$  - 1  $\mu\text{m}$ ).

### 6. Attacco chimico

Viene depositata sull'acciaio una soluzione di alcol ed acido nitrico, detta Nital. La soluzione reagisce con il materiale evidenziando i bordi di grano ed eventuali difetti, essendo le zone a maggior reattività.

Questo processo è necessario per rendere visibile la zona di fusione dovuta alla saldatura, riconoscibile grazie ad una dimensione maggiore dei grani.

### 7. Ispezione visiva

Ottenuto il campione, si analizza il cordone di saldatura mediante un microscopio ottico con ingrandimento 50X. Le immagini vengono acquisite tramite fotocamera digitale e post-processate per ottenere la misura della profondità del cordone di saldatura. Nota la relazione tra le dimensioni dell'immagine acquisita e la dimensione reale è possibile misurare la distanza tra due punti dell'immagine.

In figura 13 sono mostrati alcuni esempi di immagini acquisite al microscopio ottico. Si distingue una linea nera orizzontale che identifica la giunzione tra i due particolari. La colorazione scura attorno alla zona è causata dall'attacco chimico con composto acido.

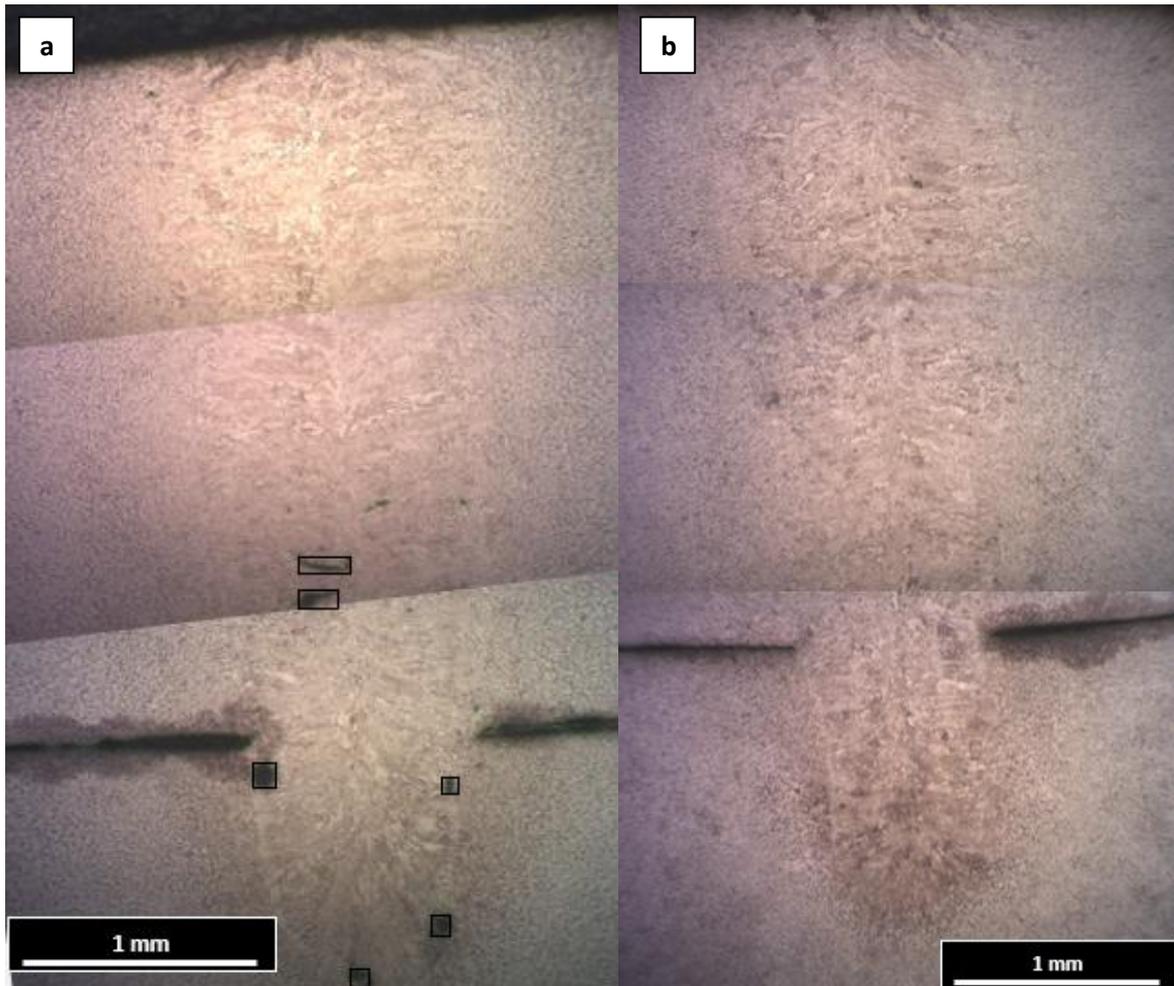
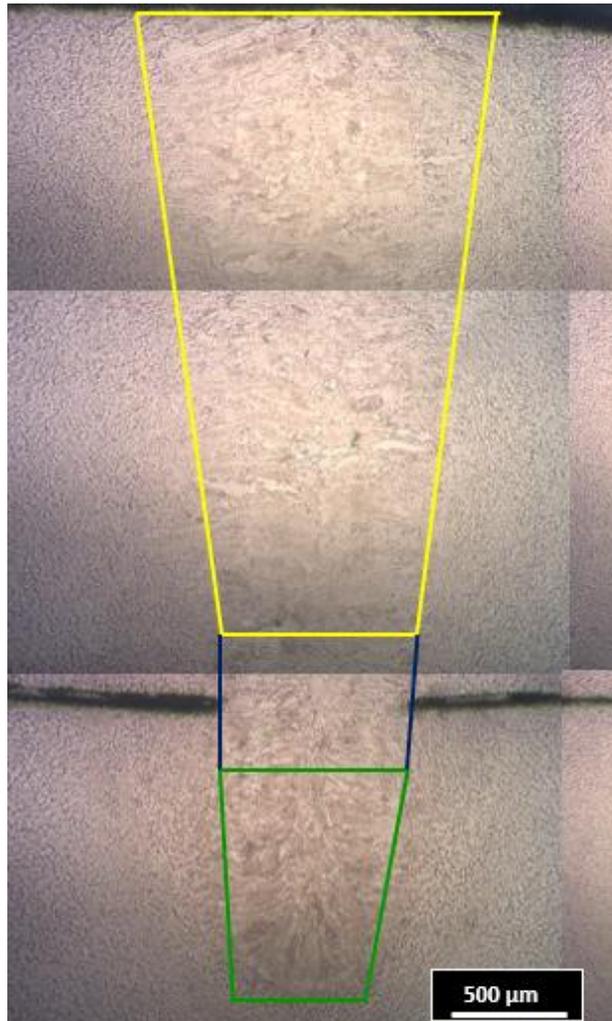


Figura 13 - immagini di cordoni di saldatura ottenute tramite microscopio ottico. a) presenza di difetti evidenziati da un riquadro nero. b) cordone privo di difetti

Una volta ottenute le immagini vengono identificate tre aree del cordone di saldatura secondo le indicazioni fornite dall'azienda cliente: zona superiore, media ed inferiore.

Si inizia costruendo la zona centrale che deve racchiudere un'area con estremi distanti 0.3 mm al di sopra ed al di sotto della linea di giunzione tra i due particolari. Le due zone rimanenti devono contenere l'intero cordone di saldatura.

La costruzione appena descritta è mostrata in figura 14. l'area viola è la zona centrale, in funzione della quale sono costruite le zone superiore in giallo e inferiore in verde.



*Figura 14 - costruzione aree del cordone di saldatura per la rilevazione dei difetti e la misurazione della profondità di saldatura*

Si procede come mostrato in figura 15 per la misurazione delle grandezze geometriche caratteristiche. Vengono individuate le grandezze geometriche rappresentative del cordone di saldatura:

- $S_n$  è la profondità di saldatura. È necessario che sia superiore a 4,25 mm.
- $d$  è la penetrazione nel particolare non colpito direttamente dalla fonte di calore. Deve essere superiore ad 1 mm. La misura ha significato e criticità analoghe a  $S_n$ . Non è stata presa come valore di uscita dei modelli in quanto in presenza di una mancata fusione tale valore risulterebbe nullo. In questi casi la misura di  $S_n$  è maggiormente rappresentativa del problema.
- $b$  è la distanza orizzontale della linea di giunzione tra i due particolari. Non presentando criticità non è stato necessario ottimizzare in tal senso il processo.

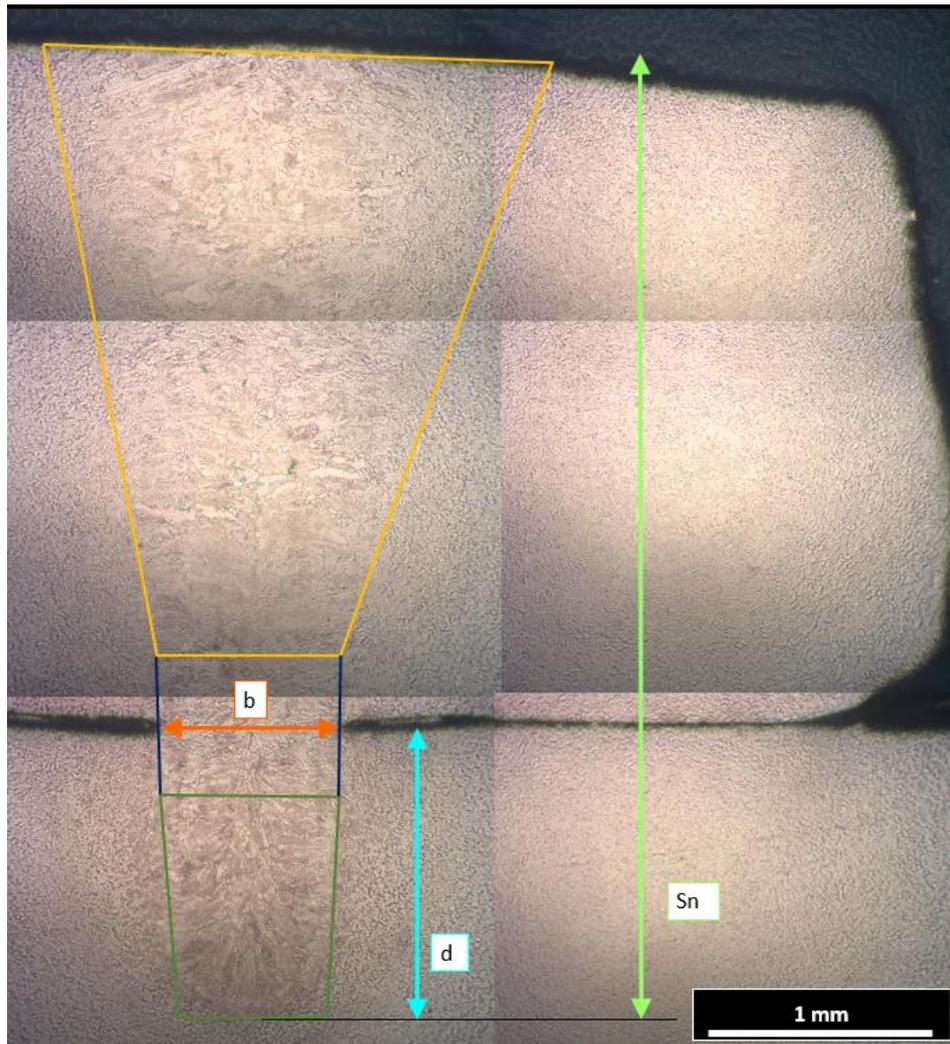


Figura 15 - grandezze geometriche rappresentative del cordone di saldatura

Le figure 14, 15 e 16 mostrano il cordone di saldatura tornito.

I risultati del processo di misurazione sono riportati in appendice. Si sono ottenuti 87 valori di  $S_n$  ottenuti conseguentemente ad altrettante combinazioni dei parametri di processo, così come definito in fase di pianificazione delle sperimentazioni.

## 4 Modello statistico

### 4.1 introduzione

In questo capitolo viene descritto il metodo per ricercare la correlazione tra i parametri di processo e la profondità di saldatura utilizzando i metodi statistici classici.

I parametri del processo sono:

- potenza del laser;
- velocità di rotazione del supporto dei particolari da saldare, direttamente collegata alla velocità di avanzamento della lavorazione;
- fuoco, distanza tra la lente e la sorgente del fascio laser;
- apertura della bocchetta di aspirazione dell'aria per la rimozione di spatter.

Per la generazione di una funzione di regressione, si utilizza un modello lineare generalizzato (GLM).

Per GLM si intende un modello lineare in cui la variabile indipendente può essere distribuita come una qualsiasi variabile casuale della famiglia esponenziale, a differenza della regressione lineare che ammette solamente una distribuzione normale.

L'obiettivo del modello è generare una funzione lineare che permetta di stimare l'output in funzione dei regressori, ovvero i parametri di processo della saldatura.

$$\hat{y}_i = f(w^T \vec{x}_i) \quad [1]$$

$w^T$  è un coefficiente (vettore di coefficienti) ignoto che determina il peso di ogni regressore. L'individuazione di tali coefficienti è l'obiettivo del modello. Per la stima si utilizza solitamente il metodo della massima somiglianza, che si basa sui minimi quadrati.

Il metodo prevede il calcolo della somma degli errori quadratici, in funzione di  $w^T$ .

$$RSS(w^T) = \sum (y_i - w^T x_i)^2 \quad [2]$$

Si ricerca il valore del coefficiente tale da minimizzare la funzione.

In figura 16 è rappresentato graficamente il metodo della stima secondo i minimi quadrati, per un modello lineare con un solo regressore. Una volta generata una funzione di regressione del tipo  $\hat{y}_i = w_0 + w_1 x$  (retta rossa), si calcola la distanza tra i dati misurati (cerchi rossi) dai dati predetti, appartenenti alla funzione.

Il metodo prevede di iterare la generazione della funzione, modificando i valori  $w_0, w_1$  fino al raggiungimento di una condizione ottimale.

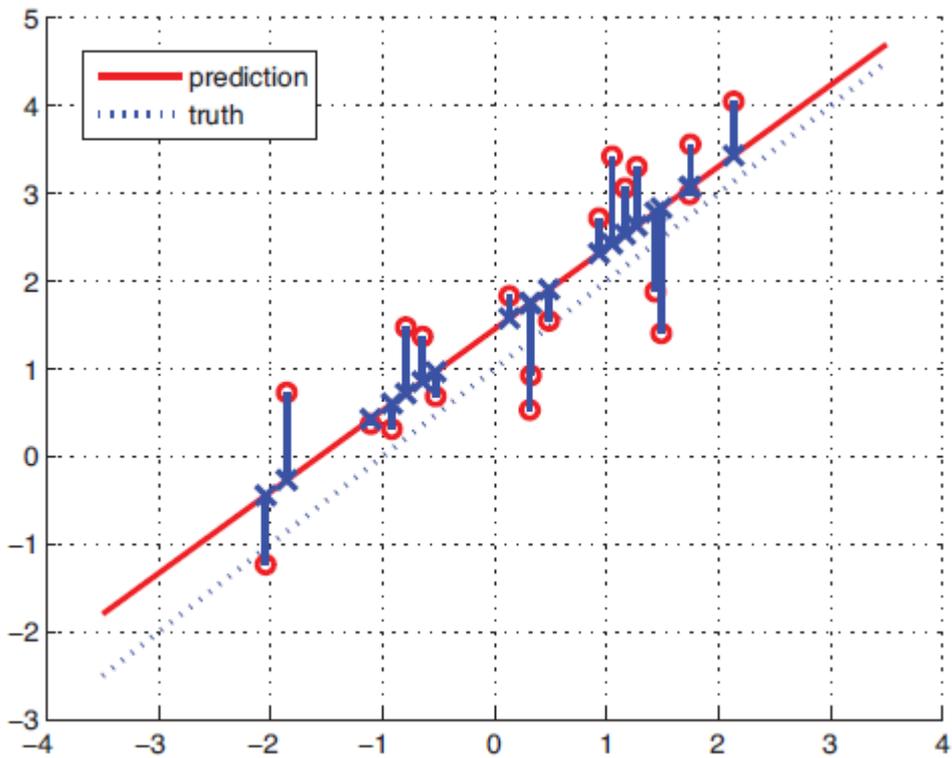


Figura 16 - rappresentazione grafica della stima dei minimi quadrati

(12)

Nella trattazione attuale i regressori sono molteplici e sono considerate anche le interazioni del terzo ordine. Risulta quindi computazionalmente più complicato di quanto presentato.

I risultati del modello vengono analizzati mediante un'analisi della varianza (ANOVA).

La varianza è calcolata come la media del quadrato delle differenze tra i valori puntuali e la loro media ed indica la "variabilità" della popolazione.

Considerando per semplicità un gruppo di osservazioni (variabile dipendente), per le quali si vuole determinare la dipendenza da un solo parametro (variabile indipendente), caratterizzato da  $a$  livelli. Si raccolgono  $n$  osservazioni per ogni livello per un totale di  $N$  elementi.

	1	...	n	media
1	$y_{11}$		$y_{1n}$	$\bar{y}_1$
...	...	...		...
a	$y_{a1}$	...	$y_{an}$	$\bar{y}_a$

Dividendo le osservazioni in gruppi, caratterizzati dallo stesso livello della variabile indipendente, si vuole verificare se la variabilità interna agli stessi sia maggiore rispetto alla variabilità tra i gruppi.

Si definisce in primis la variabilità totale come la somma dei quadrati delle differenze tra una osservazione e la media dell'intero set di dati.

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y})^2 \quad [3]$$

L'equazione [3] si può scomporre nella forma

$$\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y})^2 = n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \quad [4]$$

Dove  $\bar{y}_i$  è la media del gruppo di osservazioni riferite al livello della variabile indipendente i-esimo.

L'equazione [4] evidenzia due termini: il primo è detto variabilità tra i gruppi (between) a cui si somma la variabilità interna ai gruppi (within).

$$\sigma^2 = \sigma_B^2 + \sigma_W^2 \quad [5]$$

Si definiscono a partire dalle grandezze introdotte le medie quadratiche.

$$MS_B = \frac{\sigma_B^2}{a - 1} \quad [6]$$

$$MS_W = \frac{\sigma_W^2}{N - a} \quad [7]$$

Le quantità definite dalle equazioni [6] e [7] vengono utilizzati per il calcolo degli errori quadratici (MSE) tra i dati misurati, ovvero le osservazioni, ed i dati attesi, ovvero quelli generati dal modello lineare generalizzato.

Bisogna quindi verificare l'ipotesi nulla del modello, ovvero che non ci sia differenza nelle medie quadratiche tra i gruppi.

Se il rapporto  $F_0 = \frac{MS_B}{MS_W}$  è distribuito come una distribuzione F (13), con  $a - 1$  gradi di libertà al numeratore e  $N - a$  al denominatore, allora è accettata l'ipotesi che non ci sia differenza tra le medie dei gruppi. Questa conclusione permette di affermare che le osservazioni siano dipendenti dai livelli della variabile indipendente.

Il p-value è un parametro calcolato in funzione del tipo di distribuzione utilizzata per il test. Se è inferiore ad un livello di confidenza  $\alpha$  (5% nel caso attuale, riferendosi ad una distribuzione normale) si sono rispettati i requisiti descritti in precedenza. L'ipotesi nulla viene rifiutata e quindi le variabili indipendenti sono significative per il modello.

Si definisce il coefficiente di determinazione

$$R^2 = \frac{\sigma_{modello}^2}{\sigma^2} \quad [8]$$

Ovvero il rapporto tra la varianza calcolata con le variabili dipendenti attese e la varianza, definita dell'equazione [3]. Il coefficiente di determinazione è un parametro che quantifica quanto il modello sia rappresentativo delle osservazioni (il caso limite è  $R^2 = 1$  che implica una corrispondenza perfetta).

Nel caso attuale si sta eseguendo una regressione lineare multipla. Si utilizza il parametro  $R_{adj}^2$  (modificato), calcolato come:

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-k-1} \frac{\sigma_R^2}{\sigma^2} \quad [9]$$

Dove  $\sigma_R^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$  è la varianza dei residui e  $k$  è il numero di regressori, ovvero i parametri di processo della saldatura.

Il parametro ha lo stesso significato del  $R^2$  ma è valido quando il modello lineare ha un numero di regressori superiore all'unità, come nel caso attuale.

L'analisi della varianza è effettuata attraverso il software Minitab. Gli output che verranno presi in considerazione per la valutazione dei risultati del modello sono:

- P-value: indica se la differenza tra il risultato osservato e quello ipotizzato sia casuale o statisticamente significativo. Si definisce un valore soglia, convenzionalmente posto a 0.05, al di sotto del quale si dice che i dati osservati sono statisticamente significativi.
- R-sq & R-sq(adj):  $R^2$  Indica come il modello descrive i dati osservati. Il valore corretto (adj) è utilizzato per regressioni multiple, come il caso in analisi.
- Equazione di regressione: indica la relazione matematica tra gli input e l'output. Se il modello è robusto può essere utilizzata con scopi predittivi e di ottimizzazione del processo modellizzato.
- Residui: differenza tra i valori osservati ed i valori stimati. È necessario che siano distribuiti casualmente, indicando l'assenza di un errore sistematico, e che non abbiano un valore troppo elevato.
- RMSE: radice dell'errore quadratico medio che, come anticipato nel capitolo 3, è il parametro che verrà utilizzato per il paragone con gli altri modelli.

## 4.2 Main Effect Plots

Per un'analisi preliminare per valutare se le variabili del modello siano significative o meno si costruiscono i main effect plots.

Si diagramma il valore di ogni livello della variabile indipendente con la media degli output che ne conseguono. Ripetendo il processo per tutti i predittori si ottengono i seguenti diagrammi.

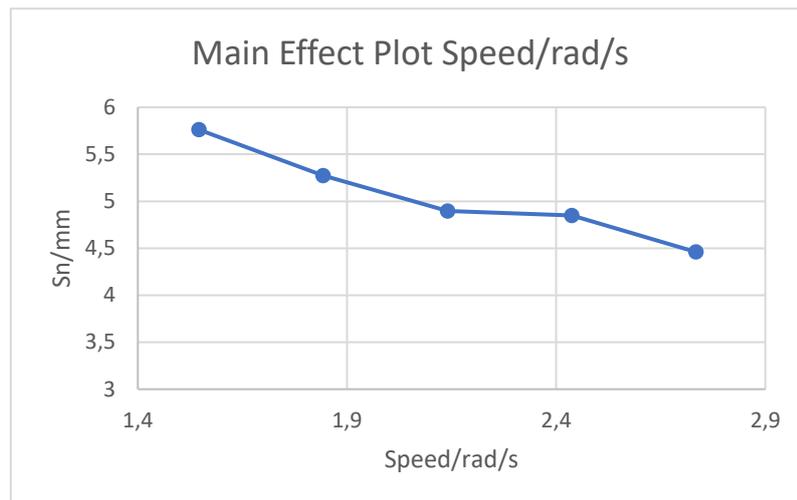


Figura 17- grafico main effect della velocità di avanzamento

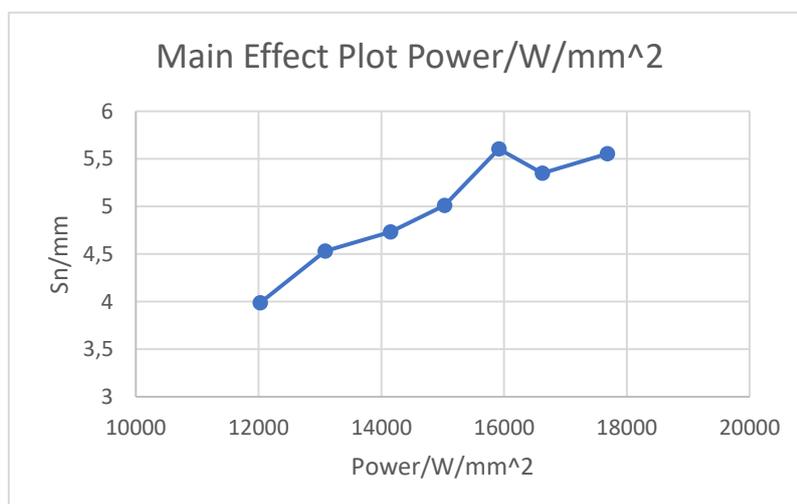


Figura 18 - grafico main effect della potenza del fascio laser

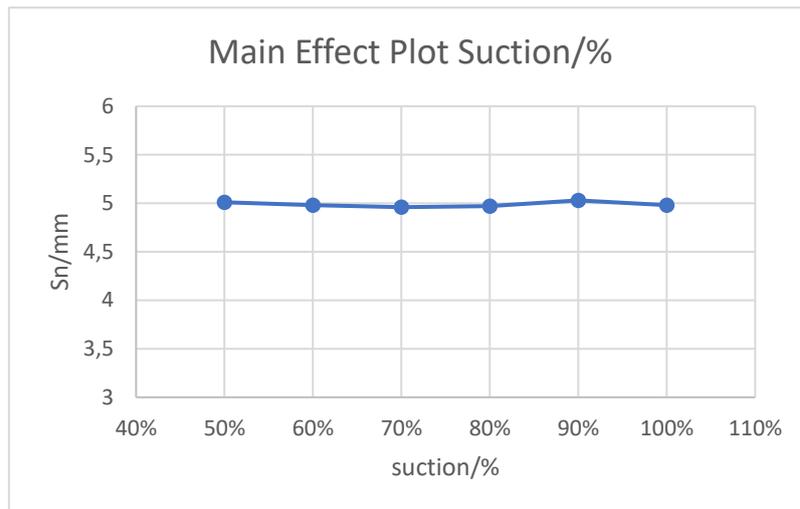


Figura 19 - grafico main effect dell'apertura della bocchetta di aspirazione

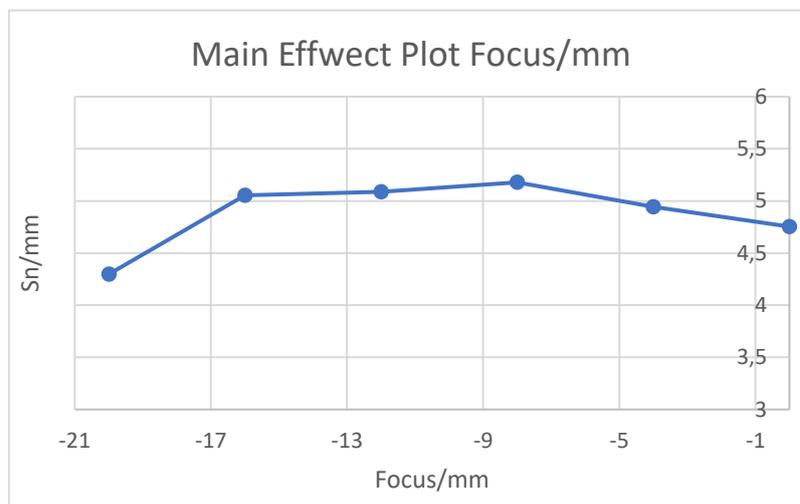


Figura 20 - grafico main effect della distanza focale

In generale maggiore è l'inclinazione della curva, maggiore è l'influenza sulla variabile di output.

Come possibile vedere in figura 19, la curva relativa all'apertura della bocchetta di aspirazione ha una pendenza quasi nulla. La grandezza sarà quindi esclusa dal modello.

Si può inoltre dedurre quale possa essere l'andamento della curva di regressione per ogni fattore. È ad esempio ragionevole pensare ad una dipendenza quadratica della profondità di saldatura con il fuoco, mostrata in figura 20. Tali considerazioni sono utilizzate solamente per fare delle ipotesi iniziali, non hanno una valenza riconosciuta. Il grado di ogni regressore sarà definito successivamente.

### 4.3 Ricerca degli outliers

Un outlier è un valore anomalo delle osservazioni, non rappresentativo per il campionamento. Può essere dovuto sia ad un errore di misura che ad un'anomalia del campione analizzato, ad esempio quando si ha un fenomeno non considerato che modifica l'output.

In una prima analisi si dispongono i dati misurati in un grafico di probabilità normale. Osservando il grafico in figura 21, è possibile notare che sono presenti alcuni valori che si discostano maggiormente da una distribuzione normale e potrebbero dover essere indagati come outliers.

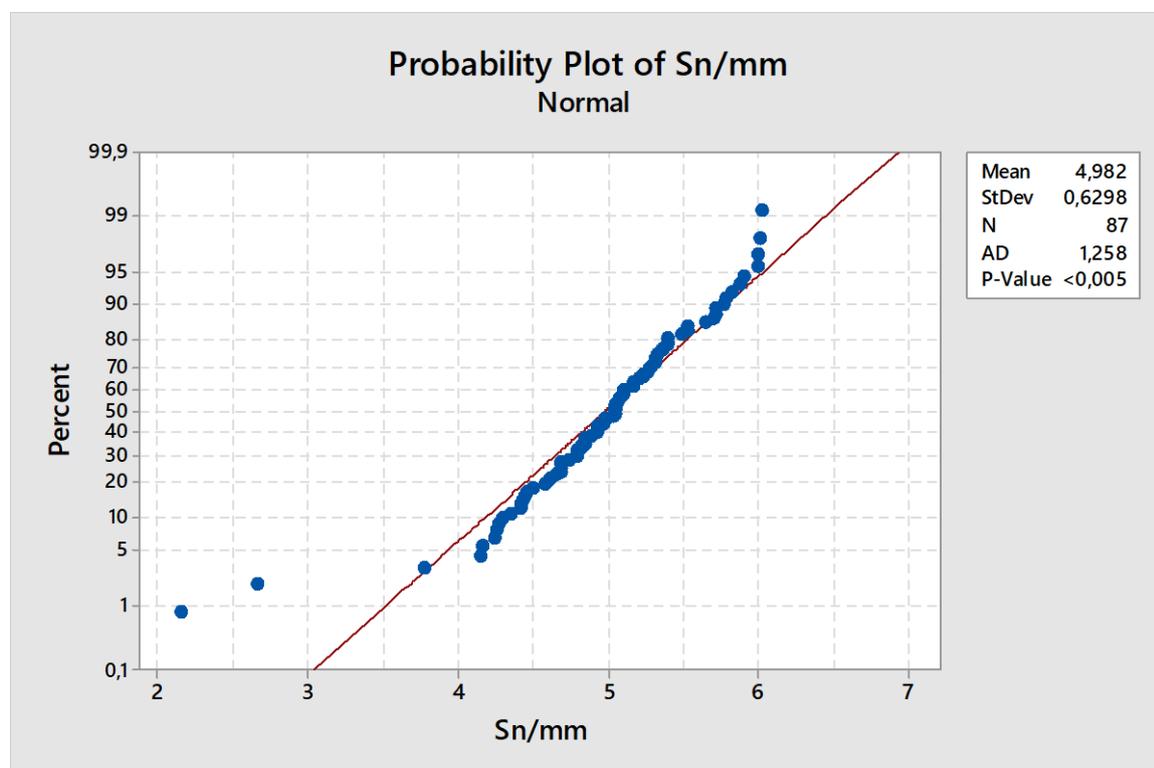


Figura 21 - grafico di probabilità normale dei valori misurati della profondità di saldatura

Per identificare rigorosamente su quali valori sia necessario investigare come possibili outliers si è utilizzato il metodo dello scarto interquartile (IQR). Il metodo è applicabile ad un set di dati distribuiti normalmente. Per verificare tale condizione si è effettuato un test su Minitab, i quali risultati sono riportati a destra del grafico in figura 21. Il valore del P-value inferiore a 0.005 permette di negare l'ipotesi nulla del test, ovvero che i valori non siano distribuiti normalmente

Una volta verificata la normalità della distribuzione, si ricavano dalle osservazioni il primo ed il terzo quartile, rispettivamente  $Q_1$  e  $Q_3$ . I quartili sono indici di posizione, ovvero quei

valori che dividono in quattro parti uguali le osservazioni. Il primo quartile indica la posizione alla sinistra del quale è presente 25% della popolazione mentre il terzo ha un significato analogo per il 75% della popolazione totale.

Esistono anche i quartili zero, due e quattro che indicano rispettivamente il valore minore della distribuzione, il valore mediano ed il valore massimo. Per questo tipo di test non verranno utilizzati.

In figura 22 è mostrata la suddivisione in quartili di una generica distribuzione.

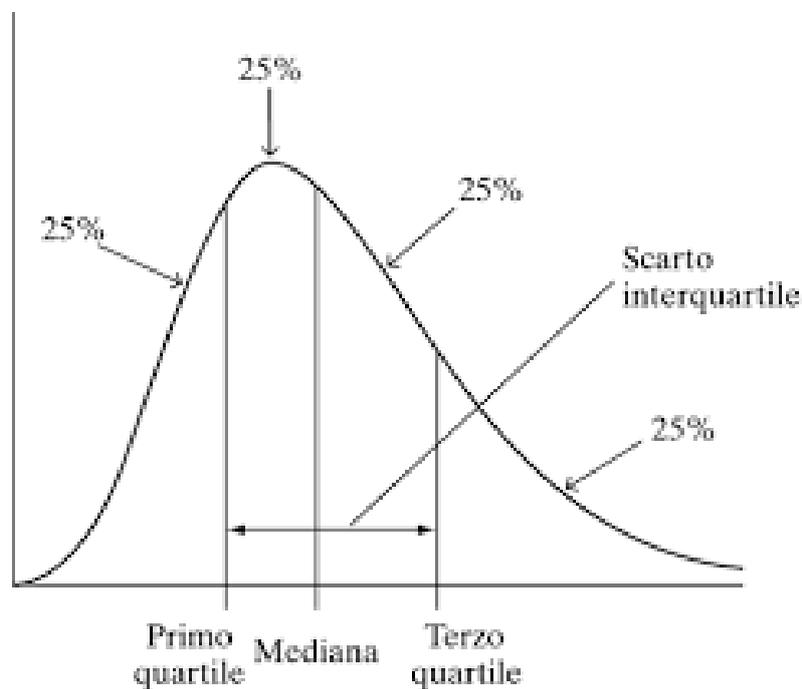


Figura 22- suddivisione in quartili di una generica distribuzione di osservazioni.

[https://didatticaonline.unitn.it/dol/pluginfile.php/1140805/mod\\_resource/content/1/L5%20MQR.pdf](https://didatticaonline.unitn.it/dol/pluginfile.php/1140805/mod_resource/content/1/L5%20MQR.pdf)

Si calcola l'intervallo compreso tra il primo ed il terzo quartile, detto scarto interquartile.

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad [10]$$

Si moltiplica il valore calcolato nell'equazione [10] per 1.5 e si procede come segue:

Sia  $y_i$  l'i-esima osservazione, se almeno una relazione tra le seguenti è rispettata,  $\begin{cases} y_i < Q_1 - 1.5 * IQR \\ y_i > Q_3 + 1.5 * IQR \end{cases}$ , allora  $y_i$  è un dato anomalo e deve essere indagato.

Si ottiene:

Tabella 2 - quantità utilizzate per il metodo IQR per il rilievo dei dati anomali

$Q_1$	4.69
$Q_3$	5.32
$IQR$	0.63
$Q_1 - 1.5 * IQR$	3.745
$Q_3 + 1.5 * IQR$	6.265

Due valori sono risultati anomali in quanto non rispettano la prima delle due relazioni.

Tabella 3 - osservazioni indagate come outliers

Run Order	suction/%	focus/mm	P/W/mm <sup>2</sup>	S/rad/s	Sn/mm
63	1,0	-20,0	13086,1	2,1	2,2
71	1,0	-20,0	12025,0	2,1	2,7

Le righe 63 e 71, riportate nella tabella 3, rappresentano due mancate saldature. La combinazione dei parametri di processo ha generato una profondità di saldatura insufficiente alla giunzione dei due particolari. Tali dati non sono considerati outliers ma dei casi estremi che verranno mantenuti tra le osservazioni.

In conclusione, non sono stati riscontrati outliers. Nel caso questi fossero presenti, la procedura richiederebbe di eliminarli dal set di osservazioni, oppure sostituirli con il valore mediano delle misurazioni con la stessa combinazione dei parametri di processo. Il secondo caso si adatta ad una situazione in cui sono disponibili pochi dati per l'analisi.

#### 4.4 Modello Lineare Generalizzato

Attraverso il software Minitab, dopo aver inserito predittori e risposta si inseriscono i parametri del modello.

Come accennato all'inizio del capitolo si osservano gli output P-value,  $R^2$  (adj), residui ed equazione di regressione. Il processo di modifica dei parametri del modello è iterativo, fino al raggiungimento del risultato sperato, ovvero un sistema robusto e rappresentativo del modello fisico. In particolare, è stato variato il grado dell'equazione di regressione tra 1 e 3 e si è valutata la necessità di mantenere o meno un offset all'equazione di regressione.

In figura 23 è mostrata l'interfaccia nella quale sono stati inseriti i regressori e gli output.

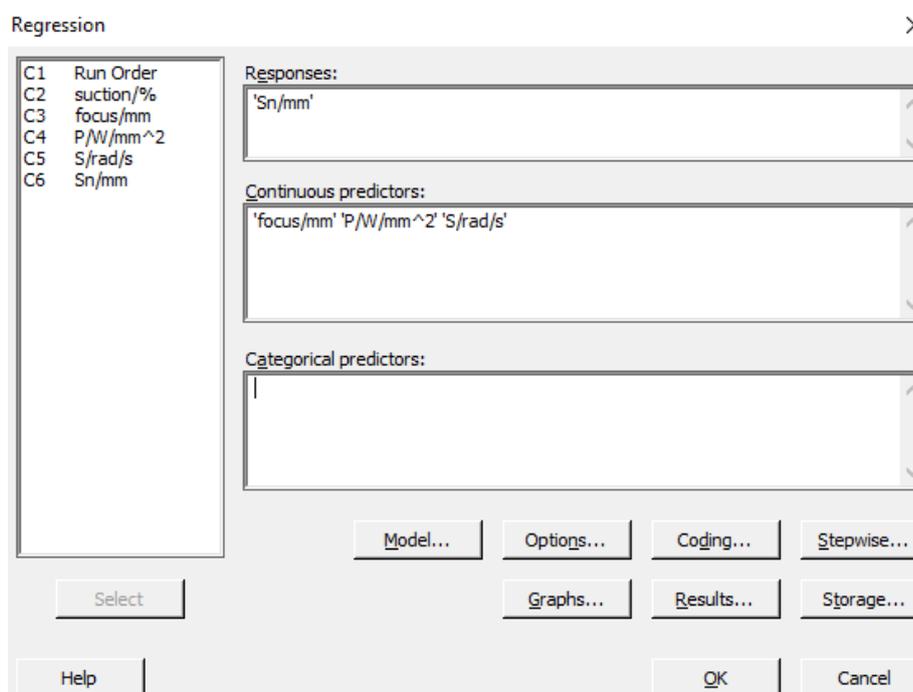


Figura 23 - interfaccia Minitab per il modello lineare generalizzato

Si sono ottenuti risultati soddisfacenti impostando:

- Interazione tra i predittori fino all'ordine 3;
- Assenza del valore costante nell'equazione di regressione: non sarebbe ragionevole pensare di avere una profondità di saldatura non nulla quando i parametri di processo sono tutti settati a zero;

- Modello non gerarchico: i predittori di ordine maggiore dell'unità possono essere presenti in assenza degli stessi di ordine inferiore;
- Stepwise per rimuovere automaticamente i termini con P-value ridotto. Il metodo prevede di partire da un modello vuoto ed inserire ad ogni step i predittori, partendo dagli ordini inferiori. Quando si rileva un miglioramento del modello il termine viene aggiunto allo stesso, viceversa viene rimosso.
- Rimozione manuale dei termini con P-value maggiore di 0.05.

La rimozione manuale dei valori con P-value maggiore della soglia è necessaria in quanto il metodo Stepwise inserisce anche quei termini che, nonostante siano considerati non significativi ( $P\text{-value} > 0.05$ ) generano un miglioramento del sistema. Rimuovendoli si è ottenuto un valore degli output analogo a fronte di una equazione di regressione semplificata e di maggior decifrabilità.

I risultati ottenuti sono riportati di seguito.

In figura 24 sono mostrati i risultati del modello relativi ai residui. Il grafico 24.a mostra che i residui sono disposti lungo la retta di probabilità normale, quindi sono distribuiti in modo corretto. Nel caso si fossero riscontrati degli andamenti differenti oppure troppi valori distanti dalla retta, si dovrebbe intervenire modificando il modello.

Il grafico 24.b mostra l'errore commesso nel generare la stima dei valori sulla profondità di saldatura. Il caso limite in cui i residui hanno valore nullo rappresenta una stima perfetta del sistema fisico. Il grafico notifica anche la presenza di errori sistematici, nel caso in cui ci fosse una particolare ripetizione dei valori dei residui. I grafici 24.c e 24.d danno un'informazione più precisa a tal proposito. L'istogramma è necessario che mostri una frequenza dei residui maggiore per valori degli stessi più bassi. Ad indicare che gli errori nella stima più consistenti (residui alti) sono meno frequenti. Il diagramma dei residui in funzione dell'ordine deve avere un andamento casuale.

Si conclude che i risultati sono corretti dal punto di vista dei residui.

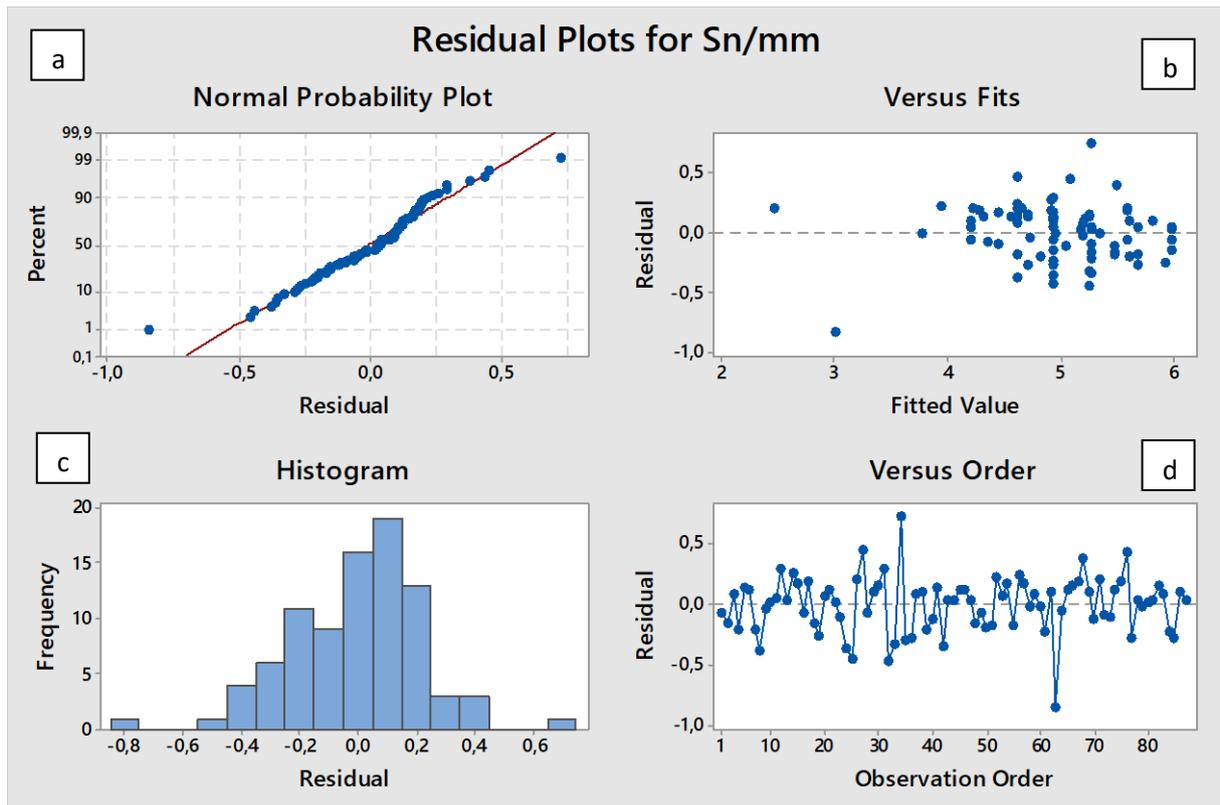


Figura 24 - grafici dei residui. a) grafico di probabilità normale dei residui; b) residui in funzione del valore stimato; c) frequenza dei residui; d) residui in funzione dell'ordine delle osservazioni

In figura 25 sono mostrati i grafici dei residui calcolati a parità del valore del regressore a cui è riferito al grafico. Nel grafico 25.a, ad esempio, si calcola l'errore commesso nella stima della profondità di saldatura, per tutti i dati, fissato il valore della velocità di avanzamento.

È necessario che i residui siano distribuiti in modo casuale, altrimenti sarebbe necessario modificare la potenza con la quale viene valutato il regressore.

Anche in questo caso i risultati sono soddisfacenti.

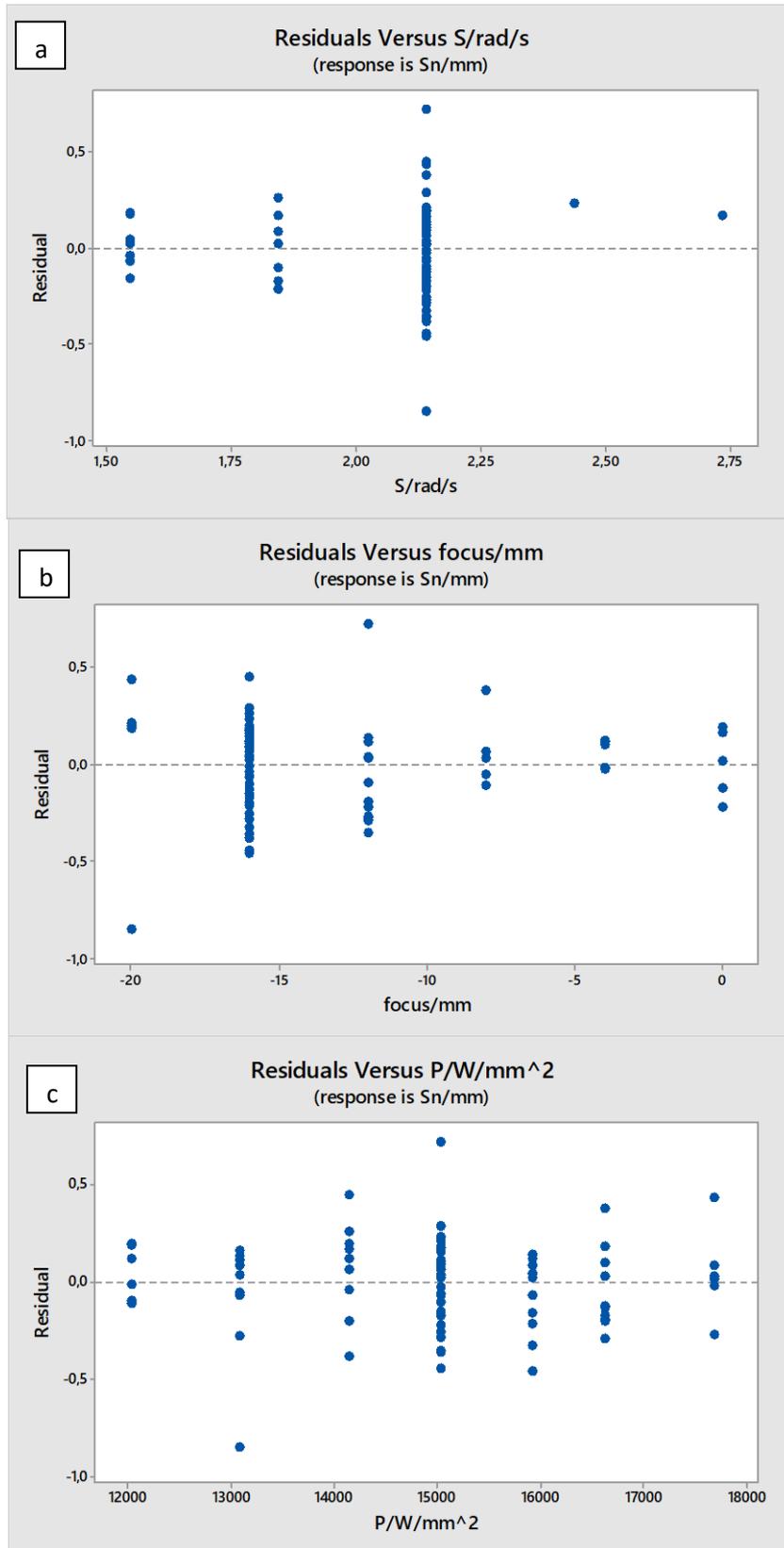


Figura 25 - grafici dei residui in funzione del livello della variabile a) velocità di avanzamento, b) fuoco, c) potenza

In figura 26 si osserva:

- Il valore  $R^2$  modificato (adj) è molto elevato. Il sistema è sufficientemente robusto e quindi in grado di descrivere i dati di input del modello. Compare tra gli output il valore dell' $R^2$ (pred) che determina quanto bene il modello è in grado di generare predizioni.
- I valori dei p-value sono inferiori alla soglia di 0.05 imposta. Tutti i regressori che compaiono sono rappresentativi per il modello.
- Il valore della radice dell'errore quadratico medio (RMSE) è pari a 0.2275.

## Regression Analysis: Sn/mm versus focus/mm; P/W/mm<sup>2</sup>; S/rad/s

Stepwise Selection of Terms

$\alpha$  to enter = 0,15;  $\alpha$  to remove = 0,15

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	4	2187,71	546,928	10197,96	0,000
P/W/mm <sup>2</sup>	1	64,59	64,588	1204,30	0,000
focus/mm*focus/mm*focus/mm	1	8,71	8,706	162,32	0,000
focus/mm*focus/mm*P/W/mm <sup>2</sup>	1	6,58	6,582	122,73	0,000
P/W/mm <sup>2</sup> *P/W/mm <sup>2</sup> *S/rad/s	1	7,51	7,513	140,08	0,000
Error	83	4,45	0,054		
Lack-of-Fit	36	1,93	0,053	1,00	0,500
Pure Error	47	2,53	0,054		
Total	87	2192,16			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0,231584	99,80%	99,79%	99,76%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
P/W/mm <sup>2</sup>	0,000477	0,000014	34,70	0,000	69,23
focus/mm*focus/mm*focus/mm	0,000667	0,000052	12,74	0,000	65,45
focus/mm*focus/mm*P/W/mm <sup>2</sup>	0,000001	0,000000	11,08	0,000	88,67
P/W/mm <sup>2</sup> *P/W/mm <sup>2</sup> *S/rad/s	-0,000000	0,000000	-11,84	0,000	62,39

Regression Equation

$$\text{Sn/mm} = 0,000477 \text{ P/W/mm}^2 + 0,000667 \text{ focus/mm*focus/mm*focus/mm} \\ + 0,000001 \text{ focus/mm*focus/mm*P/W/mm}^2 - 0,000000 \text{ P/W/mm}^2*\text{P/W/mm}^2*\text{S/rad/s}$$

Variable	Mean	StDev	Variance	Sum of Squares
RES11	0,0007	0,2275	0,0518	4,4514

Figura 26 - risultati del modello lineare generalizzato

In figura 27 è mostrato l'andamento della profondità di saldatura in funzione delle variabili di processo, così come descritto dall'equazione di regressione.

I grafici sono di difficile lettura essendo curve in uno spazio tridimensionale. Sono allora generati i grafici in figura 28 in cui l'asse relativo alla profondità di saldatura è sostituito da una colorazione funzione del valore della stessa.

In generale si nota che la profondità di saldatura aumenta con l'aumentare della potenza e la riduzione della velocità di avanzamento.

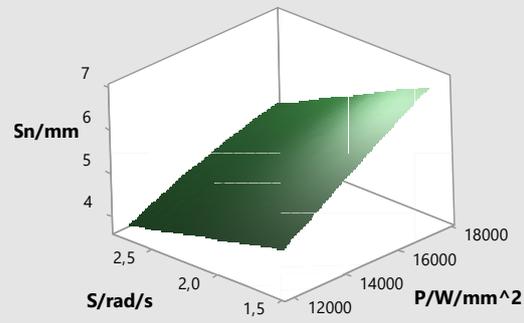
Si ha un massimo di  $S_n$  per valori centrali della variabile fuoco. L'andamento è crescente per i valori inferiori e decrescente per valori maggiori.

Gli andamenti sono concordi con quanto è stato anticipato nel capitolo 2, ovvero con gli studi in materia di assorbimento del calore.

a

Surface Plot of Sn/mm vs S/rad/s; P/W/mm<sup>2</sup>

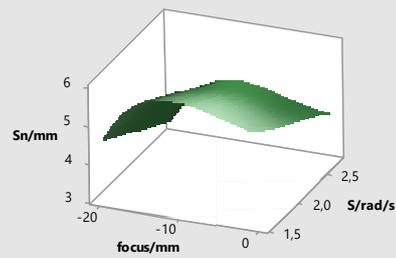
Hold Values  
focus/mm -13,6091954022988



b

Surface Plot of Sn/mm vs S/rad/s; focus/mm

Hold Values  
P/W/mm<sup>2</sup> 14976,419166042



c

Surface Plot of Sn/mm vs P/W/mm<sup>2</sup>; focus/mm

Hold Values  
S/rad/s 2,0721484502499

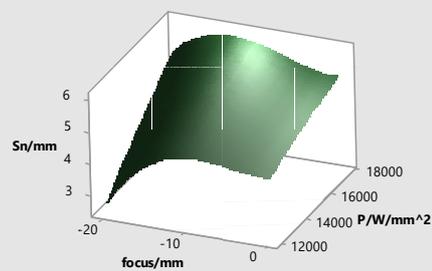


Figura 27 - grafici di superficie della profondità di saldatura in funzione di a) potenza e velocità, b) velocità e fuoco, c) fuoco e potenza

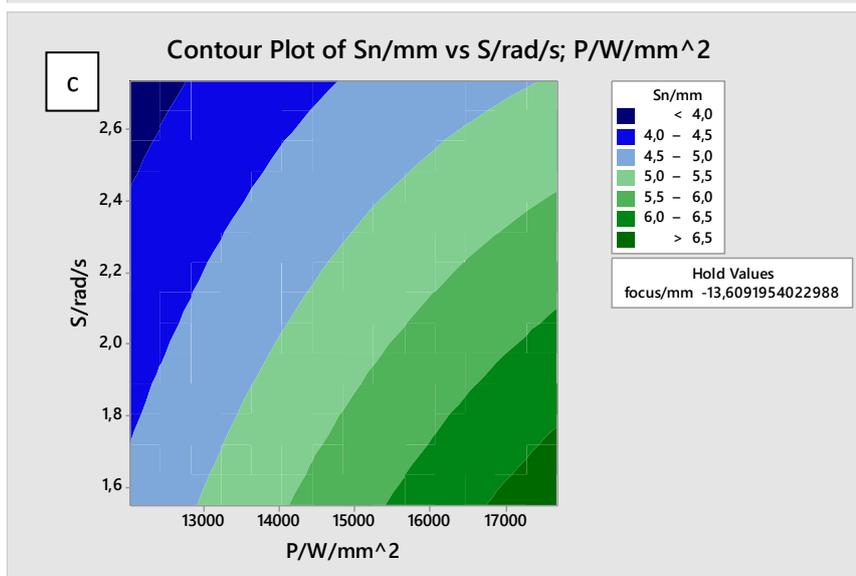
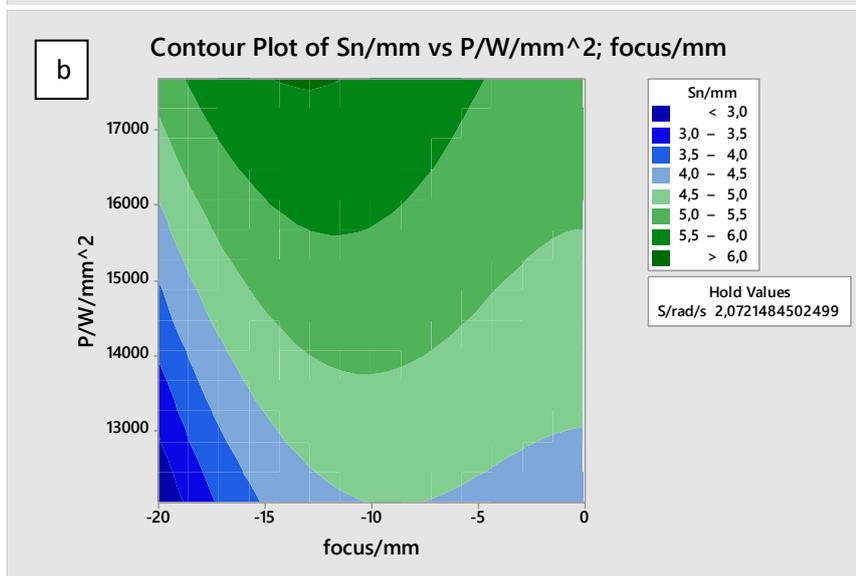
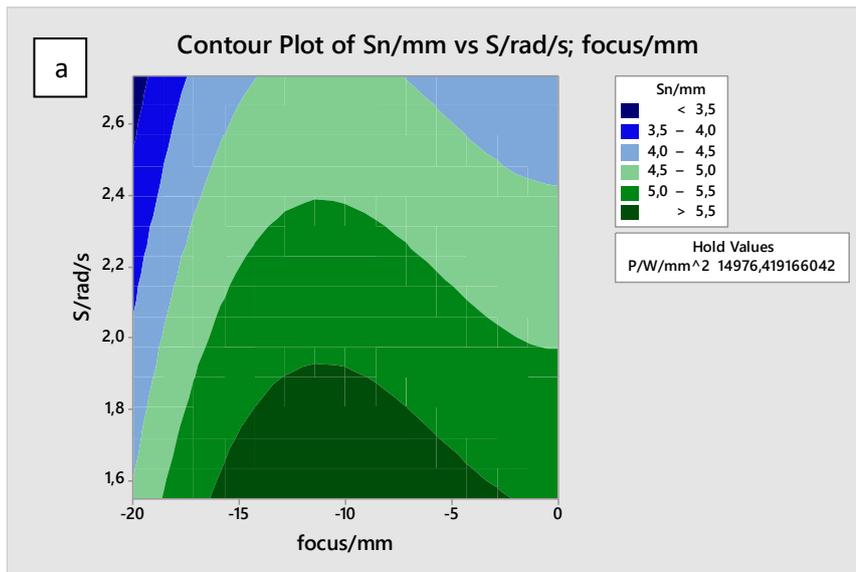


Figura 28 - visualizzazione bi-dimensione dei grafici di superficie della profondità di saldatura in funzione di a) velocità e fuoco, b) fuoco e potenza, c) velocità e potenza

## 4.5 Utilizzo del modello: ottimizzazione

Le specifiche di progetto impongono una profondità di saldatura superiore a 4.25 mm, tale limite è riferito ad un prodotto finale sottoposto a tornitura superficiale. Per rispettare il vincolo bisogna aumentare il limite considerando l'overcut del cordone di saldatura, rilevato in ogni campione, e la tornitura superficiale successiva alla lavorazione di saldatura. Quest'ultima non considerata nella misura della profondità per non alterare il processo.

Considerato quanto detto si impone un limite inferiore a  $S_n$  di 4.85mm.

Il software Minitab fornisce uno strumento di ottimizzazione noto il target, interpolando i dati di input partendo dai limiti inferiore e superiore oppure da un punto impostato dall'utente.

Prima di procedere è importante fare ulteriori valutazioni riguardo al processo tecnologico: ottimizzare significa, oltre a soddisfare la richiesta sulla profondità di saldatura, rendere il processo economicamente vantaggioso. In tal senso si mantiene la velocità pari al valore massimo testato di  $2.4 \frac{rad}{s}$  con lo scopo di aumentare la produttività della linea. Per quanto riguarda la potenza, il risparmio energetico non è sufficiente a giustificare una riduzione di tale parametro. Il fuoco non ha invece conseguenze dal punto di vista economico. Questi ultimi non sono perciò vincolati.

Tra le opzioni dello strumento di ottimizzazione si può scegliere la curva di "desiderabilità" come mostrato in figura 29. Quando il peso è maggiore di 1 si dà maggiore importanza al raggiungimento del target, se inferiore si enfatizzano maggiormente le limitazioni sulle variabili di processo. Nel caso in analisi si imposta un valore maggiore dell'unità in quanto il target è un parametro da rispettare necessariamente mentre non vi sono limiti alle variabili di processo.

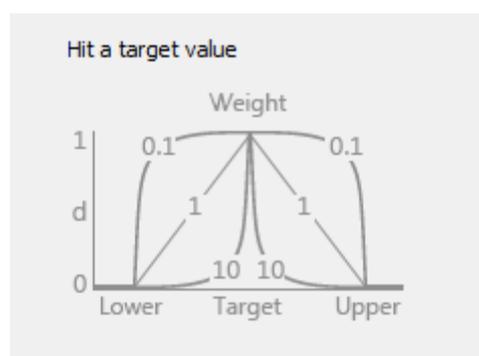


Figura 29 - curve di desiderabilità del processo di ottimizzazione

Il risultato dell'ottimizzazione è riportato nella tabella 4 e, graficamente, in figura 30.

Tabella 4 - parametri di processo ottimizzati

Fuoco/mm	-19.4
Potenza/(W/mm <sup>2</sup> )	17683.9
Velocità/(rad/s)	2.4

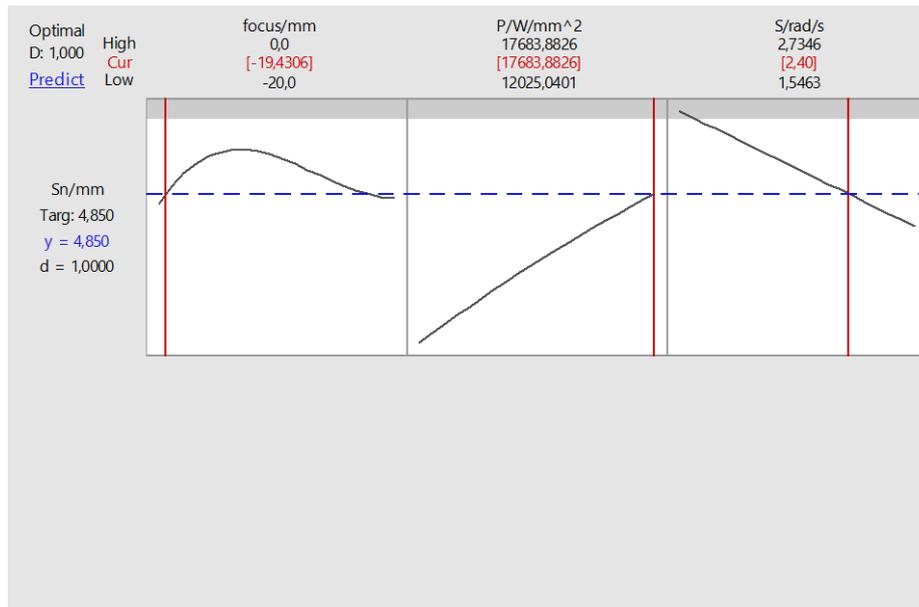


Figura 30 - risultati dell'ottimizzazione

## 5 Metodi di Intelligenza Artificiale

Nella logica dell'industria 4.0 la produzione è caratterizzata da un elevato grado di automazione, alta flessibilità del processo e personalizzazione del prodotto finale. In ambito di controllo e ottimizzazione della stessa sono necessari metodi che possano adattarsi ai cambiamenti e siano in grado di interfacciarsi con il sistema informatico che gestisce le linee.

I metodi di intelligenza artificiale permettono di applicare una regola di controllo generale ad un particolare processo, adattandosi automaticamente ai cambiamenti(14).

Le linee di produzione sono dotate di trasduttori che comunicano con il sistema centrale di controllo, fornendo le grandezze misurate. Tali dati vengono elaborati tramite un algoritmo che permette, ad esempio, di:

- Trovare quale combinazione di parametri di processo permette di ottenere l'output desiderato. In questo caso si parla di un problema di regressione, come quello trattato nella presente. L'obiettivo è quindi quello di ottimizzare il processo in termini di qualità del prodotto finito.
- Generare una schedulazione della manutenzione predittiva. Analizzando i dati pregressi del macchinario e degli utensili è possibile predire i tempi necessari per le manutenzioni, in modo da evitare fermi macchina imprevisti o produrre pezzi non conformi alle specifiche della produzione.
- Interfacciarsi con i robot collaborativi, generando un sistema di riconoscimento del movimento degli operatori in modo da aumentare la sicurezza sul lavoro (15).
- Rilevamento delle anomalie.

I metodi di intelligenza artificiale permettono quindi di aumentare l'efficacia di un sistema produttivo e di sfruttare le potenzialità offerte dai sistemi informatizzati integrati nei macchinari. Permettono inoltre di processare una popolazione molto elevata di dati.

Il termine Machine Learning identifica i metodi utilizzati per attuare la logica dell'intelligenza artificiale.

Si definiscono tre tipologie di machine learning:

- **Supervised Learning:** riceve in ingresso un set di dati di input  $x$ , detti predittori, e la risposta del sistema in analisi  $y$ . Dopo una classificazione dei dati di input il problema viene formalizzato generando una funzione di approssimazione  $y = f(x)$ . L'obiettivo è generalizzare il modello trovando una funzione che permetta di generare predizioni  $\hat{y} = \hat{f}(x)$ . L'apice denota grandezze stimate mentre l'assenza dello stesso identifica grandezze misurate.

Nel caso in cui la risposta del sistema sia una grandezza continua si parla di regressione. Il termine ha un significato differente rispetto allo stesso utilizzato in statistica per l'approccio con il quale si ottiene il risultato finale (12).

- **Unsupervised Learning:** riceve in ingresso il solo set di dati di output di un sistema. L'obiettivo è la ricerca di una struttura all'interno di essi. Si ricercano delle classi ai quali i dati appartengono. Definite le classi è possibile classificare nuovi dati in ingresso, non appartenenti alla popolazione iniziale. Un altro utilizzo della Unsupervised Learning è la riduzione della dimensionalità di un problema, detta principal components analysis (PCA) (12).
- **Reinforcement Learning:** È la tipologia meno comune, è utilizzata per prendere decisioni in merito situazioni di errore o di funzionamento corretto. Il concetto di "rinforzo" o di "ricompensa" è utilizzato per incentivare comportamenti positivi del sistema (12). È utilizzato per la detezione di anomalie e per generare la strategia per evitarle.

Nella trattazione attuale verranno impiegati tre metodi di supervised machine learning: Genetic Programming, Boosted Trees e Support Vector Machine.

In generale si può affermare che un algoritmo di Machine Learning abbia come obiettivo la minimizzazione di una "funzione di perdita" che determina quanto i dati predetti siano diversi dai dati reali. Il modo in cui viene definita tale funzione è dipendente dal modello utilizzato.

$$L(\phi) = \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \quad [11]$$

L'equazione [11] rappresenta la formulazione generica di una funzione di perdita. Il primo termine rappresenta l'errore commesso nella predizione mentre il secondo termine tiene conto della complessità del modello per evitare l'overfitting.

L'overfitting si ha quando il modello si adatta a caratteristiche particolari del set di dati di input, che non sono però rappresentative del sistema fisico.

Le variabili indipendenti vengono usualmente chiamate predittori a sottolineare lo scopo dell'analisi.

Il modo in cui viene stimata la risposta del sistema è peculiare di ogni modello e verrà presentato nei capitoli che seguono.

## 5.1 Genetic Programming (GP)

Il Genetic Programming è un algoritmo basato sui CART, ovvero alberi di regressione. Un CART è formato da foglie, che rappresentano i nodi estremali in cui compaiono le variabili indipendenti o delle costanti casuali e rami che rappresentano l'unione tra due nodi. I nodi interni contengono operazioni matematiche o logiche. I rami convergono in un unico nodo che determina la stima della risposta del sistema.

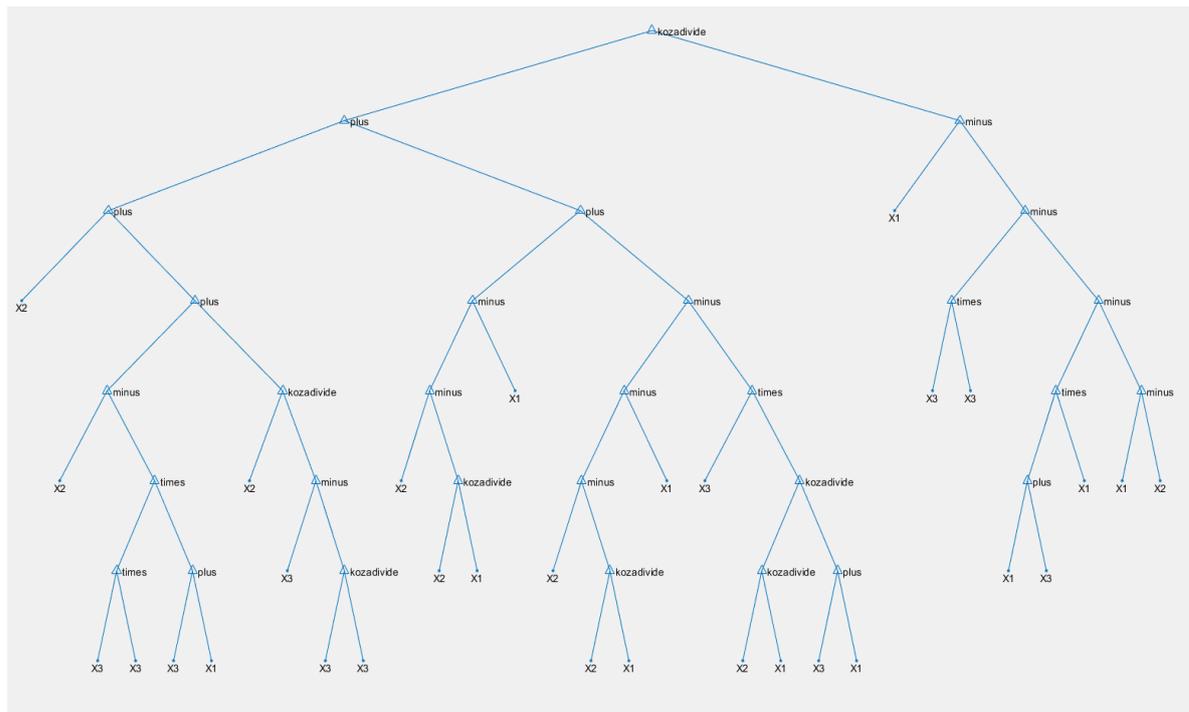


Figura 31 - CART generato attraverso un algoritmo di Genetic Programming

In figura 32 compaiono le variabili indipendenti del modello  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$  che rappresentano il fuoco, la potenza del laser e la velocità di avanzamento del processo. La presenza o l'assenza di un predittore è casuale, non è quindi necessaria una analisi per valutare la significatività di un regressore come è stato fatto utilizzando il metodo Stepwise per il modello lineare generalizzato.

Per ogni test è necessario fissare la numerosità della popolazione e quindi il numero di individui (CART) per ogni generazione ed il numero di generazioni. Tali parametri sono stati impostati rispettivamente a 500 e 100.

La popolazione iniziale viene generata casualmente. Per le generazioni successive vengono utilizzati degli operatori probabilistici, chiamati operatori genetici, tra cui:

- **Crossover:** due gruppi di rami appartenenti a due alberi differenti vengono scambiati. Si ottengono due nuovi individui.
- **Mutation:** Un gruppo di rami di un albero viene aggiunto ad un nuovo albero generato casualmente. Si ottiene un nuovo individuo.

Una volta generata una popolazione viene calcolato l'errore della predizione, ovvero la funzione di perdita come citato nel capitolo precedente. Nel Genetic Programming non si ha una funzione di perdita definita a priori, ma può essere scelta dall'analista caso per caso. Nello studio attuale è stato utilizzato il Root Mean Square Error, essendo un output presente in tutti i modelli utilizzati. In questo modo è facilitato il confronto tra gli stessi.

Le generazioni successive alla prima utilizzano nuovamente gli operatori genetici ma tenendo in considerazione i risultati del calcolo della funzione di perdita. A tal fine si definisce l'elitismo, ovvero il metodo con il quale si gestiscono i "superstiti" tra una generazione e la successiva. Si hanno:

- **Replace:** nella nuova generazione ci saranno solamente nuovi individui;
- **Keepbest:** Solo il migliore individuo (RMSE inferiore) viene mantenuto alla generazione successiva;
- **Halfelitism:** la metà della generazione precedente con valore dell'RMSE inferiore viene mantenuta;
- **Totalelitism:** Vengono mantenuti tutti gli individui con un valore di RMSE ritenuto accettabile. Non si pongono limiti al numero di individui mantenuti alla generazione successiva.

Nella presente sono stati utilizzati gli elitismi keepbest e halfelitism, in quanto permettono di generare maggiori combinazioni tra i predittori e quindi un risultato finale migliore. Per contro si ha un peso computazionale maggiore.

Si può impostare anche una percentuale di reproduction che determina la percentuale di individui ricopiati dalla generazione precedente, escludendo i survival determinati in base all'elitismo scelto.

È possibile stabilire un limite massimo alla dimensione degli alberi, intervenendo sul numero massimo di nodi o di profondità verticale. È stato utilizzando il secondo caso utilizzando diversi valori.

In una fase iniziale è stato scelto un valore di profondità pari a 3 per ridurre il grado di interazione tra i predittori. I risultati non stati soddisfacenti e quindi tale valore è stato aumentato.

La limitazione sulla profondità degli alberi permette anche di generare CART più facilmente leggibili.

Come si vedrà di seguito il miglior risultato è stato ottenuto quando non viene impostata nessuna limitazione.

La natura casuale dei test richiede che questi vengano ripetuti più volte, con il fine di verificare se i risultati siano dovuti al modello con determinati parametri oppure siano casuali. Fissati i parametri di una prova, questa verrà ripetuta 60 volte. Ogni Run fornirà il valore dell'individuo migliore delle 60 ripetizioni.

La presenza di molti valori di RMSE per ogni prova richiede che la comparazione tra i test sia effettuata attraverso un test statistico. In particolare, è stato scelto il test Mann-Whitney.

Il test ha come ipotesi nulla che due famiglie di osservazioni appartengano ad un'unica popolazione e che, quindi, abbiano la stessa distribuzione di probabilità. Negare l'ipotesi nulla significa che i due set di dati differiscano tra di loro.

Riconosciuta la diversità di due test è possibile scegliere l'individuo migliore del test con valore mediano del RMSE inferiore.

Tra i parametri mostrati nella tabella 4 compare la voce "utilizzo delle mancate saldature" in quanto si è notato che il metodo non riesce a rilevare tali valori "anomali" della profondità di saldatura.

Sono quindi stati effettuati dei test in assenza di tali osservazioni per osservare la reazione del modello ad un set di dati più vicini al valore medio.

Si sono riscontrate delle miglie negando la presenza delle mancate saldature. Questo è uno dei limiti del modello utilizzato.

### 5.1.1 Risultati Genetic Programming

Il codice utilizzato per effettuare i test è riportato in appendice.

Ogni Run del codice fornisce sessanta risultati, corrispondenti alle sessanta simulazioni a parità di parametri.

Nella tabella 5 sono riportati i parametri per i quali differiscono i dodici test più significativi effettuati.

Tabella 5 - risultati Genetic programming

	Massima profondità	Elitismo dei sopravvissuti	Utilizzo delle mancate saldature	Probabilità riproduzione
<b>Test 1</b>	7	Halfelitism	No	0.1
<b>Test 2</b>	9	Halfelitism	No	0.2
<b>Test 3</b>	9	Halfelitism	No	0.8
<b>Test 4</b>	9	Halfelitism	Si	0.9
<b>Test 5</b>	9	Halfelitism	Si	0.1
<b>Test 6</b>	8	Keepbest	No	0.1
<b>Test 7</b>	11	Keepbest	No	0.1
<b>Test 8</b>	6	Keepbest	No	0.1
<b>Test 9</b>	6	Halfelitism	No	0.1
<b>Test 10</b>	6	Keepbest	No	0.9
<b>Test 11</b>	Nessuna limitazione	Halfelitism	No	0.1
<b>Test 12</b>	Nessuna limitazione	Keepbest	No	0.1

I risultati dei test sono riportati in appendice, in cui viene riportato il valore del RMSE del miglior individuo per ogni prova.

Il grafico in figura 32 riassume tali risultati utilizzando una rappresentazione a boxplot. Considerando i valori delle mediane di ogni gruppo, sono state valutate attraverso il test Mann-Whitney le prove 1, 2, 6, 7, 8, 9, 11 e 12.

Come si può notare la necessità del test statistico è dovuta al fatto che le aree dei boxplot relativi a due prove sono sovrapposte, rendendo non intuitivo quale sia il risultato migliore.

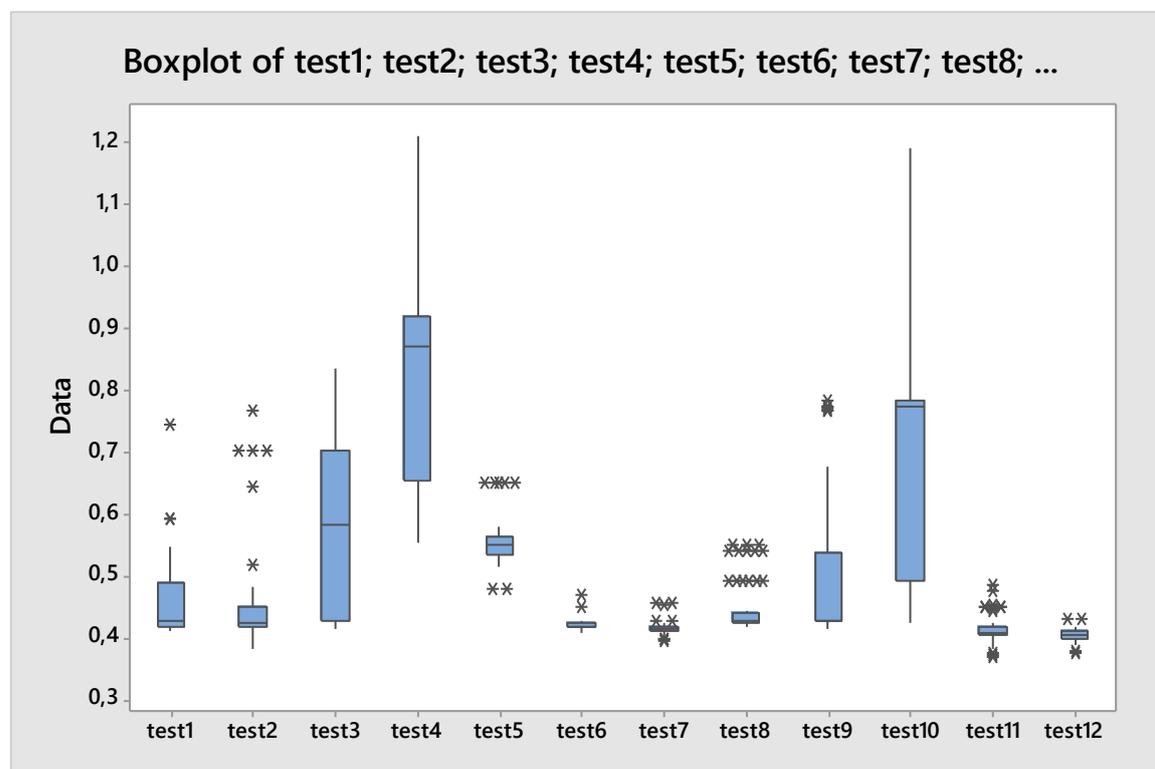


Figura 32 - boxplot del valore di RMSE dei migliori individui per ogni test GP

Il modello che verrà scelto tra i precedenti in quanto rappresentativo del sistema reale sarà valutato in funzione del valore minore di RMSE. Avendo a disposizione sessanta risultati per ogni test non è facile la valutazione. Si utilizza a tal scopo il test Mann-Whitney che permette di valutare se due gruppi presentino differenze significative, valutando le mediane delle popolazioni. Il test è stato implementato sul software Minitab ed i risultati riportati in appendice.

I risultati del test Mann-Whitney forniscono un P-value che permette di valutare se le differenze tra due test siano significative o meno. Tutte le comparazioni hanno avuto come esito un valore di tale parametro inferiore al 5%. È possibile quindi scegliere il test con valore mediano dell'RMSE inferiore come modello rappresentativo del sistema, tra tutti i disponibili.

Nella tabella 6 sono riportati i dati delle mediane del RMSE dei 12 test effettuati. In giallo è evidenziato il valore minore. Come evidenziato il test 12 è la migliore alternativa.

Tabella 6 - valore mediando dell'RMSE per ogni test GP

Median1	Median2	Median3	Median4	Median5	Median6
0,428	0,424	0,582	0,872	0,552	0,420
Median7	Median8	Median9	Median10	Median11	Median12
0,416	0,430	0,430	0,774	0,408	0,406

Definito il test e quindi i parametri definitivi, si utilizzano le predizioni appartenenti al set di simulazioni (test12) con valore puntuale del RMSE inferiore. I valori sono riportati in tabella 7.

Tabella 7 - valori del RMSE dei 60 migliori individui relativi alle ripetizioni

RunOrder	RMSE										
1	0,408	11	0,405	21	0,392	31	0,399	41	0,397	51	0,415
2	0,408	12	0,394	22	0,392	32	0,399	42	0,418	52	0,404
3	0,408	13	0,394	23	0,392	33	0,399	43	0,418	53	0,404
4	0,408	14	0,394	24	0,392	34	0,417	44	0,418	54	0,415
5	0,408	15	0,399	25	0,417	35	0,399	45	0,432	55	0,415
6	0,408	16	0,405	26	0,417	36	0,399	46	0,432	56	0,415
7	0,407	17	0,394	27	0,415	37	0,411	47	0,402	57	0,410
8	0,403	18	0,412	28	0,379	38	0,411	48	0,405	58	0,391
9	0,398	19	0,406	29	0,409	39	0,404	49	0,411	59	0,377
10	0,411	20	0,408	30	0,411	40	0,404	50	0,400	60	0,403

La prova 59 del test 12 è quindi scelta per produrre le predizioni della profondità di saldatura. Si riportano in appendice le predizioni ottenute. Il grafico in figura 33 riassume i risultati paragonandoli ai dati reali. Come si nota è presente una considerevole discrepanza tra i valori misurati e predetti.

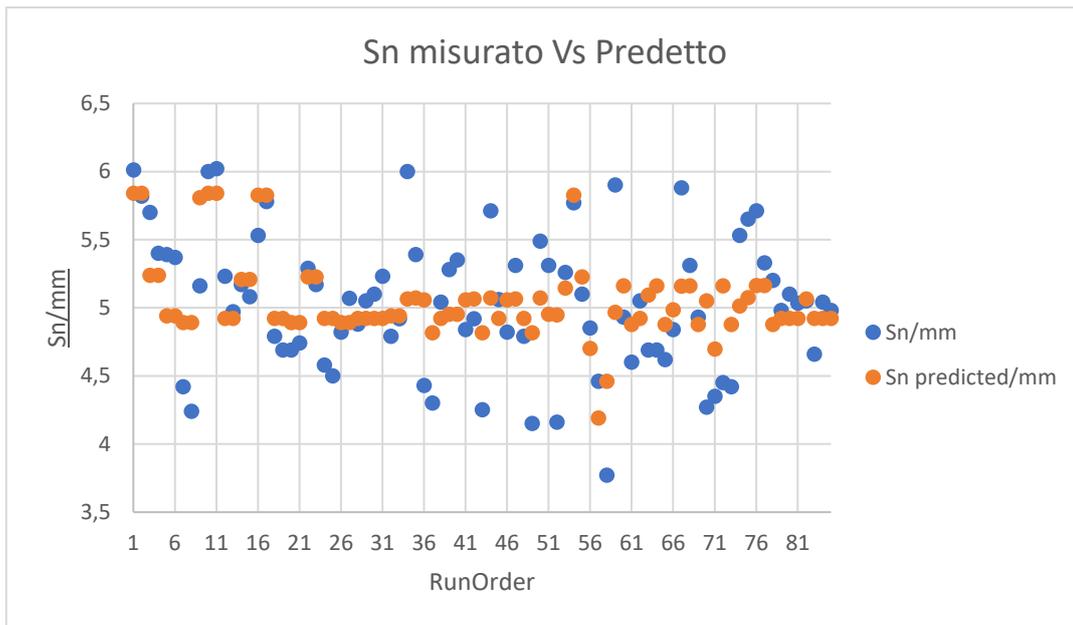


Figura 33 - grafico valori misurati vs valori predetti della profondità di saldatura

Il CART in figura 34 rappresenta quindi l'equazione di regressione, come mostrato per il modello lineare generalizzato. Come riportato in tabella 4 nessuna limitazione è stata imposta sulla profondità massima. Si è ottenuto di conseguenza un albero, e quindi una equazione, molto articolato e di difficile interpretazione.

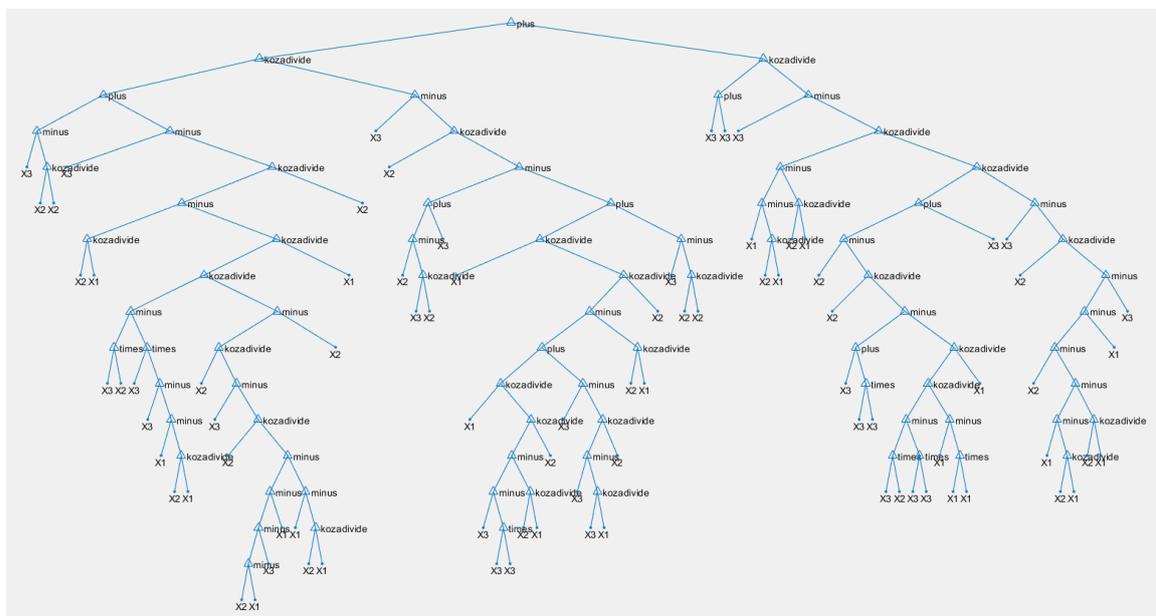


Figura 34 - CART relativo alla ripetizione 59 del test GP 12 avente valore di RMSE pari a 0.377

## 5.2 Boosting

Il Boosting è un metodo di Machine Learning che utilizza un algoritmo detto “weak learner” per generare la funzione per le predizioni  $f$ . L’algoritmo consiste nella ricerca iterativa di regole di predizione, concentrandosi ad ogni step sul set di dati che sono stati rappresentati in modo peggiore, quindi con un errore rispetto ai dati misurati maggiore. Il weak learner può essere un qualsiasi metodo di regressione, in generale vengono utilizzati i CART introdotti nel capitolo relativo al Genetic Programming.

Il passaggio finale consiste nel ricombinare le leggi di predizione trovate. A tal scopo si combinano linearmente le leggi dando un peso maggiore a quelle che hanno generato risultati migliori.

$$f(x) = w_0 + \sum_{m=1}^M w_m \phi_m(x) \quad [12]$$

Dove  $w_m$  sono i parametri o i pesi del classificatore base  $\phi_m$  relativa all’ $m$ -esimo set di dati.  $w_0$  è l’offset della funzione.

L’obiettivo è analogo per tutti i metodi di machine learning, quindi minimizzare la sommatoria  $\sum_{i=1}^N L(y_i, f(x_i))$ , dove  $L$  è la funzione di perdita con la quale si calcola l’errore tra i dati misurati  $y_i$  ed i dati predetti  $f(x_i)$ .

In relazione alla funzione di perdita utilizzata si definiscono diversi metodi di Boosting. In figura 35 sono riportati i principali metodi di Boosting con annesse le relative funzioni di perdita.

Name	Loss	Derivative	$f^*$	Algorithm
Squared error	$\frac{1}{2}(y_i - f(\mathbf{x}_i))^2$	$y_i - f(\mathbf{x}_i)$	$\mathbb{E}[y \mathbf{x}_i]$	L2Boosting
Absolute error	$ y_i - f(\mathbf{x}_i) $	$\text{sgn}(y_i - f(\mathbf{x}_i))$	$\text{median}(y \mathbf{x}_i)$	Gradient boosting
Exponential loss	$\exp(-\tilde{y}_i f(\mathbf{x}_i))$	$-\tilde{y}_i \exp(-\tilde{y}_i f(\mathbf{x}_i))$	$\frac{1}{2} \log \frac{\pi_i}{1-\pi_i}$	AdaBoost
Logloss	$\log(1 + e^{-\tilde{y}_i f_i})$	$y_i - \pi_i$	$\frac{1}{2} \log \frac{\pi_i}{1-\pi_i}$	LogitBoost

Figura 35 - tipologie di metodi Boosting in funzione della funzione di perdita. (12)

In figura compare il termine  $f^*$ , detto “population minimizer”, che rappresenta lo stimatore ottimale per ogni metodo di Boosting mostrato.

Per i problemi di regressione si utilizza in genere l’errore quadratico e quindi il metodo L2Boosting.

Per stimare l'errore generalizzato del modello si utilizza la cross-validation. Si suddivide il set di dati di input in K sottogruppi, si genera la funzione di regressione utilizzando come dati di training quelli appartenenti a K-1 gruppi, si generano le predizioni e si calcola l'errore considerando il rimanente gruppo come set di validazione. Iterando il procedimento per tutti i gruppi e combinando le funzioni generate si ottiene un modello con errore ridotto in termini di qualità delle predizioni. È stato impostato un valore del parametro K pari a 5.

Per utilizzare il metodo è stato utilizzato il toolbox di Matlab 2021a "statistics and machine learning".

Il vantaggio nell'utilizzo del metodo deriva dal fatto che non sia necessario impostare alcun parametro, al di fuori della scelta della funzione di perdita e quindi del modello L2Boosting.

Si procede, dopo aver inserito i dati di input e selezionato il numero di gruppi per il cross-validation, selezionando il comando di ottimizzazione dei metodi di Boosting. Il sistema genera in automatico il modello che meglio riproduce i dati inseriti in termini di errore quadratico medio.

Nel presente studio, i parametri sono stati ottimizzati tramite un algoritmo di ottimizzazione bayesiano. Le iterazioni del processo sono riportate in figura 36.

In figura 37 sono mostrati i valori numerici dei parametri ottimali del processo ed i relativi risultati in termini di radice dell'errore quadratico medio e di  $R^2$ .

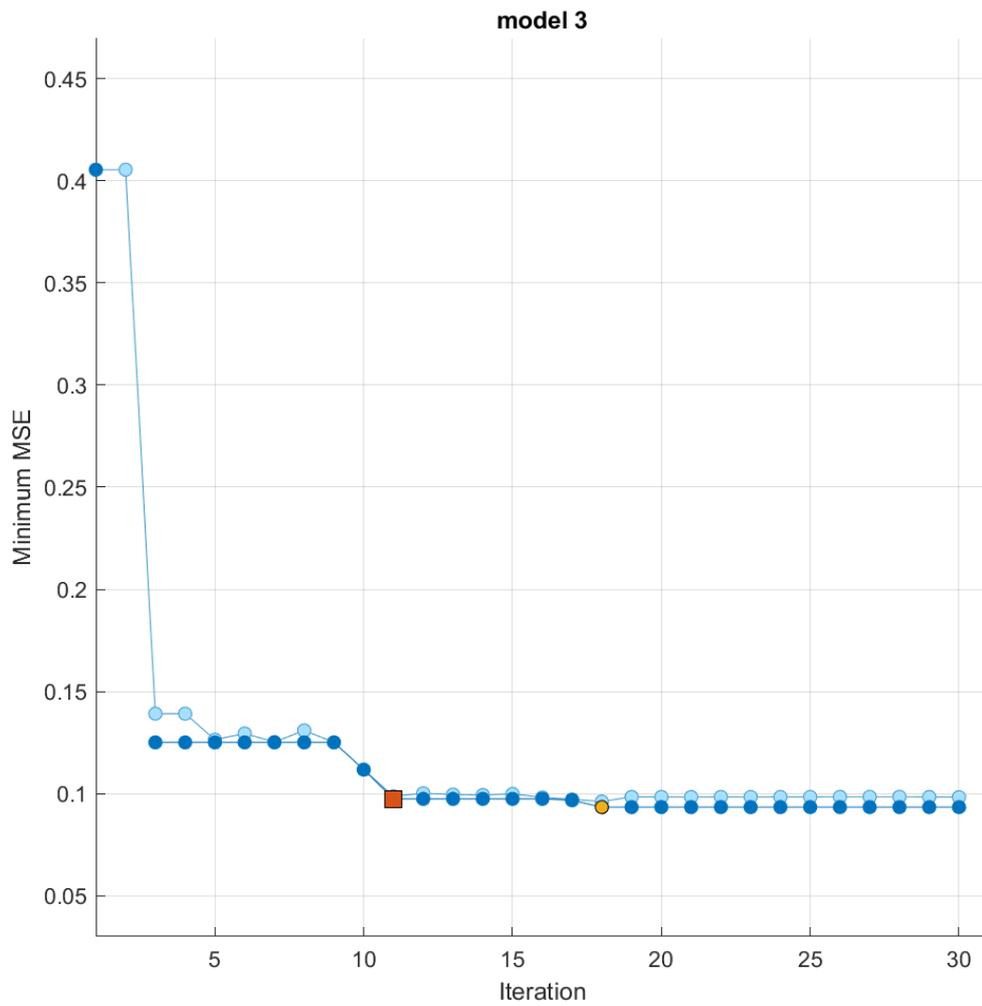


Figura 36 - ottimizzazione bayesiana dei parametri del modello Boosting

Current Model Summary	
RMSE (Validation)	0.26937
R-Squared (Validation)	0.82
MSE (Validation)	0.072559
MAE (Validation)	0.21402
Prediction speed	~630 obs/sec
Training time	4.7512 sec
Test Results	
RMSE (Test)	0.17061
R-Squared (Test)	0.93
MSE (Test)	0.029106
MAE (Test)	0.11148
Model Type	
Preset:	Boosted Trees
Minimum leaf size:	1
Number of learners:	280
Learning rate:	0.1

Figura 37 - parametri ottimizzati del modello Boosting

Il modello è generato utilizzando i parametri ottenuti mediante l'ottimizzazione.

In figura 38 sono confrontati i dati predetti con quelli misurati sperimentalmente. Rispetto ai risultati ottenuti per il Genetic programming si denota una riproduzione migliore della risposta del modello.

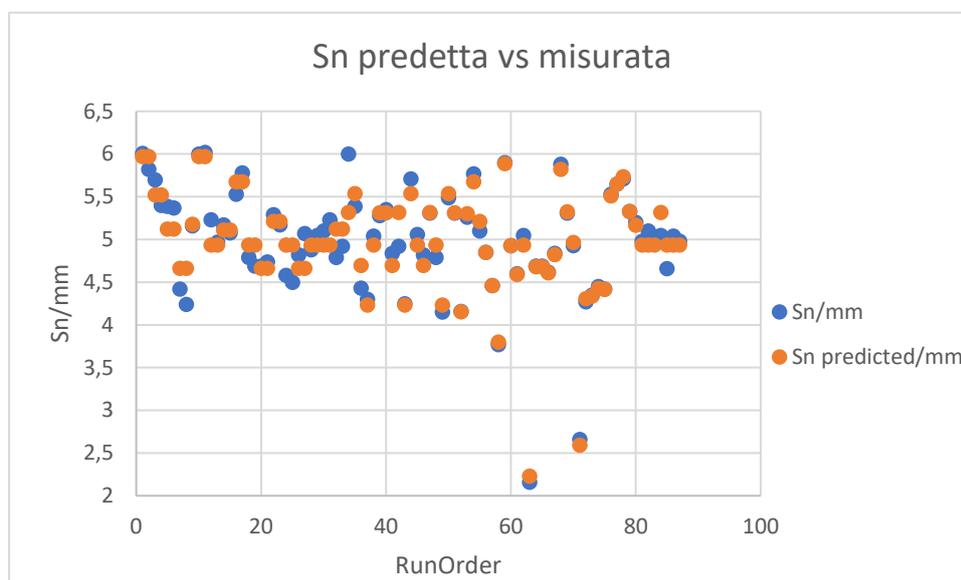


Figura 38 - grafico risposta misurata vs predetta mediante metodo L2boosting

Il grafico in figura 39 permette di valutare la qualità delle predizioni. Quanto più i dati misurati (pallini blu) sono disposti lungo la linea nera (predizioni) più il modello produce un output preciso. Si può affermare che il risultato del modello sia ampiamente soddisfacente.

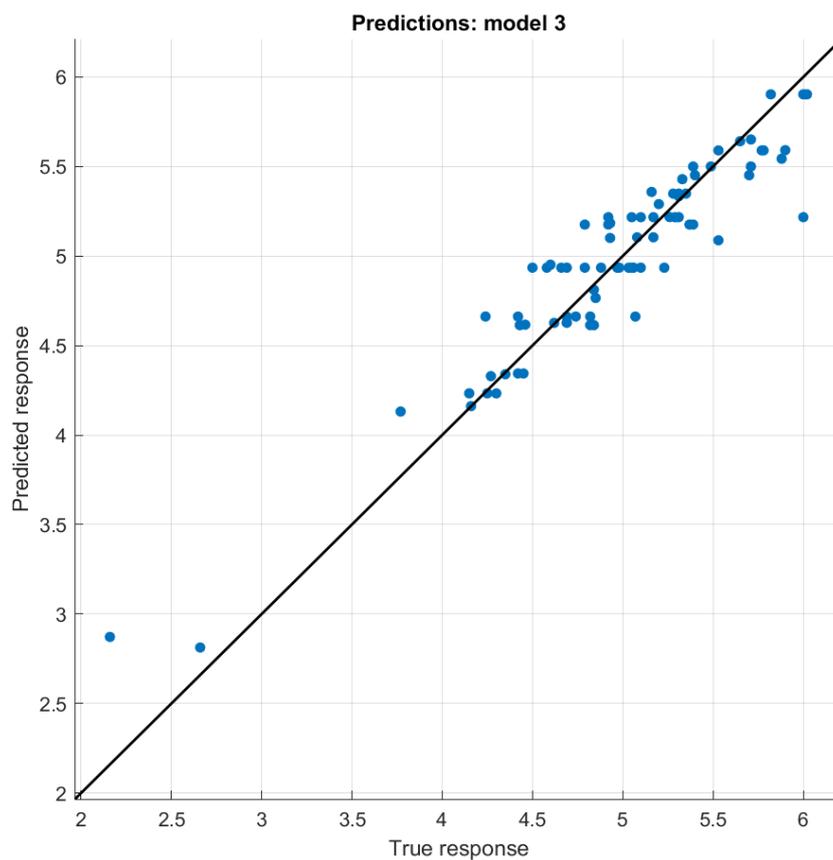


Figura 39 - grafico risposta vera vs curva di predizione

Si è ottenuto un valore del RMSE pari a 0,171.

Le predizioni sono riportate in appendice. Da notare la presenza delle mancate saldature (runOrder 63 e 71). Il fenomeno sembra ben riprodotto dal modello, a differenza del risultato ottenuto per il Genetic Programming. Lo stesso test, effettuato in assenza delle stesse, ha portato ad un valore di radice dell'errore quadratico medio invariato.

### 5.3 Support Vector Machine

Il Support Vector Machine è un algoritmo di machine learning che utilizza un iperpiano per la classificazione dei dati di training. Un iperpiano è una funzione lineare di dimensione variabile. Esso rappresenta la funzione di regressione utilizzata per le predizioni o il separatore tra gruppi, nel caso il metodo sia utilizzato per generare una classificazione.

In figura 40 è mostrato un esempio di iperpiano tratto dalla letteratura. Nel caso mostrato il metodo è utilizzato per classificare due gruppi.

Quando viene utilizzato per un problema di regressione, l'obiettivo è che la distanza tra l'iperpiano e le osservazioni sia minore possibile, analogamente a quanto illustrato per il modello lineare generalizzato nel capitolo 4.

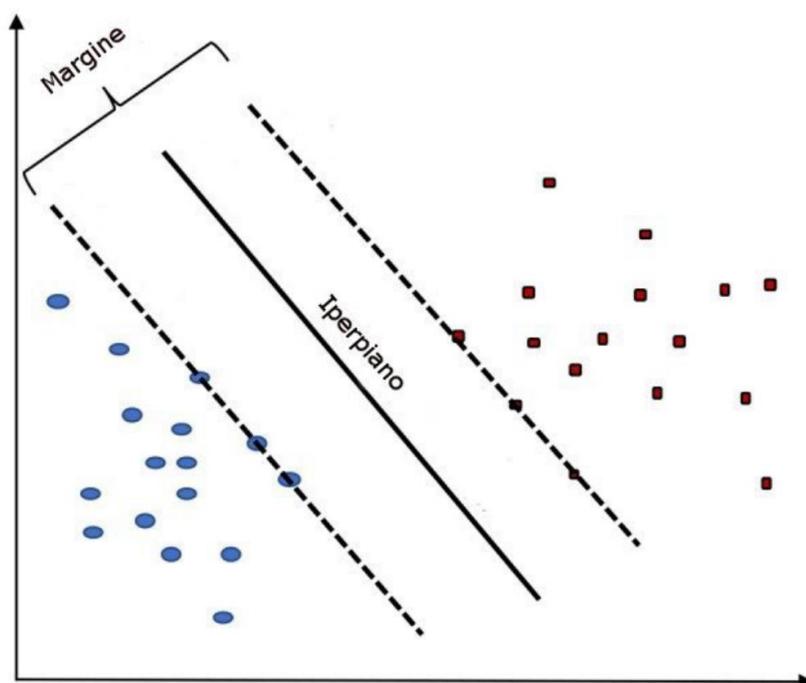


Figura 40 - rappresentazione di un iperpiano generico

(16)

l'iperpiano è limitato da contorni di decisione. Si classificano quindi i dati di training in due classi: se si trovano all'interno dei limiti, il loro errore viene considerato nullo, nonostante non appartengano all'iperpiano. Diversamente l'errore viene calcolato come differenza in modulo tra i dati del training ed i dati predetti.

$$L(y_i, \hat{y}_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } |y_i - \hat{y}_i| < \varepsilon \\ |y_i - \hat{y}_i| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad [13]$$

Dove  $\varepsilon$  è l'errore ammesso, ovvero la distanza tra l'iperpiano ed i limiti di decisione.

Il Support Vector Machine è l'unico tra i metodi utilizzati che non utilizza la radice dell'errore quadratico medio come funzione di perdita. Tale condizione non può essere modificata in quanto la relazione [13], rappresentante la funzione di perdita, è una caratteristica necessaria al funzionamento del metodo.

Il valore del RMSE viene comunque calcolato dal Software utilizzato, permettendo il confronto fra i modelli.

L'iperpiano viene costruito linearmente in modo da minimizzare la funzione di perdita, quindi contendo all'interno dei limiti decisionali il maggior numero di dati.

$$f(x) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i \quad [14]$$

Quando lo spazio dei dati di training non è linearizzabile, si utilizza un metodo detto "Kernel Trick", che permette di generare un nuovo piano delle coordinate, in cui queste siano linearmente separabili.

Consiste nel generare una nuova dimensione, costruita come funzione dei dati di training, ovvero una funzione di kernel, definita come:

$$k(x, y) = \langle h(x_1), g(x_2) \rangle \quad [15]$$

Dove  $x_1$  e  $x_2$  sono i vettori dei dati di input e il simbolo  $\langle a, b \rangle$  rappresenta il prodotto scalare.

Le funzioni di kernel possono essere di varie tipologie, nella trattazione attuale sono state utilizzate:

- Kernel lineare:  $k(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$
- Kernel polinomiale:
  - Quadrato  $k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + cost)^2$
  - Cubico  $k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + cost)^3$

La dimensione aggiunta è linearmente dipendente alle coordinate iniziali, risulta quindi possibile generare un iperpiano lineare nel nuovo spazio generato.

L'iperpiano e quindi la funzione per generare le predizioni sarà della forma:

$$f(x) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x_1, x_2) \quad [15]$$

La figura 41 rappresenta la logica del metodo.

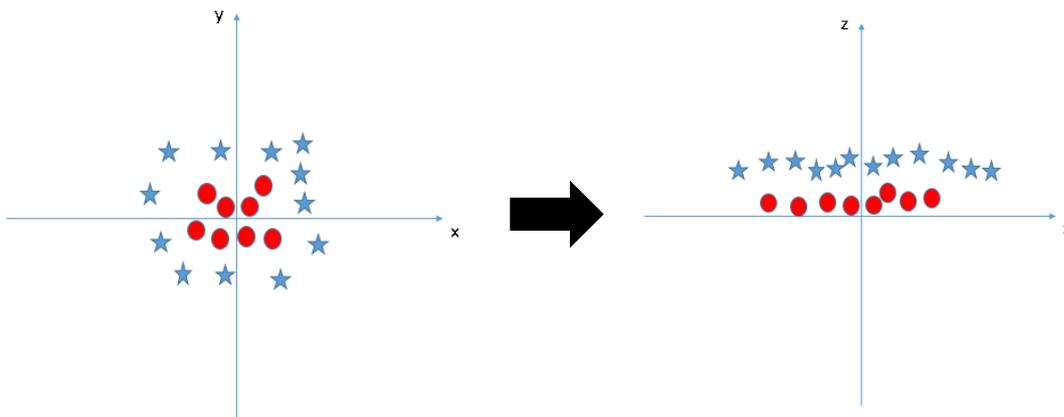


Figura 41 - rappresentazione grafico del kernel trick

(16)

Nella parte di sinistra è mostrato lo spazio delle caratteristiche iniziale, caratterizzato da due grandezze. Non è possibile generare un iperpiano, in questo caso una curva, che suddivida i due gruppi. Aggiungendo una dimensione, come si nota nella parte destra, si genera un nuovo spazio delle coordinate in cui è possibile generare un iperpiano (che nello spazio  $x,z$  sarà una retta orizzontale ed un piano nello spazio complessivo  $x,y,z$ ) come funzione lineare di  $x$  ed  $y$ . Guardando l'iperpiano nelle coordinate iniziali si è ottenuta una funzione non lineare, ottenuta in modo lineare (figura 42).

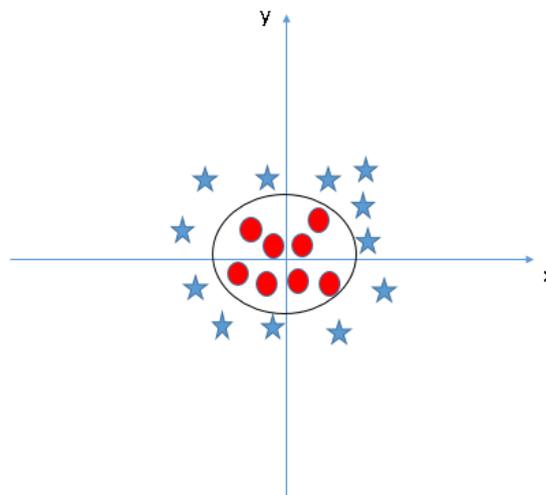


Figura 42 - risultato grafico del Kernel trick

(16)

Si utilizza la cross-validation per il calcolo dell'errore generalizzato, come effettuato nel capitolo precedente, scegliendo un numero di gruppi pari a 5.

Utilizzando lo strumento di ottimizzazione baesiana, utilizzato anche per i metodi di Boosting, si è ottenuto che la funzione di kernel che permette di avere risultati migliori è la polinomiale cubica. L'algoritmo testa, per il modello di SVM, varie funzioni di kernel e valori del fattore  $\epsilon$ , ovvero la distanza dei limiti decisionali dall'iperpiano. Vengono individuati i parametri che minimizzano il valore del MSE.

In figura 43 è mostrato il processo iterativo di ottimizzazione dei parametri. I risultati dello stesso sono riportati in figura 44.

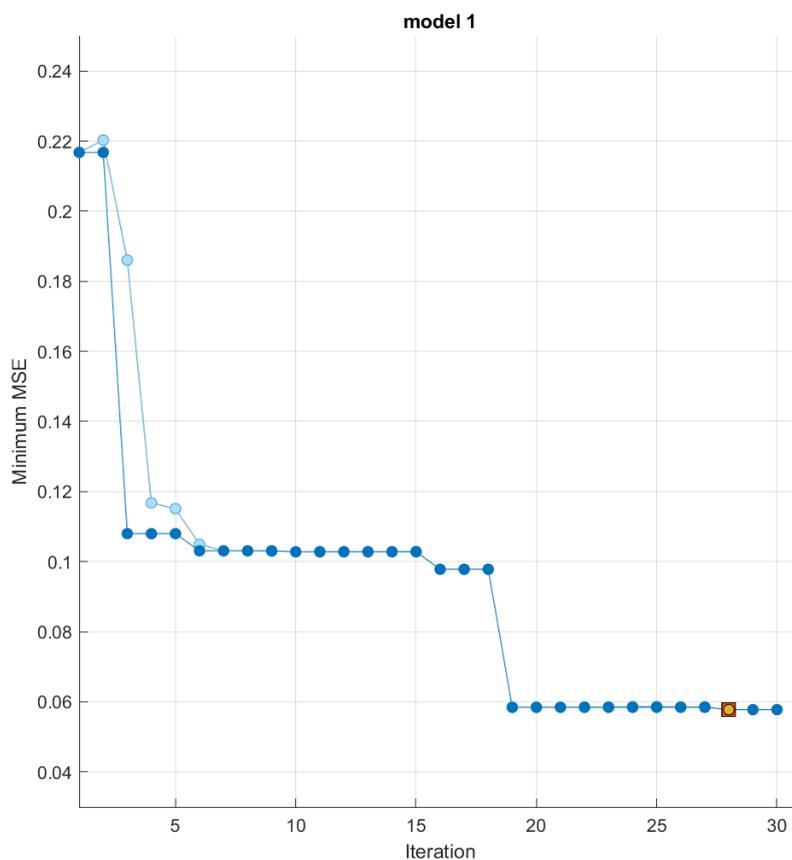


Figura 43 - ottimizzazione baesiana dei parametri del modello SVM

```
Model Type
Preset: Optimizable SVM
Kernel scale: 1

Optimized Hyperparameters
Kernel function: Cubic
Box constraint: 0.0044384
Epsilon: 0.030826
Standardize data: true
```

Figura 44 - parametri ottimizzati del modello SVM

Si riportano in appendice i risultati ottenuti utilizzando i parametri consigliati dall'algoritmo di ottimizzazione.

Si è ottenuto un valore di root Mean Square Error pari a 0,243.

Come si nota nei risultati del test (in appendice) alla riga 63, il metodo non riesce a rappresentare al meglio le mancate saldature, come si era riscontrato utilizzando il Genetic Programming.

Pertanto, similmente a quanto fatto nel capitolo relativo al Genetic Programming, è stato costruito un modello utilizzando un set di dati di training in cui il dato mal interpretato è stato rimosso.

Si ottiene un valore di RMSE pari a 0,202. Si ottiene un lieve miglioramento rispetto al caso precedente.

Il grafico in figura 45 mostra un andamento dei dati predetti simile a quello dei dati misurati. Quanto ottenuto si accosta ai risultati del metodo Boosting mentre ha un esito migliore rispetto al Genetic programming. Il discorso è analogo per il grafico in figura 46, che mostra elevata accuratezza del modello.

Le predizioni hanno quindi un esito positivo.

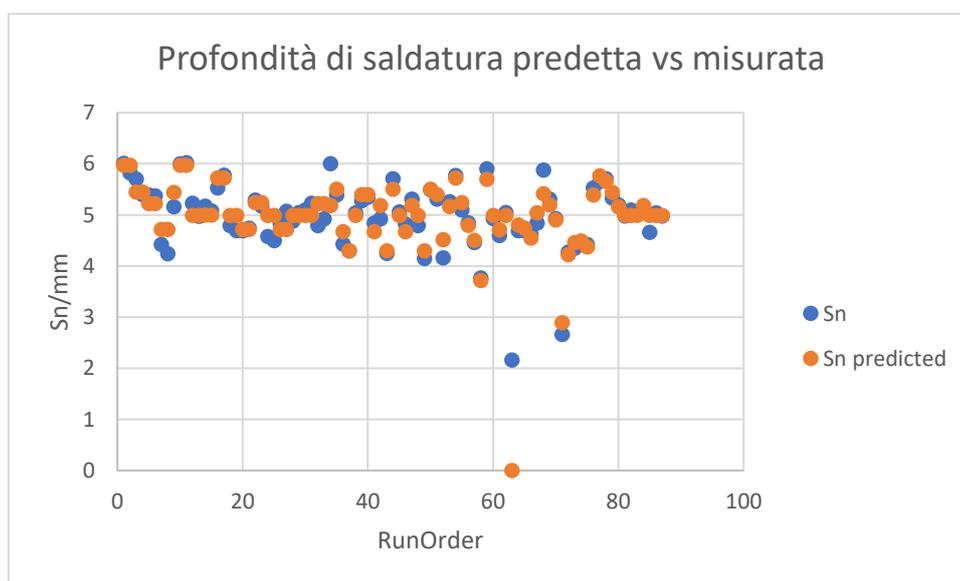


Figura 45 - grafico profondità predetta tramite modello SVM vs misurata

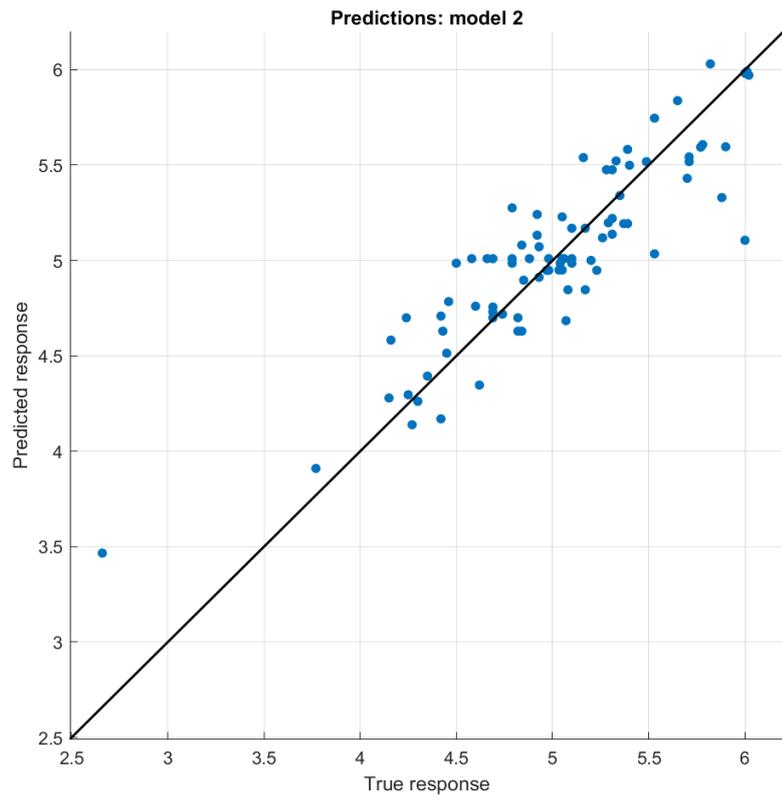


Figura 46 - risposta misurata vs curva di predizione

## 6 Confronto tra i Modelli

I modelli sono paragonati in termini di radice dell'errore quadratico medio.

Per quanto riguarda il Genetic Programming non si è ottenuto un valore ma una famiglia di RMSE derivante dalle 60 ripetizioni per ogni set di parametri. Per poter paragonare i metodi si è utilizzato il test One-Sample Wilcoxon, disponibile nella libreria del software Minitab. Il test permette di comparare la mediana di una popolazione di dati, con distribuzione di probabilità non normale, con un singolo dato.

L'ipotesi nulla è che la mediana del set di dati sia uguale ad un valore fissato, nel caso attuale pari ai valori puntuali di RMSE risultanti dai modelli utilizzati. Se il test fornisce un P-value inferiore a 0.05 allora l'ipotesi nulla è negata ed il set di dati differisce dal valore impostato per il confronto.

È stato utilizzato in quanto consente di valutare valori che non seguono una distribuzione normale.

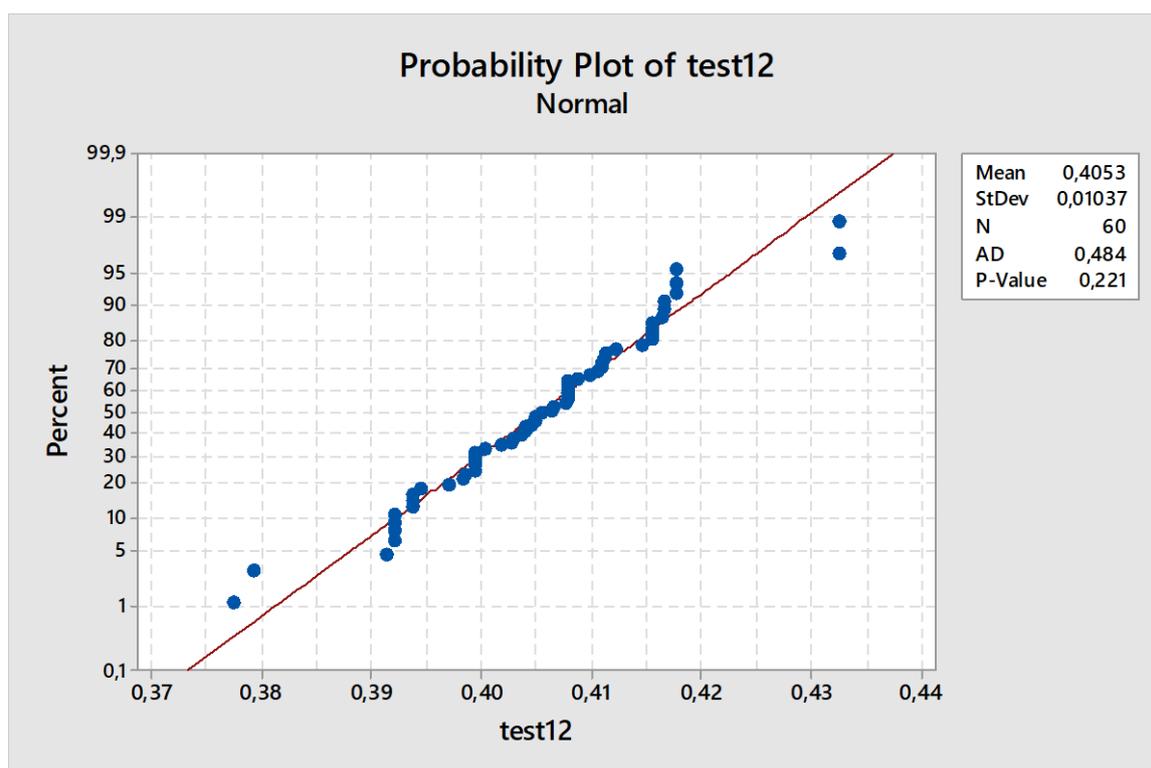


Figura 47 - test di probabilità normale dei valori di RMSE del test 12 del modello GP

Eseguendo un test di normalità, in figura 47, sui valori di RMSE del test 12 ottenuti tramite Genetic Programming si ottiene infatti che la distribuzione non è normale (P-value maggiore di 0,05).

Per paragonare tra loro i modelli con output singolo, non è invece necessario nessun test statistico.

In appendice sono riportati i valori di RMSE riassuntivi dei vari modelli, utilizzati per il confronto tra gli stessi.

I test Wilcoxon, riportati in appendice, affermano che il risultato ottenuto tramite metodo Genetic Programming è peggiore, in termini di RMSE, di tutti gli altri metodi, compreso il modello statistico classico.

Dai boxplot mostrati in figura 48 è facile notare come il modello LSBoost dia i risultati migliori, seguito da Support Vector Machine e GLM.

Due metodi di machine learning performano quindi meglio dei metodi tradizionali.

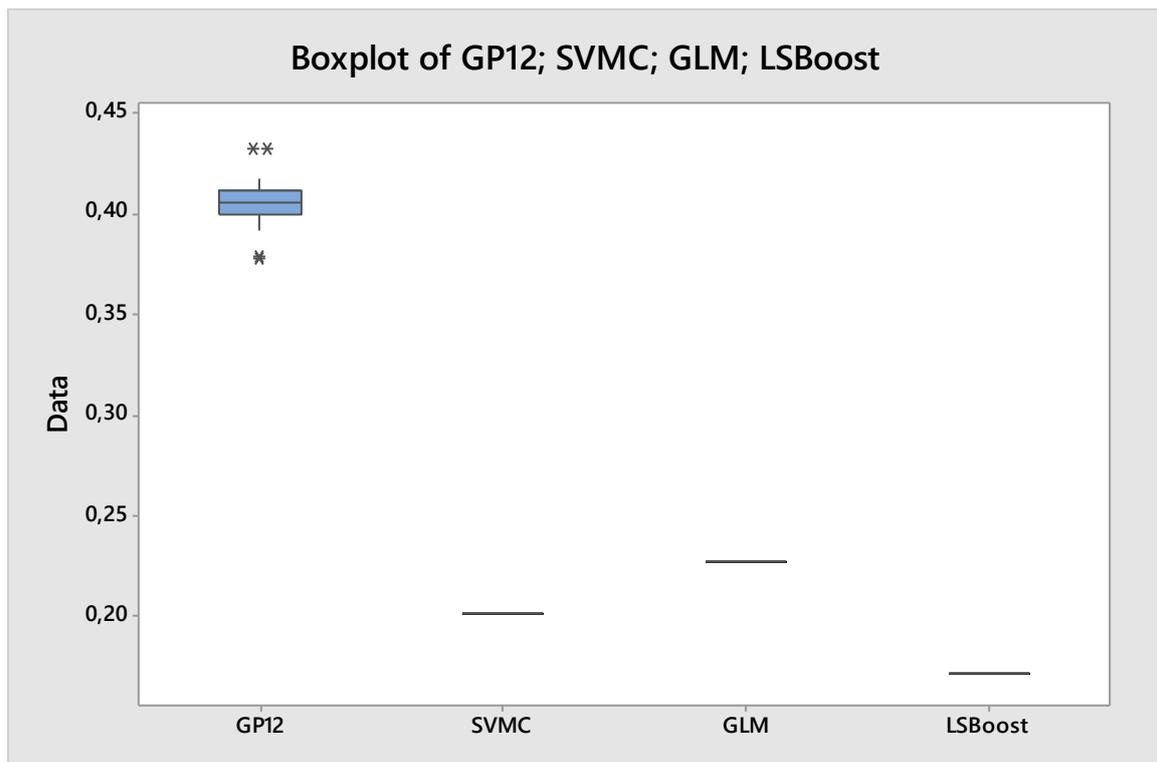


Figura 48 - boxplot degli RMSE migliori per ogni modello

Oltre all'ottimo risultato, i metodi di machine learning hanno il vantaggio di non dover fare particolari assunzioni sul modello e richiedono meno informazioni iniziali, come è stato necessario per il modello lineare generalizzato.

Bisogna tenere in considerazione che solamente con i metodi LSBoost e GLM si è potuto riprodurre le mancate saldature. Considerando i risultati ottenuti attraverso SVM includendo le mancate saldature, mostrati in tabella 11, si denota un valore di RMSE inferiore a quello ottenuto con il modello lineare generalizzato.

## 7 Conclusioni

Per generare un modello che permettesse di riprodurre la profondità di saldatura in un processo di saldatura laser ad itterbio sono stati impiegati un modello lineare generalizzato, implementato come modello statistico classico, e tre metodi di intelligenza artificiale. Lo scopo è generare delle predizioni al fine di ottimizzare le variabili del processo e testare i vari metodi utilizzati.

I metodi sono paragonati valutando il valore minore di RMSE ottenuto. I risultati ottenuti sono riassunti in tabella 8.

Tabella 8 - valori di radice dell'errore quadratico medio ottenuti

	GLM	LSBoost	SVM	GP
RMSE	0,228	0,171	0,202	0,377

In figura 49 sono riportati tutti i valori predetti utilizzando gli algoritmi di intelligenza artificiale. Il grafico permette di valutare visivamente la bontà delle predizioni. I dati sono in accordo con i valori di RMSE riportati in tabella 8. Quanto più le predizioni sono vicine al valore della misurazione con stesso Run Order, tanto più precisa è la predizione.

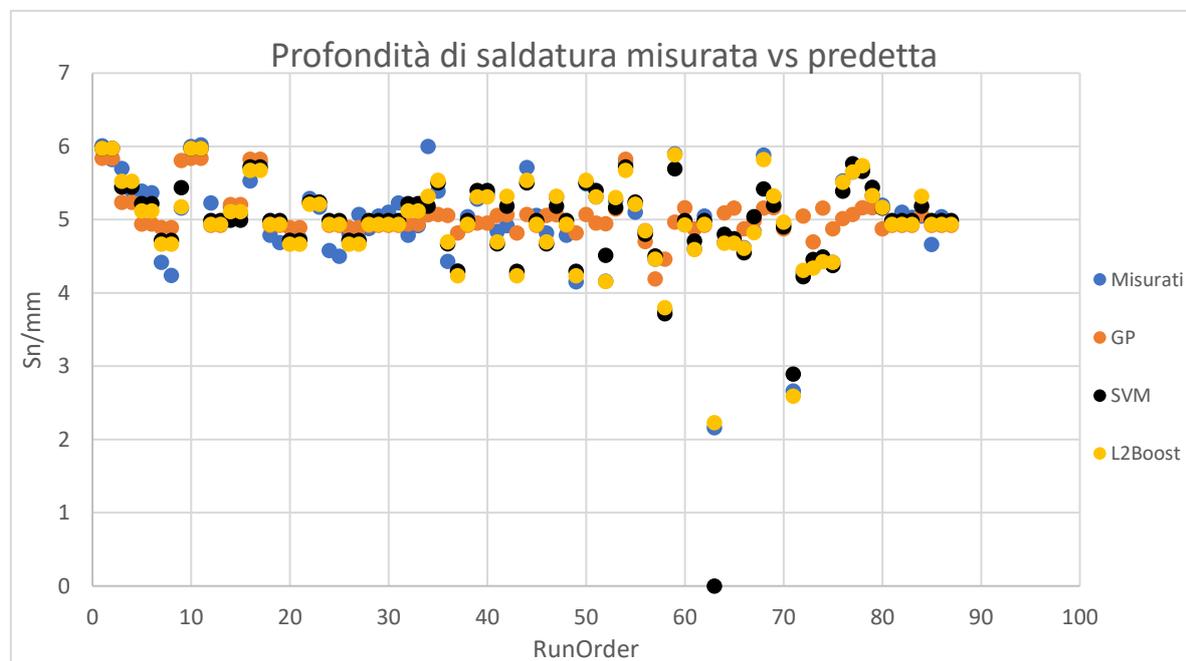


Figura 49 - profondità di saldatura misurata ed ottenuta utilizzando i metodi di machine learning

Il Genetic Programming è risultato il metodo peggiore in termini di accuratezza delle predizioni, il valore migliore di RMSE ottenuto si discosta notevolmente dagli altri risultati in maniera negativa.

Il metodo è infatti adatto quando il numero di predittori è elevato in quanto, grazie alla natura randomica delle combinazioni tra di essi, permette di generare un maggior numero di casistiche di CART aumentando la possibilità di generare un individuo che riproduca in maniera più accurata il fenomeno analizzato.

Per contro il metodo ha il vantaggio di non dover scegliere modello (come, ad esempio, le interazioni tra le variabili per il GLM o la funzione di kernel per il SVM). Questa caratteristica lo rende molto versatile e concettualmente semplice da utilizzare.

La natura randomica degli operatori genetici ha reso però necessario ripetere ogni test per sessanta volte, al fine di ottenere un risultato non frutto di casualità. Ne è conseguito un tempo computazionale molto elevato e la necessità di utilizzare test statistici (Mann-Whitney e Wilcoxon) per poter confrontare i risultati con gli altri modelli.

Il metodo di Boosting utilizzato ha avuto invece risultati soddisfacenti in termine di fitting tra la profondità di saldatura misurata e predetta. L'elevata precisione delle predizioni è accompagnata da una facilità nell'utilizzo dello stesso ed una velocità elevata dei test. Inoltre, come per il SVM, lo strumento di ottimizzazione dei parametri del modello, consente di raggiungere la soluzione ottimale in modo preciso e semplice.

Il SVM è paragonabile al Boosting per la facilità di utilizzo e la velocità di esecuzione ma i risultati sono stati leggermente peggiori.

Per quanto riguarda la precisione la scelta migliore ricade nell'utilizzo dei metodi di Boosting e Support Vector Machine.

Il modello lineare generalizzato ha però dei vantaggi che questi ultimi non hanno. In primis è possibile ottenere una equazione di regressione molto semplice e facilmente interpretabile. Questo permette di capire, ad esempio, quale sia il parametro maggiormente influente o come le variabili interagiscano tra loro, dando quindi un significato fisico alla soluzione. Anche il metodo GP fornisce un output chiaro in forma di CART, rimane più complessa l'interpretazione quando degli alberi non sono limitati, come è avvenuto nel risultato scelto nella presente.

Inoltre, il software Minitab permette di utilizzare uno strumento di ottimizzazione del processo, che consente di ottenere i parametri migliori al fine di ottenere il target desiderato, facilitando l'utilizzo del metodo.

Per arrivare al risultato finale è però necessario preparare i dati di input e settare i parametri del modello in modo iterativo manuale, come è stato fatto, per esempio, per il grado dell'interazione tra i regressori. I vantaggi sono quindi compensati da una maggiore complessità dell'implementazione del modello.

In generale l'intelligenza artificiale permette una maggior automatizzazione del processo, rendendo l'intervento dell'utente più semplice. Questo permette di utilizzare algoritmi computazionalmente più complessi che portano a risultati più precisi.

Inoltre, qualora fossero disponibili nuove misurazioni, sarebbe sufficiente integrare i nuovi dati per modificare il modello. I metodi di machine learning sono quindi adatti a seguire le evoluzioni della linea di produzione, adattandosi continuamente alle variazioni e migliorandosi in modo autonomo.

## Bibliografia

1. Lesuer DR, Syn CK, Sherby OD. Nano-subgrain Strengthening in Ball-milled Iron. 2006;
2. Keifer G, Effenberger F. Handbook of laser welding technologies. Vol. 6, Angewandte Chemie International Edition. 1967. 951–952 p.
3. BS EN ISO. 13919-1:2019-Electron and laser-beam welded joints — Requirements and recommendations on quality levels for imperfections. 2019;
4. T. Editors of Encyclopaedia. Welding. Britannica. 2018;53(9):1689–99.
5. Fragassa C, Fortunato A. Il laser nella saldatura industriale. 2021;(July 2016).
6. BS EN ISO. 6520-1:2007-Welding and allied processes — Classification of geometric imperfections in metallic materials — Part 1: Fusion welding. Bs En Iso 6520-1 [Internet]. 2007;3. Available from: [https://bsol-bsigroup-com.libezproxy.open.ac.uk/Search/Search?searchKey=ISO 6520-1](https://bsol-bsigroup-com.libezproxy.open.ac.uk/Search/Search?searchKey=ISO%206520-1)
7. Hughes SE. Fracture Modes and Welding Defects. :88–107.
8. Li K, Lu F, Cui H, Li X, Tang X, Li Z. Investigation on the effects of shielding gas on porosity in fiber laser welding of T-joint steels. Int J Adv Manuf Technol. 2015;77(9–12):1881–8.
9. Matsunawa A, Kim J-D, Seto N, Mizutani M, Katayama S. Dynamics of keyhole and molten pool in laser welding. J Laser Appl. 1998;10(6):247–54.
10. Feng J, Guo W, Irvine N, Li L. Understanding and elimination of process defects in narrow gap multi-pass fiber laser welding of ferritic steel sheets of 30 mm thickness. Int J Adv Manuf Technol [Internet]. 2017;88(5–8):1821–30. Available from: <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-016-8929-1>
11. Schmoeller M, Stadter C, Wagner M, Zaeh MF. Investigation of the influences of the process parameters on the weld depth in laser beam welding of AA6082 using machine learning methods. Procedia CIRP [Internet]. 2020;94:702–7. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.09.121>
12. Murphy KP. Machine Learning - A Probabilistic Perspective. Chance Encounters: Probability in Education. 1991. 27–71 p.
13. Montgomery DC. Design and Analysis of Experiments. Catalysis from A to Z. 2020.
14. Kang Z, Catal C, Tekinerdogan B. Machine learning applications in production lines: A systematic literature review. Comput Ind Eng [Internet]. 2020;149(July):106773. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106773>
15. Fahle S, Prinz C, Kuhlentötter B. Systematic review on machine learning (ML) methods for manufacturing processes - Identifying artificial intelligence (AI) methods for field application. Procedia CIRP [Internet]. 2020;93:413–8. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.109>
16. Govoni L. algoritmo support vector machine. 2021;1–17.

## Appendice

### A.1 Tabelle

Tabella 9 - design of experiment e relative misurazioni della profondità di saldatura

Run Order	suction/%	focus/mm	P/W/mm <sup>2</sup>	S/rad/s	Sn/mm
1	1	-16	15915,5	1,5	6,0
2	1	-16	15915,5	1,5	5,8
3	1	-16	15915,5	1,8	5,7
4	1	-16	15915,5	1,8	5,4
5	1	-16	15915,5	2,1	5,4
6	1	-16	15915,5	2,1	5,4
7	1	-16	14147,1	2,1	4,4
8	1	-16	14147,1	2,1	4,2
9	1	-16	14147,1	1,5	5,2
10	1	-16	15915,5	1,5	6,0
11	1	-16	15915,5	1,5	6,0
12	1	-16	15031,3	2,1	5,2
13	1	-16	15031,3	2,1	5,0
14	1	-16	14147,1	1,8	5,2
15	1	-16	14147,1	1,8	5,1
16	1	-16	15031,3	1,5	5,5
17	1	-16	15031,3	1,5	5,8
18	1	-16	15031,3	2,1	4,8
19	1	-16	15031,3	2,1	4,7
20	1	-16	14147,1	2,1	4,7
21	1	-16	14147,1	2,1	4,7
22	1	-16	15031,3	1,8	5,3
23	1	-16	15031,3	1,8	5,2
24	1	-16	15031,3	2,1	4,6
25	1	-16	15031,3	2,1	4,5

Tabella 10 - set di dati addizionali per infittire le osservazioni definite dal DOE

Run Order	suction/%	focus/mm	P/W/mm <sup>2</sup>	S/rad/s	Sn/mm
26	1	-16	14147,1	2,1	4,8
27	1	-16	14147,1	2,1	5,1
28	1	-16	15031,3	2,1	4,9
29	1	-16	15031,3	2,1	5,1
30	1	-16	15031,3	2,1	5,1
31	1	-16	15031,3	2,1	5,2
32	1	-16	15915,5	2,1	4,8
33	1	-16	15915,5	2,1	4,9

34	1	-12	15031,3	2,1	6,0
35	1	-12	16622,8	2,1	5,4
36	1	-12	13086,1	2,1	4,4
37	1	-16	13086,1	2,1	4,3
38	1	-16	15031,3	2,1	5,0
39	1	-16	16622,8	2,1	5,3
40	1	-16	16622,8	2,1	5,4
41	1	-12	13086,1	2,1	4,8
42	1	-12	15031,3	2,1	4,9
43	1	-16	13086,1	2,1	4,3
44	1	-12	16622,8	2,1	5,7
45	1	-16	15031,3	2,1	5,1
46	1	-12	13086,1	2,1	4,8
47	1	-12	15031,3	2,1	5,3
48	1	-16	15031,3	2,1	4,8
49	1	-16	13086,1	2,1	4,2
50	1	-12	16622,8	2,1	5,5
51	1	-16	16622,8	2,1	5,3
52	1	-20	15031,3	2,1	4,2
53	1	-8	15031,3	2,1	5,3
54	1	-16	15031,3	1,5	5,8
55	1	-16	15031,3	1,8	5,1
56	1	-16	15031,3	2,4	4,9
57	1	-16	15031,3	2,7	4,5
58	1	-16	12025,0	2,1	3,8
59	1	-16	17683,9	2,1	5,9
60	1	-4	15031,3	2,1	4,9
61	1	0	15031,3	2,1	4,6
62	1	-16	15031,3	2,1	5,1
63	1	-20	13086,1	2,1	2,2
64	1	-8	13086,1	2,1	4,7
65	1	-4	13086,1	2,1	4,7
66	1	0	13086,1	2,1	4,6
67	1	-20	16622,8	2,1	4,8
68	1	-8	16622,8	2,1	5,9
69	1	-4	16622,8	2,1	5,3
70	1	0	16622,8	2,1	4,9
71	1	-20	12025,0	2,1	2,7
72	1	-12	12025,0	2,1	4,3
73	1	-8	12025,0	2,1	4,4
74	1	-4	12025,0	2,1	4,5
75	1	0	12025,0	2,1	4,4
76	1	-20	17683,9	2,1	5,5
77	1	-12	17683,9	2,1	5,7

78	1	-8	17683,9	2,1	5,7
79	1	-4	17683,9	2,1	5,3
80	1	0	17683,9	2,1	5,2
81	1	-16	15031,3	2,1	5,0
82	1	-16	15031,3	2,1	5,1
83	1	-16	15031,3	2,1	5,0
84	1	-12	15031,3	2,1	5,1
85	1	-16	15031,3	2,1	4,7
86	1	-16	15031,3	2,1	5,0
87	1	-16	15031,3	2,1	5,0
88	1	-16	15031,3	2,1	5,05
89	0,9	-16	15031,3	2,1	5,03
90	0,8	-16	15031,3	2,1	4,97
91	0,7	-16	15031,3	2,1	4,96
92	0,6	-16	15031,3	2,1	4,98
93	0,5	-16	15031,3	2,1	5,01

Tabella 11 - Migliori individui (RMSE) delle 60 ripetizioni dei test GP

test1	test2	test3	test4	test5	test6	test7	test8	test9	test10	test11	test12
0,42	0,45	0,70	1,21	0,53	0,42	0,42	0,54	0,42	0,78	0,41	0,41
0,59	0,43	0,49	1,21	0,48	0,42	0,41	0,54	0,42	0,78	0,41	0,41
0,42	0,45	0,70	1,21	0,48	0,42	0,41	0,54	0,42	0,78	0,41	0,41
0,46	0,43	0,70	0,56	0,53	0,42	0,41	0,54	0,42	0,78	0,41	0,41
0,42	0,43	0,70	1,21	0,53	0,42	0,41	0,42	0,49	0,78	0,41	0,41
0,42	0,43	0,70	0,56	0,53	0,42	0,41	0,54	0,42	0,78	0,41	0,41
0,43	0,41	0,46	0,89	0,56	0,45	0,41	0,43	0,44	1,18	0,45	0,41
0,54	0,52	0,69	0,88	0,56	0,42	0,43	0,43	0,45	0,76	0,41	0,40
0,42	0,42	0,84	0,57	0,56	0,42	0,41	0,43	0,49	1,18	0,37	0,40
0,42	0,46	0,60	0,55	0,56	0,42	0,42	0,43	0,62	0,62	0,39	0,41
0,43	0,42	0,70	0,87	0,58	0,42	0,42	0,49	0,43	0,77	0,45	0,40
0,43	0,42	0,70	1,21	0,54	0,42	0,42	0,49	0,43	0,49	0,45	0,39
0,43	0,42	0,70	0,87	0,65	0,42	0,42	0,49	0,43	0,77	0,41	0,39
0,43	0,44	0,70	0,87	0,65	0,42	0,42	0,49	0,42	0,49	0,41	0,39
0,52	0,42	0,42	0,87	0,65	0,42	0,41	0,49	0,42	0,49	0,41	0,40
0,43	0,42	0,42	1,21	0,65	0,42	0,42	0,49	0,42	0,49	0,41	0,40
0,59	0,42	0,42	0,87	0,56	0,43	0,42	0,43	0,43	0,78	0,41	0,39
0,42	0,45	0,46	1,21	0,53	0,47	0,40	0,43	0,49	0,43	0,40	0,41
0,42	0,42	0,76	0,81	0,55	0,42	0,42	0,43	0,77	0,78	0,41	0,41
0,75	0,42	0,59	0,59	0,55	0,41	0,41	0,42	0,78	0,78	0,46	0,41
0,49	0,70	0,77	0,95	0,54	0,42	0,42	0,43	0,60	0,78	0,41	0,39
0,49	0,70	0,77	0,87	0,54	0,42	0,42	0,43	0,43	0,78	0,45	0,39
0,49	0,70	0,77	0,95	0,54	0,41	0,42	0,43	0,54	0,78	0,41	0,39
0,49	0,42	0,77	0,87	0,54	0,42	0,42	0,43	0,43	0,78	0,45	0,39
0,51	0,41	0,55	0,89	0,55	0,42	0,41	0,43	0,54	0,78	0,40	0,42
0,42	0,41	0,55	0,89	0,55	0,42	0,41	0,43	0,54	0,78	0,40	0,42
0,43	0,40	0,52	0,83	0,57	0,42	0,43	0,43	0,77	0,69	0,42	0,41
0,43	0,41	0,57	0,82	0,54	0,42	0,41	0,44	0,45	0,49	0,38	0,38
0,43	0,42	0,42	0,89	0,56	0,42	0,46	0,42	0,42	0,45	0,40	0,41

0,42	0,42	0,42	0,61	0,56	0,43	0,41	0,43	0,77	0,69	0,41	0,41
0,43	0,48	0,41	1,21	0,52	0,42	0,42	0,43	0,43	0,78	0,42	0,40
0,55	0,46	0,41	1,21	0,52	0,42	0,42	0,43	0,43	0,77	0,42	0,40
0,55	0,46	0,41	1,21	0,52	0,42	0,42	0,43	0,60	0,78	0,42	0,40
0,42	0,48	0,41	1,21	0,52	0,42	0,42	0,43	0,60	0,77	0,42	0,42
0,43	0,46	0,41	0,65	0,54	0,42	0,41	0,43	0,60	0,77	0,42	0,40
0,43	0,48	0,42	0,65	0,52	0,42	0,41	0,43	0,60	0,77	0,40	0,40
0,43	0,38	0,75	0,93	0,56	0,42	0,43	0,43	0,43	0,49	0,41	0,41
0,42	0,43	0,78	0,87	0,54	0,42	0,41	0,43	0,68	0,77	0,41	0,41
0,43	0,45	0,57	0,57	0,52	0,42	0,46	0,43	0,43	1,11	0,40	0,40
0,42	0,77	0,48	0,94	0,56	0,42	0,41	0,43	0,49	0,77	0,40	0,40
0,42	0,42	0,73	0,63	0,58	0,43	0,41	0,55	0,43	0,78	0,42	0,40
0,49	0,42	0,45	0,63	0,55	0,43	0,41	0,42	0,43	0,43	0,42	0,42
0,42	0,42	0,45	0,63	0,58	0,43	0,41	0,55	0,43	0,43	0,42	0,42
0,42	0,42	0,45	0,63	0,58	0,43	0,41	0,42	0,43	0,49	0,41	0,42
0,42	0,42	0,52	0,61	0,55	0,42	0,42	0,42	0,43	0,78	0,41	0,43
0,44	0,42	0,57	0,58	0,58	0,43	0,40	0,55	0,43	0,43	0,42	0,43
0,46	0,42	0,42	0,60	0,53	0,42	0,42	0,43	0,43	0,57	0,48	0,40
0,50	0,48	0,59	0,86	0,54	0,42	0,42	0,43	0,43	0,87	0,40	0,41
0,49	0,42	0,70	0,85	0,65	0,42	0,42	0,43	0,77	1,19	0,41	0,41
0,43	0,42	0,78	0,87	0,53	0,42	0,46	0,43	0,42	0,77	0,41	0,40
0,47	0,42	0,76	0,87	0,55	0,41	0,42	0,43	0,52	0,78	0,45	0,42
0,42	0,42	0,76	0,87	0,56	0,41	0,42	0,43	0,43	0,78	0,39	0,40
0,42	0,42	0,76	0,87	0,56	0,41	0,42	0,43	0,52	0,45	0,39	0,40
0,47	0,42	0,76	0,87	0,58	0,41	0,42	0,43	0,43	0,45	0,39	0,42
0,47	0,42	0,42	0,87	0,56	0,41	0,42	0,43	0,43	0,45	0,41	0,42
0,47	0,42	0,42	0,87	0,55	0,41	0,42	0,43	0,52	0,45	0,41	0,42
0,41	0,42	0,60	0,67	0,56	0,42	0,42	0,43	0,77	0,78	0,41	0,41
0,42	0,42	0,42	0,85	0,54	0,42	0,40	0,43	0,54	0,78	0,37	0,39
0,48	0,64	0,67	0,88	0,56	0,42	0,40	0,42	0,45	0,78	0,49	0,38
0,42	0,45	0,48	0,78	0,56	0,42	0,41	0,43	0,45	0,58	0,38	0,40

Tabella 12 - valori della profondità di saldatura predetti con metodo GP paragonati ai valori misurati

Run Order	Sn/mm	Sn predicted /mm
1	6,01	5,84
2	5,82	5,84
3	5,7	5,24
4	5,4	5,24
5	5,39	4,94
6	5,37	4,94
7	4,42	4,89
8	4,24	4,89
9	5,16	5,81
10	6	5,84
11	6,02	5,84
12	5,23	4,92
13	4,97	4,92
14	5,17	5,21
15	5,08	5,21

16	5,53	5,83
17	5,78	5,83
18	4,79	4,92
19	4,69	4,92
20	4,69	4,89
21	4,74	4,89
22	5,29	5,23
23	5,17	5,23
24	4,58	4,92
25	4,5	4,92
26	4,82	4,89
27	5,07	4,89
28	4,88	4,92
29	5,05	4,92
30	5,1	4,92
31	5,23	4,92
32	4,79	4,94
33	4,92	4,94
34	6	5,07
35	5,39	5,07
36	4,43	5,06
37	4,3	4,82
38	5,04	4,92
39	5,28	4,95
40	5,35	4,95
41	4,84	5,06
42	4,92	5,07
43	4,25	4,82
44	5,71	5,07
45	5,06	4,92
46	4,82	5,06
47	5,31	5,07
48	4,79	4,92
49	4,15	4,82
50	5,488	5,07
51	5,31	4,95
52	4,16	4,95
53	5,26	5,14
54	5,77	5,83
55	5,1	5,23
56	4,85	4,70
57	4,46	4,19
58	3,77	4,46
59	5,9	4,97
60	4,93	5,16
61	4,6	4,88

62	5,05	4,92
63	4,69	5,09
64	4,69	5,16
65	4,62	4,88
66	4,84	4,98
67	5,88	5,16
68	5,31	5,16
69	4,93	4,88
70	4,27	5,05
71	4,35	4,70
72	4,45	5,16
73	4,42	4,88
74	5,53	5,01
75	5,65	5,07
76	5,71	5,16
77	5,33	5,16
78	5,2	4,88
79	4,98	4,92
80	5,1	4,92
81	5,03	4,92
82	5,05	5,07
83	4,66	4,92
84	5,04	4,92
85	4,98	4,92

Tabella 13 - dati predetti con L2Boosting vs dati misurati

RunOrder	Sn/mm	Sn predicted/mm
1	6,01	5,97
2	5,82	5,97
3	5,7	5,52
4	5,4	5,52
5	5,39	5,12
6	5,37	5,12
7	4,42	4,66
8	4,24	4,66
9	5,16	5,18
10	6	5,97
11	6,02	5,97
12	5,23	4,94
13	4,97	4,94
14	5,17	5,11

15	5,08	5,11
16	5,53	5,68
17	5,78	5,68
18	4,79	4,94
19	4,69	4,94
20	4,69	4,66
21	4,74	4,66
22	5,29	5,21
23	5,17	5,21
24	4,58	4,94
25	4,5	4,94
26	4,82	4,66
27	5,07	4,66
28	4,88	4,94
29	5,05	4,94
30	5,1	4,94
31	5,23	4,94
32	4,79	5,12
33	4,92	5,12
34	6	5,32
35	5,39	5,54
36	4,43	4,70
37	4,3	4,23
38	5,04	4,94
39	5,28	5,31
40	5,35	5,31
41	4,84	4,70
42	4,92	5,32
43	4,25	4,23
44	5,71	5,54
45	5,06	4,94
46	4,82	4,70
47	5,31	5,32
48	4,79	4,94
49	4,15	4,23
50	5,488	5,54
51	5,31	5,31
52	4,16	4,16
53	5,26	5,30
54	5,77	5,68
55	5,1	5,21
56	4,85	4,85
57	4,46	4,46
58	3,77	3,80
59	5,9	5,89
60	4,93	4,93

61	4,6	4,59
62	5,05	4,94
63	2,16	2,23
64	4,69	4,68
65	4,69	4,68
66	4,62	4,61
67	4,84	4,83
68	5,88	5,82
69	5,31	5,32
70	4,93	4,97
71	2,66	2,59
72	4,27	4,31
73	4,35	4,34
74	4,45	4,43
75	4,42	4,42
76	5,53	5,51
77	5,65	5,65
78	5,71	5,74
79	5,33	5,33
80	5,2	5,17
81	4,98	4,94
82	5,1	4,94
83	5,03	4,94
84	5,05	5,32
85	4,66	4,94
86	5,04	4,94
87	4,98	4,94

*Tabella 14 - profondità di saldatura misurata e predetta utilizzando SVM, mancate saldature presenti*

<b>RunOrder</b>	<b>Sn/mm</b>	<b>Sn predicted/mm</b>
1	6,01	6,00
2	5,82	6,00
3	5,7	5,39
4	5,4	5,39
5	5,39	5,19
6	5,37	5,19
7	4,42	4,72
8	4,24	4,72
9	5,16	5,18
10	6	6,00
11	6,02	6,00
12	5,23	4,97
13	4,97	4,97

14	5,17	5,05
15	5,08	5,05
16	5,53	5,59
17	5,78	5,59
18	4,79	4,97
19	4,69	4,97
20	4,69	4,72
21	4,74	4,72
22	5,29	5,23
23	5,17	5,23
24	4,58	4,97
25	4,5	4,97
26	4,82	4,72
27	5,07	4,72
28	4,88	4,97
29	5,05	4,97
30	5,1	4,97
31	5,23	4,97
32	4,79	5,19
33	4,92	5,19
34	6	5,17
35	5,39	5,46
36	4,43	4,71
37	4,3	4,31
38	5,04	4,97
39	5,28	5,36
40	5,35	5,36
41	4,84	4,71
42	4,92	5,17
43	4,25	4,31
44	5,71	5,46
45	5,06	4,97
46	4,82	4,71
47	5,31	5,17
48	4,79	4,97
49	4,15	4,31
50	5,488	5,46
51	5,31	5,36
52	4,16	4,36
53	5,26	5,10
54	5,77	5,59
55	5,1	5,23
56	4,85	4,75
57	4,46	4,47
58	3,77	3,70
59	5,9	5,68

60	4,93	4,91
61	4,6	4,72
62	5,05	4,97
63	2,16	3,45
64	4,69	4,80
65	4,69	4,71
66	4,62	4,60
67	4,84	4,88
68	5,88	5,32
69	5,31	5,09
70	4,93	4,92
71	2,66	2,68
72	4,27	4,25
73	4,35	4,45
74	4,45	4,46
75	4,42	4,42
76	5,53	5,27
77	5,65	5,75
78	5,71	5,59
79	5,33	5,38
80	5,2	5,23
81	4,98	4,97
82	5,1	4,97
83	5,03	4,97
84	5,05	5,17
85	4,66	4,97
86	5,04	4,97
87	4,98	4,97

Tabella 15 - profondità di saldatura misurata e predetta con SVM, rimossa riga 63 corrispondente ad una mancata saldatura

RunOrder	Sn/mm	Sn predicted/mm
1	6,01	5,97
2	5,82	5,97
3	5,7	5,45
4	5,4	5,45
5	5,39	5,22
6	5,37	5,22
7	4,42	4,72
8	4,24	4,72
9	5,16	5,44
10	6	5,97
11	6,02	5,97

12	5,23	4,99
13	4,97	4,99
14	5,17	4,99
15	5,08	4,99
16	5,53	5,72
17	5,78	5,72
18	4,79	4,99
19	4,69	4,99
20	4,69	4,72
21	4,74	4,72
22	5,29	5,24
23	5,17	5,24
24	4,58	4,99
25	4,5	4,99
26	4,82	4,72
27	5,07	4,72
28	4,88	4,99
29	5,05	4,99
30	5,1	4,99
31	5,23	4,99
32	4,79	5,22
33	4,92	5,22
34	6	5,19
35	5,39	5,50
36	4,43	4,67
37	4,3	4,30
38	5,04	4,99
39	5,28	5,40
40	5,35	5,40
41	4,84	4,67
42	4,92	5,19
43	4,25	4,30
44	5,71	5,50
45	5,06	4,99
46	4,82	4,67
47	5,31	5,19
48	4,79	4,99
49	4,15	4,30
50	5,488	5,50
51	5,31	5,40
52	4,16	4,51
53	5,26	5,17
54	5,77	5,72
55	5,1	5,24
56	4,85	4,80
57	4,46	4,51

58	3,77	3,72
59	5,9	5,69
60	4,93	4,99
61	4,6	4,71
62	5,05	4,99
63	rimosso	-
64	4,69	4,80
65	4,69	4,74
66	4,62	4,55
67	4,84	5,04
68	5,88	5,42
69	5,31	5,20
70	4,93	4,90
71	2,66	2,89
72	4,27	4,22
73	4,35	4,46
74	4,45	4,49
75	4,42	4,37
76	5,53	5,39
77	5,65	5,77
78	5,71	5,66
79	5,33	5,44
80	5,2	5,16
81	4,98	4,99
82	5,1	4,99
83	5,03	4,99
84	5,05	5,19
85	4,66	4,99
86	5,04	4,99
87	4,98	4,99

Tabella 16 - valori RMSE dei modelli utilizzati

	GLM	LSBoost	SVM	GP12
RMSE	0,228	0,171	0,202	0,41
				0,41
				0,41
				0,41
				0,41
				0,41
				0,41
				0,41
				0,40
				0,40
				0,41
				0,40
				0,39
				0,39
				0,39
				0,40
				0,40
				0,39
				0,41
				0,41
				0,41
				0,39
				0,39
				0,39
				0,39
				0,42
				0,42
				0,41
				0,38
				0,41
				0,41
				0,40
				0,40
				0,40
				0,42
				0,40
				0,40
				0,41
				0,41
				0,40
			0,40	
			0,42	
			0,40	
			0,40	
			0,42	
			0,42	
			0,42	
			0,43	
			0,43	
			0,40	
			0,41	
			0,41	
			0,40	
			0,42	
			0,40	
			0,40	
			0,42	
			0,42	
			0,42	
			0,42	
			0,41	

	0,39
	0,38
	0,40

## A.2 Script Matlab

```
p=resetparams;
p.datafilex='input2.txt';
p.datafiley='output2.txt';

%p.operatorprobstyp='variable'
% params= setterminals(params,'rand','1');: %aggiungo costante random,
da
% aggiustare
p.initpoptype='rampedinit'; %metodo di generazione ramped half-and-half
p.calcfitness='RMSE';
p.reproduction=0.1;
p=setoperators(p, 'crossover',2,2,'mutation',1,1);
p.calcdiversity={'uniquegen'};
p.calccomplexity=0; %evito di calcolare gli introns
p=setfunctions(p, 'plus',2, 'minus',2, 'times',2, 'kozadivide',2);
p.initialfixedprobs=[0.9,0.1];
% p.elitism='halfelitism';
p.elitism='keepbest';
%p.graphics={'plotfitness','plotdiversity','plotcomplexity','plotoperato
rs'};
p.dynamiclevel='1'; %attivo il controllo sulla profondità dinamica
p.depthnodes='1'; %1 per depth 2 per nodes
p.inicmaxlevel=4;
p.inicdynlevel=5;
p.maxlevel=5;
p.realmxlevel=6;
%%
parfor (i=1:10)
    [v(i),b(i)]=gplab(100,500,p)

    % drawtree(b.tree);
    %desired_obtained(v(i),[],1,0,[]);
    %accuracy_complexity(v(i),[],0,[]);

    %figure
    %plotpareto(v(i));

    %drawtree(b(i).tree)
end
%%
save('121run')

parfor (i=1:10)
    [v(i),b(i)]=gplab(100,500,p)
    %desired_obtained(v(i),[],1,0,[]);
    %accuracy_complexity(v(i),[],0,[]);
    %figure
    %plotpareto(v(i));
    %drawtree(b(i).tree)
end
%%
save('122run')

parfor (i=1:10)
    [v(i),b(i)]=gplab(100,500,p)
    %desired_obtained(v(i),[],1,0,[]);
```

```

    %accuracy_complexity(v(i), [], 0, []);

    %figure
    %plotpareto(v(i));

    %drawtree(b(i).tree)
end

save('123run')

parfor(i=1:10)
    [v(i), b(i)] = gplab(100, 500, p)

    %desired_obtained(v(i), [], 1, 0, []);
    %accuracy_complexity(v(i), [], 0, []);
    %figure
    %plotpareto(v(i));

    %drawtree(b(i).tree)
end

save('124run')

parfor(i=1:10)
    [v(i), b(i)] = gplab(100, 500, p)

    %desired_obtained(v(i), [], 1, 0, []);
    %accuracy_complexity(v(i), [], 0, []);
    %figure
    %plotpareto(v(i));

    %drawtree(b(i).tree)
end

save('125run')

parfor(i=1:10)
    [v(i), b(i)] = gplab(100, 500, p)

    %desired_obtained(v(i), [], 1, 0, []);
    %accuracy_complexity(v(i), [], 0, []);
    %figure
    %plotpareto(v(i));

    %drawtree(b(i).tree)
end

save('126run')

```

## A.3 Risultati test statistici

### A.3.1 Test Mann-Whitney

#### Mann-Whitney Test and CI: test1; test2

	N	Median
test1	60	0,42842
test2	60	0,42425

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00563  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00055;0,01056)  
W = 4073,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0202  
The test is significant at 0,0202 (adjusted for ties)

#### Mann-Whitney Test and CI: test1; test2

	N	Median
test1	60	0,42842
test2	60	0,42425

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00563  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00055;0,01056)  
W = 4073,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 < \eta_2$

Cannot reject since W is > 3630,0

#### Mann-Whitney Test and CI: test1; test6

	N	Median
test1	60	0,42842
test6	60	0,41999

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00893  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00571;0,01732)  
W = 4670,5  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

#### Mann-Whitney Test and CI: test1; test6

	N	Median
test1	60	0,42842
test6	60	0,41999

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00893  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00571;0,01732)  
W = 4670,5  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 < \eta_2$

Cannot reject since W is > 3630,0

### Mann-Whitney Test and CI: test1; test7

	N	Median
test1	60	0,42842
test7	60	0,41563

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,01431  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,01069;0,02371)  
W = 5089,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test2; test6

	N	Median
test2	60	0,42425
test6	60	0,41999

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00449  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00042;0,00929)  
W = 4059,5  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0243  
The test is significant at 0,0243 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test2; test7

	N	Median
test2	60	0,42425
test7	60	0,41563

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00926  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00616;0,01637)  
W = 4736,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test1; test8

	N	Median
test1	60	0,42842
test8	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,00145  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,00481;0,00160)  
W = 3372,5  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,1774  
The test is significant at 0,1759 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test2; test8

	N	Median
test2	60	0,42425
test8	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,00693  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,01038;-0,00336)  
W = 3079,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0039  
The test is significant at 0,0038 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test6; test8

	N	Median
test6	60	0,41999
test8	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,00964  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,01130;-0,00713)  
W = 2140,5  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test7; test8

	N	Median
test7	60	0,41563
test8	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,01441  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,01780;-0,01240)  
W = 2058,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test1; test9

	N	Median
test1	60	0,42842
test9	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,00852  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,01891;-0,00162)  
W = 3061,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0028  
The test is significant at 0,0028 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test2; test9

	N	Median
test2	60	0,42425
test9	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,01162  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,02837;-0,00698)  
W = 2869,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0001  
The test is significant at 0,0001 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test6; test9

	N	Median
test6	60	0,41999
test9	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,01735  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,06031;-0,01049)  
W = 2181,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test7; test9

	N	Median
test7	60	0,41563
test9	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,02094  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,05635;-0,01570)  
W = 2053,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test8; test9

	N	Median
test8	60	0,42963
test9	60	0,42963

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is -0,00353  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (-0,01769;0,00000)  
W = 3278,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0651  
The test is significant at 0,0631 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test1; test11

	N	Median
test1	60	0,42842
test11	60	0,40807

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,02262  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,01742;0,03711)  
W = 4966,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test2; test11

	N	Median
test2	60	0,42425
test11	60	0,40807

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,01680  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,01197;0,02659)  
W = 4719,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test6; test11

	N	Median
test6	60	0,41999
test11	60	0,40807

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,01131  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00778;0,01404)  
W = 4575,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test7; test11

	N	Median
test7	60	0,41563
test11	60	0,40807

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00576  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00266;0,00909)  
W = 4233,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0016  
The test is significant at 0,0016 (adjusted for ties)

### **Mann-Whitney Test and CI: test8; test11**

	N	Median
test8	60	0,42963
test11	60	0,40807

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,02261  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,01900;0,02511)  
W = 4992,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### **Mann-Whitney Test and CI: test9; test11**

	N	Median
test9	60	0,42963
test11	60	0,40807

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,03455  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,02361;0,05847)  
W = 5076,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### **Mann-Whitney Test and CI: test1; test12**

	N	Median
test1	60	0,42842
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,02732  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,02155;0,03719)  
W = 5335,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### **Mann-Whitney Test and CI: test2; test12**

	N	Median
test2	60	0,42425
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,02247  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,01701;0,02864)  
W = 5199,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test6; test12

	N	Median
test6	60	0,41999
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,01511  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,01220;0,01793)  
W = 5168,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test6; test12

	N	Median
test6	60	0,41999
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,01511  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,01220;0,01793)  
W = 5168,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test7; test12

	N	Median
test7	60	0,41563
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00983  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00685;0,01294)  
W = 4763,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test8; test12

	N	Median
test8	60	0,42963
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,02587  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,02193;0,03037)  
W = 5340,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test9; test12

	N	Median
test9	60	0,42963
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,03579  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,02849;0,06991)  
W = 5365,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test11; test12

	N	Median
test11	60	0,40807
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00484  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00025;0,00933)  
W = 4027,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0374  
The test is significant at 0,0374 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test1; test12

	N	Median
test1	60	0,42842
test12	60	0,40592

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,02732  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,02155;0,03719)  
W = 5335,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 > \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### Mann-Whitney Test and CI: test6; test7

	N	Median
test6	60	0,41999
test7	60	0,41563

Point estimate for  $\eta_1 - \eta_2$  is 0,00539  
95,0 Percent CI for  $\eta_1 - \eta_2$  is (0,00310;0,00744)  
W = 4568,0  
Test of  $\eta_1 = \eta_2$  vs  $\eta_1 \neq \eta_2$  is significant at 0,0000  
The test is significant at 0,0000 (adjusted for ties)

### A.3.2 Test one sample Wilcoxon

#### Wilcoxon Signed Rank Test: GP12

Test of median = 0,2020 versus median > 0,2020

	N	N for Test	Wilcoxon Statistic	P	Estimated Median
GP12	60	60	1830,0	0,000	0,4053

#### Wilcoxon Signed Rank Test: GP12

Test of median = 0,2275 versus median > 0,2275

	N	N for Test	Wilcoxon Statistic	P	Estimated Median
GP12	60	60	1830,0	0,000	0,4053

#### Wilcoxon Signed Rank Test: GP12

Test of median = 0,1710 versus median > 0,1710

	N	N for Test	Wilcoxon Statistic	P	Estimated Median
GP12	60	60	1830,0	0,000	0,4053