



Università Politecnica delle Marche

Corso di laurea magistrale in ingegneria informatica e dell'automazione

Classificazione della qualità di lenti stradali stampate a iniezione attraverso l'uso di tecniche di apprendimento automatico

Quality classification of injection molded road
lenses using machine learning techniques

Relatore: Prof. Aldo Franco Dragoni **Laureando:** Andrea Polenta

Anno Accademico: 2020 - 2021

Sommario

Classificazione della qualità di lenti stradali stampate a iniezione attraverso l'uso di tecniche di apprendimento automatico.....	0
1. ABSTRACT	3
2. INTRODUZIONE.....	3
3. STATO DELL'ARTE	7
3.1. MACCHINARI PER LO STAMPAGGIO AD INIEZIONE	7
3.1.1. GRUPPO DI INIEZIONE	8
3.1.2. GRUPPO DI CHIUSURA.....	8
3.1.3. MACCHINARI PER LO STAMPAGGIO AD INIEZIONE NEL CASO DI STUDIO.....	9
3.2. PROCESSO DI STAMPAGGIO AD INIEZIONE	10
3.3. MANUFACTURING EXECUTION SYSTEM.....	11
3.3.1. CASO DI STUDIO.....	11
3.4. QUALITA' DEI MANUFATTI	12
3.4.1. QUALITA' DEI MANUFATTI NEL CASO DI STUDIO	14
3.5. REVISIONE LETTERARIA.	16
4. LAVORO SVOLTO	20
4.1. Estrazione dati.....	21
4.2. Trasformazione dati	22
4.3. Etichettatura.....	24
4.4. Selezione parametri di processo	27
5. MODELLI	31
5.1. Cross Validation.....	31
5.2. Ottimizzazione degli iperparametri.....	33
5.3. Algoritmi di apprendimento supervisionato	34
5.3.1. Regressione logistica	34
5.3.2. Support Vector Machine.....	36
5.3.2.1. Ottimizzazione degli iperparametri	37
5.3.3. KNN.....	39
5.3.3.1. Ottimizzazione degli iperparametri	39
5.3.4. Decision tree.....	41
5.3.4.1. Ottimizzazione degli iperparametri	41

5.3.5.	Gradient boosted tree	43
5.3.5.1.	Ottimizzazione degli iperparametri	43
5.3.6.	Random forest	45
5.3.6.1.	Ottimizzazione degli iperparametri	46
5.3.7.	Multi layer perceptron.....	47
5.3.8.	TabNet	50
6.	CONCLUSIONI.....	53
7.	SVILUPPI FUTURI.....	56
	BIBLIOGRAFIA	57

1. ABSTRACT

Il processo di stampaggio a iniezione, a partire dagli anni '40 fino ad oggi, ha assunto sempre maggiore rilevanza nel mondo delle industrie manifatturiere; la possibilità di realizzare manufatti con complesse forme geometriche e allo stesso tempo, all'occorrenza, di piccole dimensioni, ha reso questo processo molto diffuso e fonte di studi volti a migliorarlo in tutti i suoi aspetti. Questo studio si propone di migliorare il processo produttivo delle lenti stradali, componenti da installare sui corpi illuminanti e adibiti alla corretta distribuzione del fascio luminoso sulla carreggiata, prodotte presso iGuzzini illuminazione. L'obiettivo di questo studio è quello di individuare un sistema in grado di classificare la qualità delle lenti stradali, al fine di automatizzarne il controllo qualitativo, a partire dai parametri di processo misurati dai sensori della pressa che ne esegue il processo di stampaggio a iniezione. Nel farlo è stato esplorato il mondo dell'intelligenza artificiale, in particolare quello dell'apprendimento automatico, adoperando algoritmi di apprendimento supervisionato quali KNN, SVM, decision tree, GBT, random forest, regressione logistica e reti neurali quali MLP e TabNet per risolvere il task di classificazione. Gli algoritmi random forest e GBT hanno ottenuto i migliori risultati con un'accuratezza rispettivamente del 95% e 93%, mostrando come gli algoritmi basati su ensemble di alberi siano particolarmente efficaci in queste applicazioni e di come gli algoritmi di apprendimento supervisionato siano adeguati a eseguire un controllo qualitativo dei manufatti prodotti attraverso il processo di stampaggio a iniezione

2. INTRODUZIONE

Lo **stampaggio ad iniezione** è un processo industriale usato per la produzione di manufatti plastici, nato nel 1940 in Germania e affermatosi negli anni '70, ed è tutt'ora il metodo più adoperato per la manipolazione delle materie plastiche. I motivi di tale successo sono legati alla possibilità di produrre manufatti con geometrie molto complesse e all'elevata produttività delle presse che realizzano il suddetto processo.

Il processo di iniezione prevede che il fuso caldo di materiale plastico venga iniettato all'interno di uno stampo, ovvero una cavità fredda e vuota di una forma desiderata per poi lasciarlo solidificare sotto un'elevata pressione di mantenimento.

Per la gestione dello stampaggio gli operatori, ad inizio produzione, impostano i parametri macchina definiti in fase di prototipazione per il prodotto in questione, le presse sono inoltre munite di sensori che misurano le grandezze del processo fornendo un feedback nel caso di anomalie e malfunzionamenti. Esempi di tali grandezze sono mostrati in figura 1 e in figura 2.

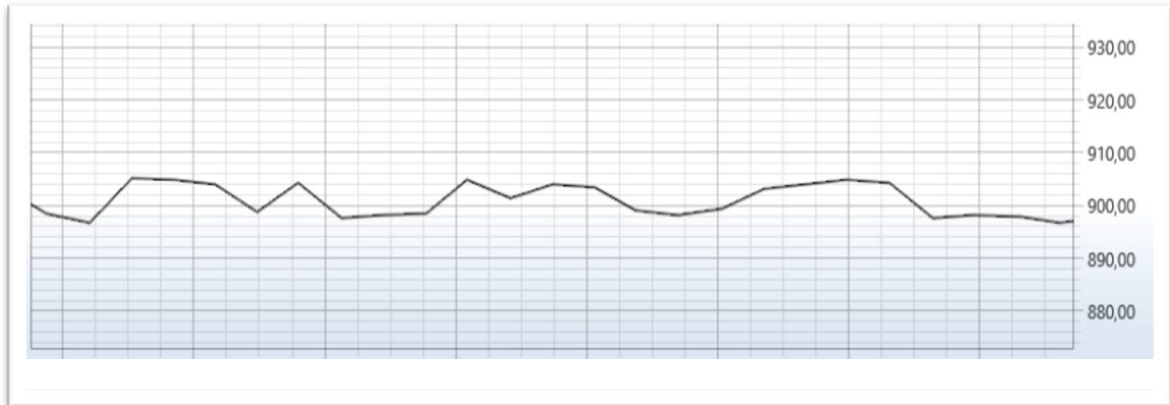


Figura 1 - Forza di chiusura esercitata sullo stampo nel tempo

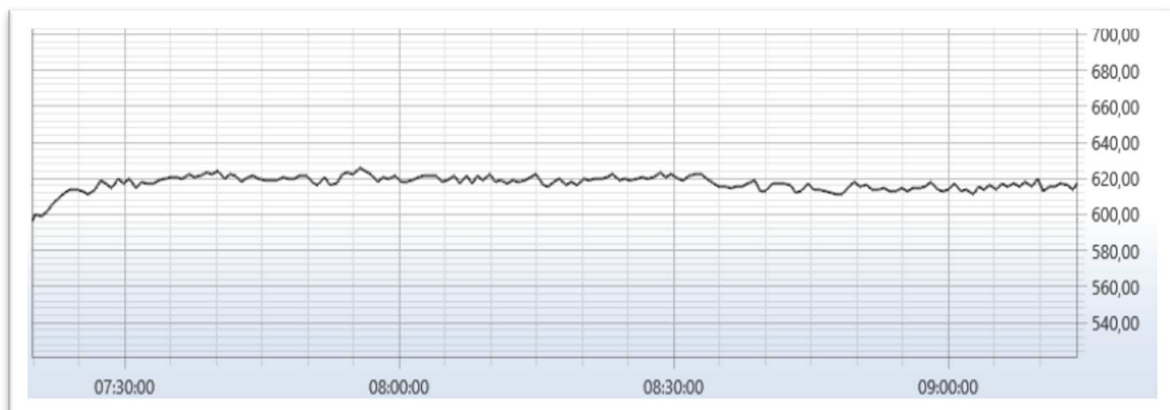


Figura 2 - Pressione di iniezione specifica nel tempo

Nella maggior parte dei casi, i controlli qualitativi vengono eseguiti a bordo macchina direttamente dall'operatore che deve essere in grado di identificare eventuali difetti e riparametrizzare la macchina nel caso in cui dovessero manifestarsi mentre, più raramente, vengono adottati dei sistemi di visione che automatizzano il sistema precedente; soluzioni del genere sono adottate per manufatti la cui mera estetica è indice di qualità, in altri casi, come in questo studio, i suddetti controlli non sono sufficienti ed è necessario adottare sistemi di controllo qualitativo differenti.

In questo studio sono stati presi in considerazione particolari manufatti, le lenti stradali (figura 3), prodotte dall'azienda che ha commissionato questo studio, iGuzzini illuminazione, la quale dal 1979 si occupa della produzione di componenti plastici per apparecchi adibiti all'illuminazione da interni ed esterni; tali manufatti vengono progettati per distribuire la luce del corpo illuminante sulla carreggiata e sono soggette a stringenti controlli qualitativi i cui parametri sono imposti dal CEN (Comitato Europeo di Normazione) ed organizzati in classi. Per rilevare se la lente rispetta o meno i parametri definiti l'azienda deve eseguire un'analisi fotometrica in laboratorio, questo con

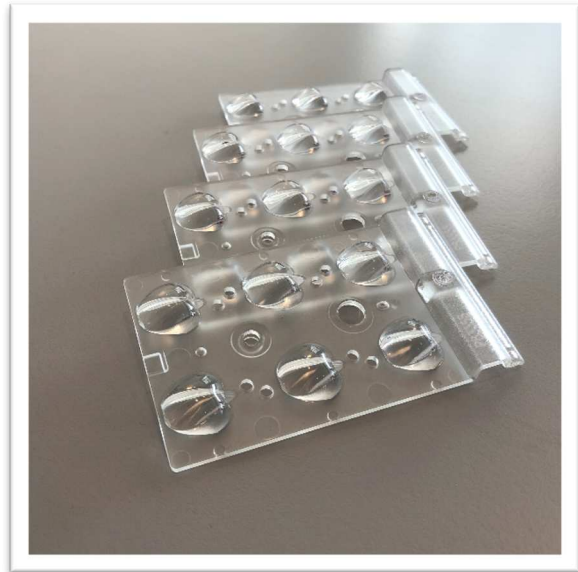


Figura 3 - Lenti stradali nel nostro caso di studio

notevoli costi sia in termini di personale che di tempo impiegato; al fine di evitare tali costi ed automatizzare il processo di controllo qualitativo, lo studio in questione esplora il mondo dell'intelligenza artificiale, nello specifico quello dell'apprendimento automatico con l'obiettivo di isolare un sistema in grado di classificare la qualità di ogni lente stampata a partire dai parametri di processo misurati dalla pressa. Nel farlo sono stati testati e confrontati algoritmi di apprendimento supervisionato in grado di eseguire classificazione quali Support Vector Machine, Regressione logistica, Random Forest, Decision Tree, KNN e reti neurali (deep learning) quali la TabNet, una rete neurale ad Hoc per i dati in forma tabellare e una Multi Layer Perceptron. Questi algoritmi sono stati addestrati con un dataset di 1451 vettori di parametri di processo (ogni vettore contiene i valori di processo misurati durante lo stampaggio di una lente come ad esempio: temperatura del fuso, temperatura dello stampo, pressione massima di iniezione etc.), ognuno dei quali è associato ad una lente stradale stampata ed è etichettato con la qualità della lente rilevata in laboratorio attraverso un'analisi fotometrica.

La scelta di tale approccio è giustificata dai numerosi studi presenti in letteratura [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9], che mostrano l'efficacia degli algoritmi in questione applicati al campo dello stampaggio ad iniezione. Nello specifico tali tecniche sono state applicate con successo a vettori di parametri di processo delle presse non solo per classificare la qualità

dei manufatti ma anche per altre applicazioni, la classificazione dei difetti, la prevenzione dei guasti e la previsione dei fermo macchina; questi sono solo alcuni degli esempi presenti in letteratura con risultati più che soddisfacenti, inoltre sono tecniche molto diffuse per individuare schemi nei dati generati da sistemi non lineari e molto complessi. I risultati migliori sono stati riportati dagli algoritmi Random Forest e GBT con il primo che supera leggermente il secondo in termini di accuratezza; questi risultati erano attesi in quanto l'algoritmo Random Forest è ideale per l'elaborazione di dati tabellari e questo è stato confermato anche da svariati studi [7, 10, 11, 12] in letteratura che risolvono i loro task di classificazione attraverso questo algoritmo.

3. STATO DELL'ARTE

Il processo di stampaggio ad iniezione ha assunto nel tempo sempre maggiore importanza nel settore industriale, diventando in breve tempo il metodo più diffuso per la manipolazione di materiale plastico. Questa sempre crescente rilevanza ha portato la comunità scientifica ad interessarsi al mondo 'dell'Injection Molding' e si sono delineati studi per migliorare il sistema di raffreddamento del processo di stampaggio a iniezione, ridurre il consumo energetico, modificare il design della cavità e migliorare la politica di pianificazione del processo in questione. Più recentemente, ML e DL hanno preso piede in questo mondo per scopi quali il controllo qualità ma anche per altre applicazioni come la classificazione dei difetti, la prevenzione dei guasti e la previsione dei fermo macchina.

Per iGuzzini Illuminazione, il processo di stampaggio a iniezione è quella che si potrebbe definire una core application che, nel tempo, ha soppiantato altre lavorazioni per la produzione di componenti dei corpi illuminanti. La possibilità di poter stampare manufatti con una complessa progettazione come le lenti stradali ha portato con sé la necessità di controllare in maniera più selettiva i manufatti in questione, anche in linea con le regole imposte dalla comunità Europea.

In questo capitolo saranno dapprima esposti i concetti fondamentali per comprendere il processo di stampaggio ad iniezione, i macchinari che lo realizzano e le fasi che lo caratterizzano, dopodiché verranno esposte le tecniche finora adoperate per risolvere problemi affini presenti in letteratura.

3.1. MACCHINARI PER LO STAMPAGGIO AD INIEZIONE

Il processo di stampaggio è realizzato da tre macchinari fondamentali, il dosatore, la tramoggia e la pressa (figura 4) mentre i primi due si occupano di fornire, nelle migliori condizioni possibili, il materiale plastico in forma granulare alla pressa, quest'ultima si occupa di eseguire le fasi di fusione ed iniezione del materiale nello stampo e di esercitare la relativa pressione su di esso.



Figura 4 - Pressa Engel nel nostro caso di studio

Dunque, il materiale plastico sotto forma granulare viene inizialmente recuperato dal dosatore e convogliato nella tramoggia installata a bordo pressa, la quale si occupa di essiccarlo per evitare che l'umidità possa intaccare la qualità finale del manufatto, dopodiché il polimero è pronto per essere fuso. La pressa presenta due componenti fondamentali, il gruppo di iniezione ed il gruppo di chiusura.

3.1.1. GRUPPO DI INIEZIONE

Il gruppo di iniezione (figura 5) si occupa di accogliere al suo interno il materiale plastico proveniente dalla tramoggia, fonderlo ed iniettarlo successivamente nello stampo; composto da una camera calda che a sua volta contiene una vite di plasticizzazione, il gruppo di iniezione carica il materiale con un movimento antiorario della vite, per poi fonderlo grazie alle elevate temperature raggiunte dalle resistenze al suo interno.



Figura 5- Gruppo di iniezione pressa Engel

Una volta fuso il materiale è pronto per essere iniettato, così la vite di plasticizzazione compie un movimento orario verso l'ugello di iniezione attraverso il quale passerà il fuso pronto a ricadere nella camera vuota dello stampo.

3.1.2. GRUPPO DI CHIUSURA

Il gruppo di chiusura (figura 6) è la parte della macchina dove viene montato lo stampo e che esercita su di esso la pressione necessaria a mantenerlo chiuso durante la fase di iniezione; Il sistema di chiusura dello stampo può essere di vario tipo, a 'ginocchiera', 'doppia ginocchiera', 'monobraccio', 'pistone' o 'hydroblock'.



Figura 6- Gruppo di chiusura pressa Engel

Le presse per lo stampaggio ad iniezione possono essere discriminate sulla base dell'azionamento in tre diverse tipologie:

- Azionamento idraulico
 - Entrambi i gruppi sono azionati attraverso sistemi idraulici

- Adoperate per manufatti di grandi dimensioni
- Alto tonnellaggio
- Bassa ripetibilità
- Alto consumo energetico
- Azionamento elettrico
 - Entrambi i gruppi sono azionati attraverso sistemi elettrici
 - Adoperate per manufatti di piccole dimensioni
 - Basso tonnellaggio
 - Alta ripetibilità
 - Basso consumo energetico
- Azionamento ibrido
 - Gruppo di iniezione ad azionamento elettrico
 - Gruppo di chiusura ad azionamento idraulico
 - Realizzano un compromesso tra le presse ad azionamento idraulico e ad azionamento elettrico

3.1.3. MACCHINARI PER LO STAMPAGGIO AD INIEZIONE NEL CASO DI STUDIO

In questo studio ci concentreremo sui manufatti stampati dalla pressa ad iniezione *'Engel E-MAC 310/100'*, una pressa ad azionamento elettrico per la produzione di manufatti di piccole dimensioni e con complesse proprietà geometriche.

3.2. PROCESSO DI STAMPAGGIO AD INIEZIONE

Il processo industriale dello stampaggio ad iniezione è composto da nove fasi fondamentali:

- **Caricamento e plastificazione:** la vite posta in rotazione antioraria preleva il materiale per caduta da una tramoggia a bordo pressa; il materiale avanzando verso la testa del cilindro, fonde per effetto del riscaldamento del cilindro e dell'attrito. L'accumulo del materiale plastificato nella parte anteriore del cilindro fa arretrare la vite determinando la quantità di materiale che verrà iniettata;
- **Chiusura e bloccaggio dello stampo:** i due semi-stampi vengono avvicinati velocemente in bassa pressione e a pochi decimi di distanza vengono bloccati in posizione di massima forza di chiusura
- **Iniezione:** alla vite viene applicata una velocità controllata da programma, con libertà di utilizzo della pressione idraulica disponibile. La vite, spostandosi rapidamente in avanti, come un pistone, forza il materiale fuso, attraverso l'ugello, nella cavità dello stampo.
- **Mantenimento in pressione:** la vite continua ad essere spinta in avanti solitamente con una pressione più bassa di quella di iniezione, mantenendo la pressione sul materiale finché questo non è solidificato.
- **Rilascio della pressione della vite;**
- **Rotazione della vite** per poter caricare nuovo materiale;
- **Arretramento del gruppo iniezione;**
- **Raffreddamento** del materiale nello stampo;
- **Apertura dello stampo** ed estrazione del pezzo.

3.3. MANUFACTURING EXECUTION SYSTEM

Il processo di stampaggio ad iniezione è un processo produttivo industriale e, anche nell'ottica dell'industria 4.0, è soggetto ad un controllo da parte di un sistema informatizzato detto MES. I MES o Manufacturing Execution System sono sistemi informatizzati capaci di controllare in tempo reale la funzione produttiva aziendale le cui operazioni fondamentali sono:

- Raccolta dati
- Controllo e avanzamento delle fasi di produzione
- Gestione delle risorse di produzione
- Tracciabilità del prodotto e stato della macchina
- Monitoraggio dei pezzi in produzione

3.3.1. CASO DI STUDIO

IGuzzini illuminazione detiene il Manufacturing Execution System TIG. TIG raccoglie informazioni durante il funzionamento delle presse ad iniezione, memorizzando i parametri di processo per ogni manufatto stampato ed organizzandoli in forma tabellare.

Machine	Point in time	ZUx - Cycle time	APVs - Specific inje...	APSS - Specific bac...	CPn - Screw positi...	SVo - Shot volume	SKs - Clamping for...	SKx - Closing force	SSx - P
3372	21/05/2020 14:23:40	75,61	916,10	145,60	9,01	18,56	919,50	902,70	
3372	21/05/2020 14:22:25	75,64	918,40	145,30	8,93	18,63	918,60	903,80	
3372	21/05/2020 14:21:09	75,63	901,10	146,30	8,92	18,65	918,80	905,10	
3372	21/05/2020 14:19:54	75,66	894,00	145,60	8,91	18,66	919,30	903,50	
3372	21/05/2020 14:18:38	75,62	918,60	146,10	9,02	18,55	918,80	904,20	
3372	21/05/2020 14:17:22	75,64	901,40	146,20	8,93	18,64	920,10	903,80	
3372	21/05/2020 14:16:07	75,65	909,40	146,20	8,99	18,58	919,50	905,10	
3372	21/05/2020 14:14:51	75,65	921,80	145,10	9,06	18,51	921,00	905,70	
3372	21/05/2020 14:13:35	75,65	929,90	145,20	9,05	18,52	918,40	901,80	
3372	21/05/2020 14:12:20	75,63	928,50	145,20	9,03	18,54	920,10	902,70	
3372	21/05/2020 14:11:04	75,62	923,50	145,40	9,05	18,51	921,00	903,80	
3372	21/05/2020 14:09:47	75,62	915,50	145,10	8,99	18,57	920,10	904,40	
3372	21/05/2020 14:08:33	75,63	908,20	145,50	8,97	18,59	919,90	902,40	
3372	21/05/2020 14:07:17	75,64	920,00	145,20	9,07	18,50	919,90	904,00	
3372	21/05/2020 14:06:01	75,66	920,40	146,60	8,97	18,60	920,10	903,10	
3372	21/05/2020 14:04:46	75,62	929,20	145,30	9,07	18,50	921,40	906,00	
3372	21/05/2020 14:03:30	75,66	920,50	145,80	9,00	18,56	919,10	903,10	
3372	21/05/2020 14:02:14	75,64	928,60	147,10	9,03	18,54	919,10	904,20	
3372	21/05/2020 14:00:59	75,65	927,10	146,50	9,03	18,54	919,10	902,40	
3372	21/05/2020 13:59:42	75,65	930,30	144,80	9,03	18,53	920,60	904,80	
3372	21/05/2020 13:58:27	75,65	945,40	144,90	9,05	18,51	919,10	903,30	

Figura 7- Estrapolato del MES TIG

Come si può vedere dalla *figura 7*, ogni riga è un vettore di parametri di processo letti dai sensori presenti sulla pressa per la produzione di un manufatto, mentre le colonne rappresentano i singoli parametri di processo misurati dai sensori durante la produzione.

3.4. QUALITA' DEI MANUFATTI

Uno degli obiettivi delle aziende costruttrici di macchine ad iniezione, è sempre stato quello di creare presse in grado di minimizzare i difetti che possono insorgere durante il processo di stampaggio sui manufatti prodotti; tali imperfezioni sono di solito causate da temperature del fuso troppo basse o da pressioni di iniezione non adeguate, verranno ora brevemente esposti i difetti classici che possono presentarsi sui manufatti creati attraverso lo stampaggio ad iniezione.

- **Linee di flusso:** sono linee che si presentano sul manufatto in conseguenza del percorso fisico e del profilo di raffreddamento della plastica fusa. Tali difetti della linea di flusso sono causati dalla velocità variabile a cui scorre la plastica fusa mentre cambia direzione attraverso i contorni e si piega all'interno dello strumento dello stampo



Figura 8 - Linee di flusso

- **Sink Marks:** piccole depressioni che si sviluppano in aree più spesse del prototipo stampato ad iniezione quando si verifica un restringimento nelle porzioni interne del prodotto finito i segni del lavandino sono spesso causati quando il tempo di raffreddamento o il meccanismo di raffreddamento sono insufficienti per consentire alla

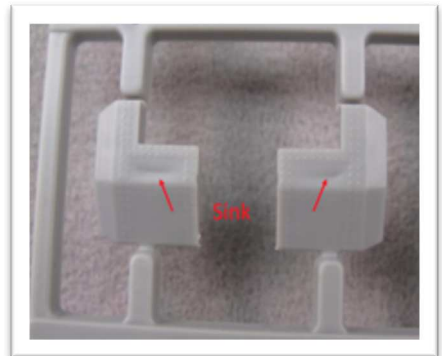


Figura 9 - Sink Marks

- plastica di raffreddarsi completamente e polimerizzarsi mentre si trova nello stampo
- **Vuoti:** I vuoti sono sacche d'aria intrappolate all'interno o in prossimità della superficie di un prototipo stampato ad iniezione. i vuoti del vuoto sono spesso causati da una solidificazione irregolare tra la superficie e le sezioni interne del prototipo.



Figura 10 - Vuoti

- Colpo corto: i colpi brevi possono essere descritti come una situazione in cui un colpo di modellatura non è all'altezza. Ciò significa che la plastica fusa per qualche motivo non occupa completamente la cavità o le cavità dello stampo i colpi brevi possono essere causati da una serie di cose. La calibrazione errata del colpo o le capacità di plastificazione possono rendere inadeguato il materiale plastico per riempire le cavità.

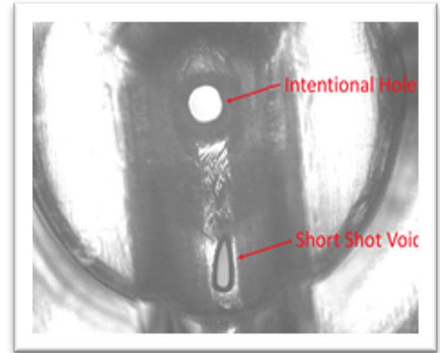


Figura 11 - Colpo corto

- Orditura: deformazione che si genera quando si verifica un restringimento irregolare nelle diverse parti del componente stampato. Il risultato è una forma contorta, irregolare o piegata dove non si intendeva ed è generalmente causata dal raffreddamento non uniforme del materiale dello stampo.

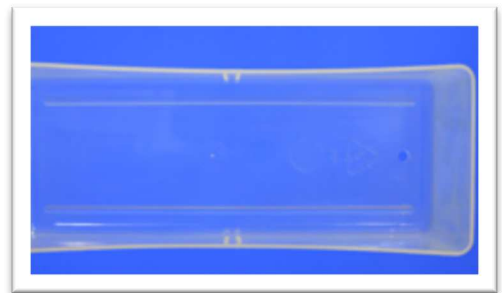


Figura 12 - Orditura

- Flash: è un difetto di stampaggio che si verifica quando una parte di plastica fusa fuoriesce dalla cavità dello stampo. I percorsi tipici per la fuga sono attraverso la linea di divisione o le posizioni dei perni di espulsione. Questa estrusione si raffredda e rimane attaccata al prodotto finito. il flash può verificarsi quando lo stampo non è bloccato insieme con una forza sufficiente



Figura 13 - Flash

- Bruciature: scolorimenti, generalmente color ruggine, che compaiono sulla superficie dei prototipi stampati ad iniezione. Causati dalla degradazione del materiale plastico a causa dell'eccessivo

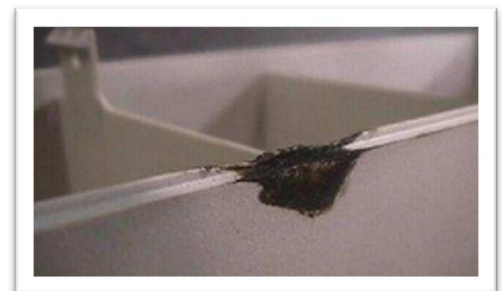


Figura 14 - Bruciature

riscaldamento o da velocità di iniezione troppo elevate

3.4.1. QUALITA' DEI MANUFATTI NEL CASO DI STUDIO

In questo studio sono state prese in analisi le lenti stradali prodotte presso l'azienda iGuzzini Illuminazione, tali manufatti essendo generati attraverso l'ausilio di presse ad iniezione con azionamento elettrico, presentano i difetti precedentemente esposti molto raramente, tuttavia il controllo qualitativo eseguito su di esse è molto stringente a causa delle conseguenze che potrebbero causare nel caso presentassero difetti.

Le lenti stradali sono particolari dispositivi posti immediatamente davanti alla sorgente luminosa di un corpo illuminante atti a distribuire in maniera uniforme ed omogenea il fascio luminoso sulla carreggiata e sul territorio circostante, facendo in modo di poter rilevare ostacoli o corpi estranei.

Il CEN (Comitato Europeo di Normazione) definisce una serie di parametri, organizzati in classi, da rispettare per i corpi di illuminazione stradali; i parametri in questione vengono riportati all'interno delle 'Classi M' (tabella 1)

Tabella 1 - Classi M

Lighting class	Road surface luminance			Wet	Threshold increment	Lighting of the surroundings
	Dry		U_{ow}			
	L_{av} in cd/m^2	U_o		U_l	f_{TI} in %	R_{EI}
M1	2.00	0.40	0.70	0.15	10	0.35
M2	1.50	0.40	0.70		10	0.35
M3	1.00	0.40	0.60		15	0.30
M4	0.75	0.40	0.60		15	0.30
M5	0.50	0.35	0.40		15	0.30
M6	0.30	0.35	0.40		20	0.30

I parametri regolati dalle 'classi M' sono i seguenti:

- U_o : Uniformità generale della luce irradiata sulla carreggiata
- U_l : Uniformità generale della luce irradiata sulla carreggiata
- L_{av} : Livello di luminanza medio

- f_{TI} : Indice di abbagliamento
- R_{EI} : Illuminamento zona esterna alla carreggiata

Per l'azienda gli indici di qualità delle lenti stradali sono i parametri di uniformità generale e longitudinale in quanto riassumono la capacità della lente di distribuire il fascio luminoso sulla carreggiata; R_{EI} non viene preso in considerazione poiché è un parametro fortemente dipendente dalla progettazione della lente ed eventuali difetti sarebbero rilevati anche nei parametri di uniformità mentre L_{av} e f_{TI} sono da ricondursi principalmente alla qualità della sorgente del corpo illuminante.

Dunque, il processo di controllo della qualità delle lenti stradali viene eseguito innanzitutto a bordo macchina, scartando i manufatti che presentano difetti identificabili visivamente. Tuttavia, in questo modo, non si riescono a identificare le proprietà dei parametri M, dunque l'azienda procede ad un controllo a campione in laboratorio misurando i parametri alla fotometrica: se i campioni recuperati non dovessero rispettare i valori richiesti (classe M1) si procede con lo scarto della produzione.

3.5. REVISIONE LETTERARIA.

Nell'ambito dell'industria manifatturiera, il mondo dell'intelligenza artificiale, in particolar modo quello legato agli algoritmi di apprendimento supervisionato, ha riscontrato spesso molto successo, non di meno nel mondo dello stampaggio ad iniezione dove l'ottimizzazione del processo produttivo è sempre stato un argomento prioritario, non solo per i produttori di presse ma anche per la ricerca stessa; questa si è concentrata in gran parte sui metodi per migliorare il sistema di raffreddamento del processo di stampaggio a iniezione, contenere il consumo energetico, migliorare la politica di pianificazione, prevedere i guasti e la qualità dei pezzi stampati.

Cinar et al. (2020) [13] e Binding, Dykeman e Pang (2019) [14] hanno previsto i tempi di fermo delle macchine di produzione utilizzando modelli di previsione in tempo reale. Hanno utilizzato dati macchina storici per addestrare gli algoritmi di Machine Learning tra cui Random Forest, XGBoost e regressione logistica, per prevedere i guasti della macchina [15].

Qi, X et al. (2019) [16] hanno condotto uno studio con l'obiettivo di completare le catene di processi di produzione additiva attraverso l'ausilio di reti neurali.

Yang, He e Li (2020) [17] hanno utilizzato un approccio basato sull'apprendimento automatico per ottenere un modello di stima appropriato per il consumo energetico del processo di stereolitografia di proiezione di immagini con maschera.

Ruey-Shiang, G et al. (2020) [8] hanno proposto un modello Random Forest per rilevare gli spostamenti medi nelle carte di controllo multivariate durante la produzione. Il modello proposto ha rilevato bene la media mobile ed è stato in grado di identificare le variabili esatte.

Cook, Ragsdale et al. [9] hanno sviluppato un modello di rete neurale per prevedere il valore di resistenza critico (legame interno) in un processo di produzione di pannelli truciolari ed individuato i parametri di funzionamento ideali attraverso l'ausilio di algoritmi genetici.

M. Strano et al. (2006) [18] hanno proposto la regressione logistica per la determinazione empirica del luogo delle principali deformazioni planari dove è più probabile che si verifichi la rottura.

Pal, M. (2005) [12] ha confrontato l'accuratezza della classificazione tra Random Forest e SVM per il rilevamento remoto.

Zhang, C. et al. (2019) [19] ha creato un meccanismo decisionale a due fasi efficiente dal punto di vista energetico utilizzando foreste casuali. Gli autori hanno selezionato strategie di controllo appropriate per diverse occasioni nel processo di produzione.

C'è stato uno studio recente di Shahbazi e Byun (2021) [11] per valutare il controllo di qualità basato su varie soluzioni di machine learning e blockchain. Gli autori hanno scoperto che XGBoost funziona bene confrontandolo in termini di accuratezza, precision e recall con l'algoritmo KNN.

Per quanto riguarda lo stampaggio a iniezione sono svariate le applicazioni di algoritmi di apprendimento supervisionato per la risoluzione di tasks di classificazione.

Uno studio ha confrontato i classificatori SVM (Linear e Kernel) in set di dati corrispondenti a difetti dei manufatti prodotti attraverso il processo di stampaggio ad iniezione [3].

Rousopoulou, Nizamis et al. [10] introducono una soluzione predittiva basata sull'applicazione dell'analisi cognitiva dei parametri provenienti in tempo reale dalle macchine per lo stampaggio a iniezione. I modelli predittivi proposti mirano a rilevare le anomalie dai dati disponibili di temperatura, pressione e consumo di energia implementando algoritmi di apprendimento supervisionati quali Random Forest, SVM e una Back Propagation Network. L'algoritmo Random Forest si dimostra essere il più performante con un accuracy del 92% che raggiunge il 95% potenziato con l'ausilio dell'algoritmo AdaBoost.

Jung, Jeon et al. [7] utilizzano diversi algoritmi di apprendimento automatico testando e confrontando le loro prestazioni nella previsione della qualità dei manufatti. Vengono confrontati algoritmi di Machine Learning basati su alberi, regressione logistica e SVM ma in questo caso l'algoritmo di apprendimento profondo autoencoder batte gli altri in termini di accuratezza.

Ke e Huang [6] nel loro articolo hanno eseguito una previsione della qualità per lo stampaggio a iniezione utilizzando una rete neurale perceptron multistrato.

Ogorodnyk, Lyngstad et al. [4] in 'Application of Machine Learning Methods for Prediction of Parts Quality in Thermoplastics Injection Molding' mostrano l'efficacia degli algoritmi di Machine Learning basati su alberi applicati ai parametri di processo delle macchine a iniezione per la predizione della qualità dei manufatti stampati.

Nagorny, Pillet et al. [5] eseguono una Previsione della qualità nello stampaggio a iniezione confrontando algoritmi di Machine e Deep learning ed ottenendo i migliori risultati attraverso una '2 CNN 2 FC'.

Tellaeche e Arana [1] applicano Algoritmi di apprendimento automatico per il controllo di qualità nell'industria dello stampaggio di materie plastiche dimostrando che tecniche di Machine Learning basate su alberi ottengono ottimi risultati tra gli algoritmi di apprendimento supervisionato

Chen e Changyu [2, 19] hanno sviluppato un modello di rete neurale per prevedere il valore di resistenza critico (legame interno) in un processo di produzione di pannelli truciolari ed individuato i parametri di funzionamento ideali attraverso l'ausilio di algoritmi genetici.

Sulla base degli studi precedentemente riportati, sono stati individuati gli algoritmi di apprendimento supervisionato che hanno riscontrato maggior successo nell'ambito del controllo della qualità e in ambiti affini allo stampaggio ad iniezione. Nei capitoli successivi verranno dunque allenati e confrontati algoritmi di machine learning e deep learning visto che entrambi gli approcci ottengono ottimi risultati nella risoluzione dei relativi tasks. Nell'ambito del machine learning sono stati presi in considerazione:

- algoritmi basati su alberi, quali Decision Tree, Gradient Boosted Trees e Random Forest visti i risultati riscontrati in molti degli studi precedentemente riportati [10, 1, 11, 12, 8, 7], nella fattispecie in [10] *'Predictive Maintenance for Injection Molding Machines Enabled by Cognitive Analytics for Industry 4.0'* di Rousopoulou, Nizamis et al. (2020) e in [7] *'Application of Machine Learning Techniques in Injection Molding Quality Prediction: Implications on Sustainable Manufacturing Industry'* fu Jung, Jeon et al. (2021) l'algoritmo Random Forest ottiene ottimi risultati su set di dati simili al dataset in questo studio

- Support Vector Machine considerata l'ampia trattazione conseguita in *'Support vector machines for quality monitoring in a plastic injection molding process'* da parte di B.Ribeiro [3] e il frequente uso nel task di predizione della qualità [7]
- KNN perché nonostante non risulti mai migliore di algoritmi in termini di accuratezza, precision e recall è stato spesso fonte di studio nell'ambito manifatturiero [10, 11, 1]
- Regressione logistica, testato per eseguire classificazione nel controllo qualitativo [7] nell'ambito dello stampaggio ad iniezione e adoperato con successo in ambiti affini [18]

Nell'ambito del deep learning sono stati presi in considerazione due algoritmi sulla base degli studi precedentemente effettuati:

- Multi layer perceptron, visti i risultati conseguiti in *'Quality Prediction for Injection Molding by Using a Multilayer Perceptron Neural Network'* [6]
- TabNet, recente rete neurale sviluppata dal team di ricerca Google Cloud AI, per problemi di classificazione binaria e multiclasse di dati in formato tabulare [20].

4. LAVORO SVOLTO

L'obiettivo di questo studio, come anticipato, è quello di individuare un sistema in grado di classificare i vettori dei parametri di processo di produzione delle lenti stradali, assegnando loro la fascia qualitativa d'appartenenza; ciò al fine di automatizzare il processo di controllo qualitativo dei manufatti in questione, evitando i costi relativi al personale impiegato e al tempo necessario per eseguire i controlli fotometrici in laboratorio.

In questo documento, viene esplorato il mondo dell'intelligenza artificiale, nello specifico del machine learning e del deep learning, confrontando fra loro vari algoritmi di apprendimento supervisionato con l'intento di individuare quale tra di essi è il più adatto a realizzare il task in questione.

Per poter allenare un algoritmo supervisionato al fine di generare un modello in grado di classificare i vettori dei parametri di processo con l'apposita classe di qualità, è necessario disporre di un dataset dei vettori in questione etichettati con l'indice di qualità del manufatto individuato in laboratorio; a tal proposito dopo una prima fase di estrazione e trasformazione dei dati, questi, sono stati etichettati con i risultati delle analisi eseguite in laboratorio sulle relative lenti stradali. Una volta etichettato il dataset sono stati allentati gli algoritmi di apprendimento supervisionato precedentemente esposti così da ottenere dei modelli in grado di eseguire una classificazione della qualità dei vettori di parametri di processo.

4.1. Estrazione dati

La prima fase fondamentale per ottenere un dataset idoneo al task in questione, è quella dell'estrazione dei dati; iGuzzini illuminazione dispone del MES (Manufacturing execution system) TIG che recupera i dati letti dai sensori posti sulla pressa ad iniezione durante le produzioni e li organizza in forma tabellare dove ogni riga è il vettore dei parametri di processo che ha portato allo stampaggio di una lente stradale; l'estrazione dei dati è avvenuta dunque attraverso TIG che fornisce i dati in formato CSV.

Machine	Point in time	ZUx - Cycle time	APVs - Specific inje...	APSS - Specific bac...	CPn - Screw positi...	SVo - Shot volume	SKs - Clamping for...	SKx - Closing force	SSx - P
3372	21/05/2020 14:23:40	75,61	916,10	145,60	9,01	18,56	919,50	902,70	
3372	21/05/2020 14:22:25	75,64	918,40	145,30	8,93	18,63	918,60	903,80	
3372	21/05/2020 14:21:09	75,63	901,10	146,30	8,92	18,65	918,80	905,10	
3372	21/05/2020 14:19:54	75,66	894,00	145,60	8,91	18,66	919,30	903,50	
3372	21/05/2020 14:18:38	75,62	918,60	146,10	9,02	18,55	918,80	904,20	
3372	21/05/2020 14:17:22	75,64	901,40	146,20	8,93	18,64	920,10	903,80	
3372	21/05/2020 14:16:07	75,65	909,40	146,20	8,99	18,58	919,50	905,10	
3372	21/05/2020 14:14:51	75,65	921,80	145,10	9,06	18,51	921,00	905,70	
3372	21/05/2020 14:13:35	75,65	929,90	145,20	9,05	18,52	918,40	901,80	
3372	21/05/2020 14:12:20	75,63	928,50	145,20	9,03	18,54	920,10	902,70	
3372	21/05/2020 14:11:04	75,62	923,50	145,40	9,05	18,51	921,00	903,80	
3372	21/05/2020 14:09:47	75,62	915,50	145,10	8,99	18,57	920,10	904,40	
3372	21/05/2020 14:08:33	75,63	908,20	145,50	8,97	18,59	919,90	902,40	
3372	21/05/2020 14:07:17	75,64	920,00	145,20	9,07	18,50	919,90	904,00	
3372	21/05/2020 14:06:01	75,66	920,40	146,60	8,97	18,60	920,10	903,10	
3372	21/05/2020 14:04:46	75,62	929,20	145,30	9,07	18,50	921,40	906,00	
3372	21/05/2020 14:03:30	75,66	920,50	145,80	9,00	18,56	919,10	903,10	
3372	21/05/2020 14:02:14	75,64	928,60	147,10	9,03	18,54	919,10	904,20	
3372	21/05/2020 14:00:59	75,65	927,10	146,50	9,03	18,54	919,10	902,40	
3372	21/05/2020 13:59:42	75,65	930,30	144,80	9,03	18,53	920,60	904,80	
3372	21/05/2020 13:58:27	75,65	945,40	144,90	9,05	18,51	919,10	903,30	
3372	21/05/2020 13:57:12	75,63	931,80	145,50	8,95	18,62	921,20	905,10	
3372	21/05/2020 13:55:56	75,63	937,60	145,00	8,99	18,56	919,50	903,70	

Figura 15 - Estrapolato TIG

Sono state estratte cinque produzioni di lenti stradali, eseguite in diversi periodi, per un totale di 1500 lenti stradali totali:

- 18 febbraio 2019, 150 lenti
- 19 febbraio 2019, 200 lenti
- 20 febbraio 2019, 200 lenti
- 07 febbraio 2020, 350 lenti
- 20 maggio 2020, 600 lenti

4.2. Trasformazione dati

Durante il processo produttivo la presa ad iniezione è caratterizzata da quattro diverse fasi:

1. Fase di attrezzaggio, in questa fase avviene l'installazione dello stampo sulla pressa e vengono impostati i parametri macchina per la successiva produzione
2. Fase di avviamento, in questa fase la camera calda della pressa raggiunge le temperature necessarie a fondere il materiale plastico, per poi convogliare il polimero al suo interno ed eseguire la plasticizzazione iniziale.
3. Fase di produzione, in questa fase i manufatti iniziano ad essere stampati dalla pressa, la quale misura i valori di processo attraverso i sensori installati su di essa e il software TIG li organizza sotto forma tabellare.
4. Fase di spegnimento, in questa fase si conclude la produzione ed avviene una pulizia della camera calda della pressa in cui possono rimanere residui di materiale plastico fuso

Nella fase di produzione, i primi vettori di processo sono stati scartati da tutte e cinque le produzioni in quanto non si disponeva dei corrispondenti manufatti etichettati; questo è dovuto al fatto che la pressa nelle fasi iniziali non è ancora in funzionamento di regime oppure sono presenti eventuali impurità nella camera calda o nello stampo dovute alla produzione precedente; questi fattori portano a difetti visibili ad occhio nudo che gli operatori a bordo pressa rilevano e procedono con lo scarto del manufatto in questione. Questa procedura comporta una mancata analisi in laboratorio fotometrico di tali manufatti e quindi di una mancata etichettatura.

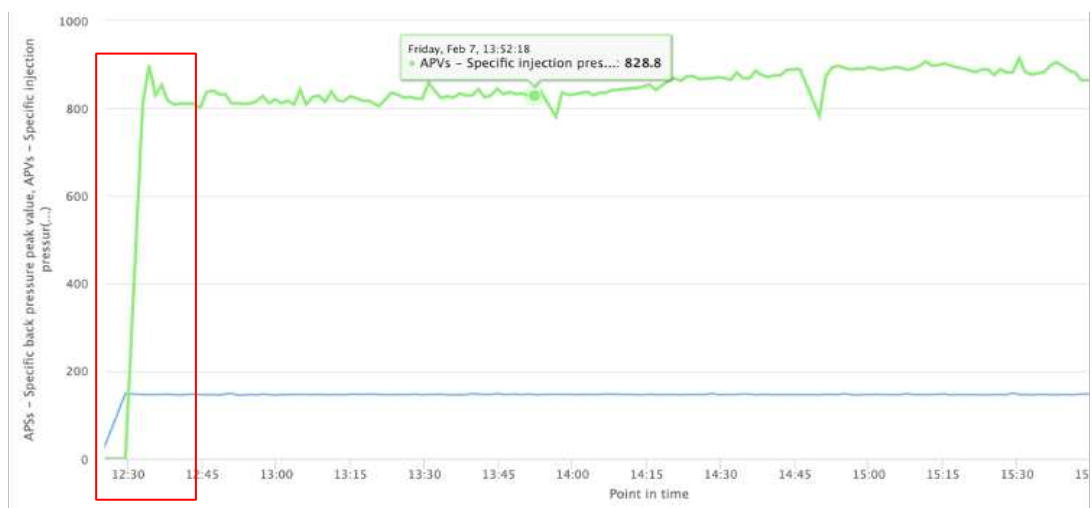


Figura 16 - Pressione di iniezione e contropressione ad inizio produzione

Osservando la figura 16, in cui vengono riportati in grafico i valori di 'APVs - Pressione specifica' e 'APS - contropressione' per la produzione del 20 maggio 2020, i primi manufatti prodotti sono caratterizzati da valori anomali in entrambi i parametri.

Anche i vettori finali sono stati rimossi dal dataset in quanto la fase finale di produzione, appena prima dello spegnimento, comporta una fase di pulizia della camera calda atta a ripulirla dai residui di materiale plastico al suo interno, questo comporta parametri di funzionamento diversi da quelli impostati per le lenti stradali. Anche questo comportamento è visibile dai parametri di processo in questione, come attestato dalla figura 17.

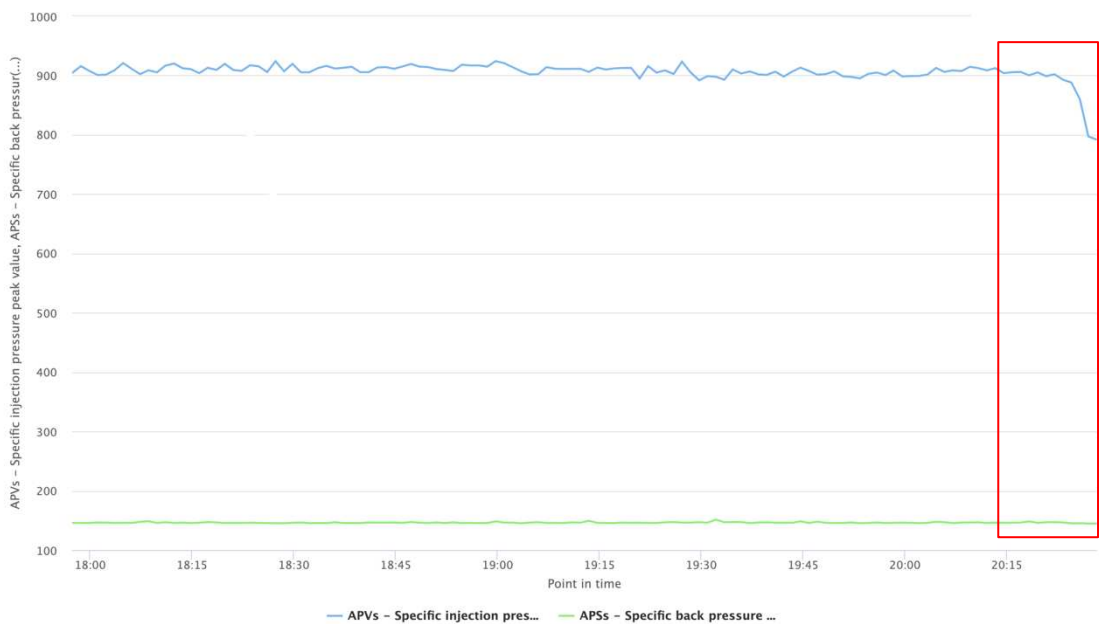


Figura 17 - Pressione di iniezione e contropressione a fine produzione

In totale sono stati esclusi 49 vettori, perciò, ricordando che disponevamo di 1500 vettori totali, il dataset risultante sarà composto da 1451 istanze etichettate.

4.3. Etichettatura

Come esposto precedentemente gli indici di qualità presi in considerazione per le lenti stradali sono state le classi M, definite dal CEN (Comitato Europeo di Normazione). Sono definite 6 classi M, la classe M1 è il target qualitativo aziendale ed è anche la classe di qualità più elevata come si può osservare dalla tabella 1.

Il parametro di uniformità generale è quello che descrive la qualità della lente, in quanto l'obiettivo principale di quest'ultima è distribuire in maniera uniforme il fascio luminoso sulla carreggiata e questo parametro misura proprio l'uniformità di distribuzione del fascio di luce sull'asfalto.

$$U_0 = \frac{L_{max}}{L_{min}}$$

L'equazione riportata riporta la formula per il calcolo dell'uniformità generale, in cui L_{max} e L_{min} sono rispettivamente il valore massimo e minimo di illuminamento rilevato sulla carreggiata opportunamente suddivisa in porzioni come mostrato in figura 18

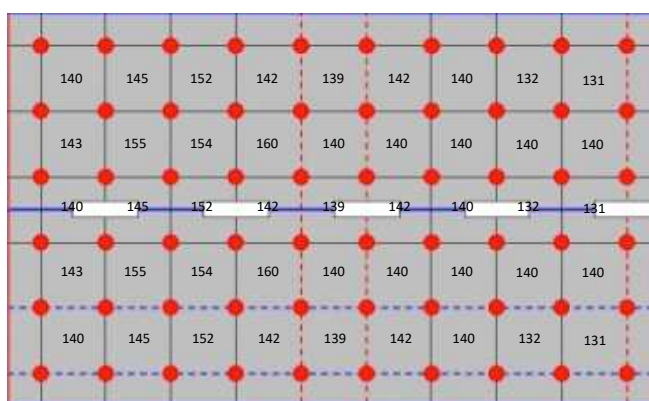


Figura 18 - Suddivisione carreggiata per analisi fotometrica

Il valore di U_0 per rispettare la qualità prevista dalla classe M1 non deve scendere al di sotto di 0.40. Sono state dunque individuate quattro fasce di qualità con le quali sono stati valutati i manufatti stampati e successivamente etichettato il dataset di vettori di processo.

Le fasce di qualità individuate sono riportate in tabella 2

Tabella 2 - Fascie di qualità

Scarto	Accettabile	Ottimale	Spreco energetico
$U_0 \leq 0.40$	$0.40 \leq U_0 < 0.45$	$0.45 \leq U_0 \leq 0.50$	$U_0 > 0.50$

- ‘Scarto’, questa fascia è attribuita a tutti quei manufatti che non rispettano il valore di uniformità generale definito dalla classe M1
- ‘Accettabile’, il parametro di uniformità generale della classe M1 è rispettato
- ‘Ottimale’, target qualitativo dell’azienda
- ‘Spreco energetico’, dopo un’analisi dei dati recuperati dal software TIG è evidente che i vettori di processo di questa classe confrontati con i vettori di processo della classe ‘Ottimale’ presentano, nei valori di pressione di iniezione e pressione di chiusura, valori superiori come riportato nelle tabelle 3 e 4.

Classe 3	Media	Massimo	Minimo	Dev.Std
APVs – Specific Injection pressure peak value (bar)	894.48	935.6	842.1	14.968
SKs – Clamping force peak value (bar)	918.601	923.6	911	2.111
SKx – Closing force (bar)	902.448	907.7	890.2	2.621

Tabella 3 - Parametri classe 3

Classe 4	Media	Massimo	Minimo	Dev.Std.
APVs – Specific Injection pressure peak value (bar)	874.592	927.9	780.5	29.231
SKs – Clamping force peak value (bar)	915.267	925.8	908.6	3.687
SKx – Closing force (bar)	894.790	908.1	887.6	4.440

Tabella 4 - parametri classe 4

L’etichettatura effettiva del dataset è stata eseguita a partire dai 1451 vettori di processo estrapolati dal software TIG oltre che dai dati delle analisi in laboratorio fatte dal reparto qualità dell’azienda iGuzzini illuminazione sulle corrispondenti lenti stradali stampate. Individuato l’indice di qualità per ognuna delle 1451 lenti stradali, questo è

stato associato al relativo vettore dei parametri di processo che ne ha caratterizzato lo stampaggio.

Tabella 5 - Estrapolato dataset etichettato

SpecInjPres.	SpecBackPres	TorqMeanVal.	ClosForce	...	FillTime	Quality
924,52	146,76	102,48	914,26	...	6,82	1
929,66	146,22	105,24	913,05	...	6,88	1
921,6	146	112,3	916,9	...	6,97	2
919,9	145,7	105,7	902,9	...	6,97	2
912,1	146,6	104,3	909,6	...	6,97	2
879,5	146,9	105,4	888,7	...	6,29	3
886,6	145,5	105,1	894,1	...	6,29	3
899,2	145,5	106,2	892,9	...	6,19	3
904,4	146,2	106,8	905,7	...	6,24	4
883,2	146,1	102,5	901,6	...	11,13	4
877,8	147,4	104,3	900,9	...	11,18	4
884,1	146,1	102,9	899,8	...	11,13	4
894,3	146	101,9	901,8	...	11,13	4

Come è possibile osservare dalla tabella 5, le classi di qualità sono rappresentate attraverso una codifica numerica in cui:

- 1 corrisponde alla classe 'scarto'
- 2 corrisponde alla classe 'accettabile'
- 3 corrisponde alla classe 'ottimale'
- 4 corrisponde alla classe 'spreco energetico'

Eseguita l'etichettatura del dataset, è stato necessario individuare quali parametri di processo prendere in considerazione per l'allenamento degli algoritmi di apprendimento supervisionato.

4.4. Selezione parametri di processo

I parametri di processo sono misurati dai sensori della pressa a iniezione durante il processo di stampaggio e organizzati dal software aziendale TIG in forma tabellare come mostrato in figura 19.

Machine	Point in time	ZLx - Cycle time	APVs - Specific inje...	APs - Specific bac...	CPn - Screw positi...	SVo - Shot volume	SKs - Clamping for...	SKx - Closing force	SSx - P
3372	21/05/2020 14:23:40	75,61	916,10	145,60	9,01	18,56	919,50	902,70	
3372	21/05/2020 14:22:25	75,64	918,40	145,30	8,93	18,63	918,60	903,80	
3372	21/05/2020 14:21:09	75,63	901,10	146,30	8,92	18,65	918,80	905,10	
3372	21/05/2020 14:19:54	75,66	894,00	145,60	8,91	18,66	919,30	903,50	
3372	21/05/2020 14:18:38	75,62	918,60	146,10	9,02	18,55	918,80	904,20	
3372	21/05/2020 14:17:22	75,64	901,40	146,20	8,93	18,64	920,10	903,80	
3372	21/05/2020 14:16:07	75,65	909,40	146,20	8,99	18,58	919,50	905,10	
3372	21/05/2020 14:14:51	75,65	921,80	145,10	9,06	18,51	921,00	905,70	
3372	21/05/2020 14:13:35	75,65	929,90	145,20	9,05	18,52	918,40	901,80	
3372	21/05/2020 14:12:20	75,63	928,50	145,20	9,03	18,54	920,10	902,70	
3372	21/05/2020 14:11:04	75,62	923,50	145,40	9,05	18,51	921,00	903,80	
3372	21/05/2020 14:09:47	75,62	915,50	145,10	8,99	18,57	920,10	904,40	
3372	21/05/2020 14:08:33	75,63	908,20	145,50	8,97	18,59	919,90	902,40	
3372	21/05/2020 14:07:17	75,64	920,00	145,20	9,07	18,50	919,90	904,00	
3372	21/05/2020 14:06:01	75,66	920,40	146,60	8,97	18,60	920,10	903,10	
3372	21/05/2020 14:04:46	75,62	929,20	145,30	9,07	18,50	921,40	906,00	
3372	21/05/2020 14:03:30	75,66	920,50	145,80	9,00	18,56	919,10	903,10	
3372	21/05/2020 14:02:14	75,64	928,60	147,10	9,03	18,54	919,10	904,20	
3372	21/05/2020 14:00:59	75,65	927,10	146,50	9,03	18,54	919,10	902,40	
3372	21/05/2020 13:59:42	75,65	930,30	144,80	9,03	18,53	920,60	904,80	
3372	21/05/2020 13:58:27	75,65	945,40	144,90	9,05	18,51	919,10	903,30	
3372	21/05/2020 13:57:12	75,63	931,80	145,50	8,95	18,62	921,20	905,10	
3372	21/05/2020 13:55:56	75,63	937,60	145,00	9,00	18,56	919,50	903,70	

Figura 19 - Estrapolato TIG

Come esposto in precedenza, ogni riga corrisponde al vettore dei parametri di processo che hanno portato allo stampaggio di una lente stradale mentre ogni colonna corrisponde ad un parametro di processo.

Nello stampaggio ad iniezione, viste le tante trasformazioni e transizioni subite del materiale plastico, entrano a far parte del processo molti parametri, ognuno dei quali gioca un ruolo più o meno importante nella definizione della qualità finale del manufatto. Nello studio in questione possiamo osservare trentatré parametri misurati dai sensori come mostrato in tabella 5.

Tabella 6 - Parametri di processo

Nome	U	Descrizione
Post injection pressure peak value	bar	Pressione di mantenimento dopo iniezione
Back pressure peak value	bar	Contropressione per il caricamento del materiale plastico
Cooling time	sec	Tempo di raffreddamento del fuso nello stampo
Filling time	sec	
Injection time	sec	
Plasticizing time	sec	
Cycle time	sec	Tempo impiegato per lo stampaggio di un manufatto
Cushion	Cm ³	Quantità di materiale iniettato in post pressione per evitare bolle d'aria nel manufatto
Plasticizing stroke		
Screw position switchover point		Posizione della vite dopo alla fine dello stampaggio di un manufatto
Temp. Zone 01	C°	Temperatura ugello di iniezione
Temp. Zone 02	C°	Temperatura camera calda
Temp. Zone 03	C°	Temperatura camera calda
Temp. Zone 04	C°	Temperatura camera calda
Temp. Zone 05	C°	Temperatura camera calda
Mold temperature	C°	Temperatura dello stampo
Melt temperature	C°	Temperatura del fuso prima di iniettarlo
Closing force		Forza di chiusura dello stampo
Wall temperature at start injection	C°	
Clamping force peak value		Forza di picco di chiusura dello stampo
Plasticizing number		
Injection force		Forza di iniezione
Torque peak value current cycle		
Torque mean value current cycle		
Plasticizing volume	Cm ³	Volume del materiale fuso
Specific back pressure peak value	bar	Contropressione di picco
Specific injection pressure peak value	bar	Pressione di picco di iniezione
Screw position at the end of hold pressure		Posizione della vite alla fine del periodo di mantenimento
Shot volume	Cm ³	Volume di iniezione
Mold protection time	sec	
Overall cycle time	sec	
Injection time	sec	Tempo di iniezione
Injection time min	sec	

Un problema più volte riscontrato in studi affini a quello trattato [7, 6, 10, 2, 1], ma in generale nel mondo del machine learning, è quello della selezione delle features; la selezione delle features, che nel nostro caso consiste nella riduzione dei parametri di processo, viene sostanzialmente eseguita per diminuire il costo computazionale relativo all'allenamento di algoritmi supervisionati e per migliorare le prestazioni finali dei modelli da essi generati. Variabili non informative possono introdurre incertezza nelle previsioni riducendo l'efficacia complessiva del modello.

Per poter ridurre la cardinalità dei parametri di processo sono stati innanzitutto osservati studi affini [7, 6, 10] i quali, come in questo caso di studio, eseguono una classificazione dei parametri di processo al fine di poter conoscere la qualità finale del manufatto stampato. Negli studi menzionati vengono considerati fondamentali, ai fini della qualità del manufatto, il tempo impiegato per lo stampaggio del pezzo (Cycle time), la forza di chiusura esercitata sullo stampo (Closing force, Clamping force peak value), la pressione di iniezione (Specific injection pressure peak value), la contropressione (Specific back pressure peak value), il tempo di plasticizzazione (Plasticizing time), il volume del materiale iniettato (Shot volume), la temperatura dello stampo (Mold temperature) e le temperature rilevate nella camera calda (Temp. Zone 1-5). In questo studio sono stati presi in considerazione tutti i parametri precedentemente elencati, esclusi quelli delle temperature relative alla camera calda della pressa in quanto il loro contributo è riassunto nella temperatura del materiale fuso al momento dell'iniezione (Melt temperature) come fatto anche in *'Application of Machine Learning Techniques in Injection Molding Quality Prediction: Implications on Sustainable Manufacturing Industry'* di Jung, Jeon et al. [7]. La conferma dell'importanza dei parametri considerati è arrivata anche da parte degli attrezzisti e degli operatori a bordo pressa del reparto iniezioni de iGuzzini Illuminazione i quali, attraverso interviste One-to-One, hanno definito importanti anche i parametri relativi al momento meccanico della vite di iniezione (Torque peak value current cycle, Torque mean value current cycle) e la posizione della vite alla fine della fase di mantenimento in pressione del manufatto (Screw position at the end of hold pressure). Dunque, i parametri dei vettori selezionati sono in tutto 13 e sono riportati nella tabella 7.

Tabella 7 - Parametri di processo selezionati

Nome	U	Descrizione
Filling time	sec	Tempo di riempimento dello stampo
Plasticizing time	sec	Tempo di plasticizzazione
Cycle time	sec	Tempo impiegato per lo stampaggio di un manufatto
Mold temperature	C°	Temperatura dello stampo
Melt temperature	C°	Temperatura del fuso prima di iniettarlo
Closing force	N	Forza di chiusura dello stampo
Clamping force peak value	N	Forza di picco di chiusura dello stampo
Torque peak value current cycle	Nm	Momento meccanico di picco esercitato sulla vite di iniezione
Torque mean value current cycle	Nm	Momento meccanico medio esercitato sulla vite di iniezione
Specific back pressure peak value	Bar	Contropressione di picco
Specific injection pressure peak value	Bar	Pressione di picco di iniezione
Screw position at the end of hold pressure	Cm	Posizione della vite alla fine del periodo di mantenimento
Shot volume	Cm ³	Volume di iniezione

Una volta individuati i parametri di processo fondamentali, si procede alla fase di allenamento in cui verranno esposti gli algoritmi di apprendimento supervisionato presi in considerazione con la relativa tecnica di validazione adottata, per poi confrontarne i risultati.

5. MODELLI

Come osservato in precedenza, in questo studio sono state adoperate sia tecniche basate su Machine Learning che tecniche basate su Deep Learning, data l'efficacia dimostrata da entrambe in letteratura. L'obiettivo è la generazione di modelli in grado di classificare le classi di qualità delle lenti stradali a partire dal relativo vettore dei parametri di processo, generato durante il processo produttivo.

In questo capitolo verrà descritta la tecnica di validazione adoperata e successivamente verranno trattati i vari algoritmi di apprendimento supervisionato riportandone le prestazioni sul dataset oggetto di studio.

5.1. Cross Validation

La cross validation è un metodo statistico utilizzato per stimare l'abilità dei modelli di apprendimento automatico.

In generale la validazione dei modelli consiste si basa sul concetto fondamentale di non utilizzare l'intero set di dati durante l'addestramento di un modello: una parte di essi vengono rimossi prima dell'inizio dell'allenamento. Al termine della formazione, i dati rimossi possono essere utilizzati per testare le prestazioni del modello appreso su dati mai visti dal modello. Il set di dati di test è una parte separata dello stesso set di dati da cui deriva il set di allenamento.

Lo scopo principale dell'utilizzo del set di dati di test è testare la capacità di generalizzazione di un modello addestrato. In definitiva, il modello viene valutato solamente dopo che è stato addestrato.

La cross validation prevede una suddivisione del dataset in gruppi più o meno grandi di istanze, per poi iterativamente selezionarne alcuni per il test ed altri per l'allenamento dell'algoritmo di apprendimento supervisionato in questione finché tutti i gruppi hanno ricoperto esattamente una volta il ruolo di tester.

Esistono diverse tipologie di cross validation:

- K-fold: definisce k suddivisioni del dataset.

- Leave one out, divide il set di dati in due parti. In una parte formata da un'unica istanza del dataset e fungerà da test, l'altra formata da tutte le restanti istanze verrà ovviamente adoperata per l'allenamento
- Stratified, i dati vengono riordinati in modo tale che ogni fold abbia una buona rappresentazione dell'intero set di dati.
- ShuffleSplit, vengono create divisioni casuali dei dati nel set di test e di allenamento e quindi viene ripetuto il processo di suddivisione e valutazione dell'algoritmo più volte, proprio come nel metodo di convalida incrociata.

In questo studio è stata adottata la Stratified Cross Validation nella quale il dataset viene suddiviso in cinque gruppi di istanze (Figura 20).

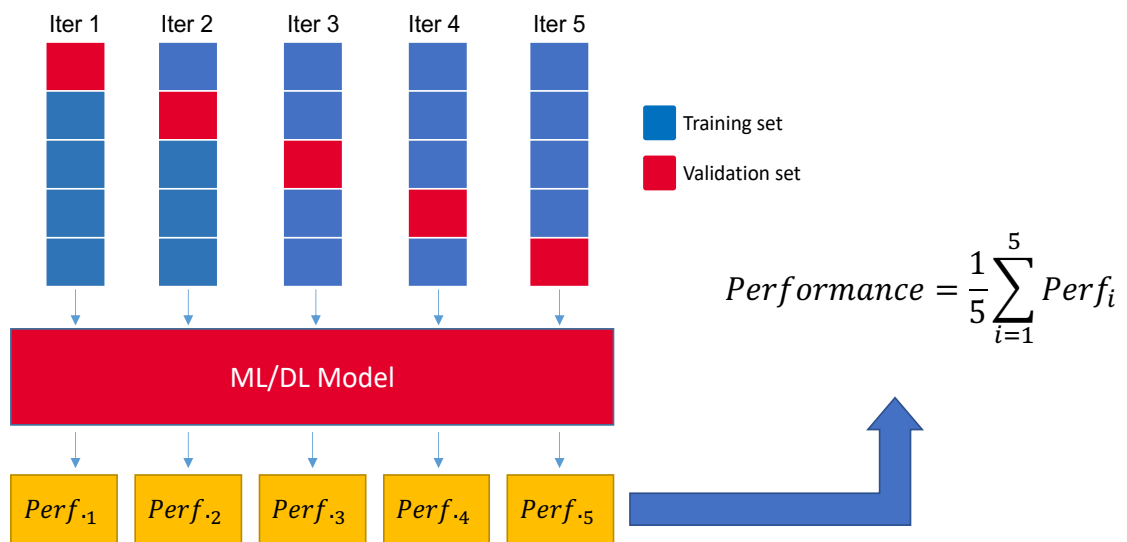


Figura 20 - 5-fold Validation

5.2. Ottimizzazione degli iperparametri

Negli algoritmi di apprendimento supervisionato un iperparametro è un parametro il cui valore viene utilizzato per controllare il processo di apprendimento. Per ogni algoritmo ci possono essere diversi iperparametri che possono assumere valori discreti o continui, la loro selezione può avere risvolti importanti sulle performance del modello generato. Per quanto detto risulta fondamentale individuare quali sono gli iperparametri che ottimizzano le performance dei relativi modelli.

In questo studio l'ottimizzazione degli iperparametri è stata eseguita attraverso un'ottimizzazione a griglia, ovvero, una volta selezionati gli iperparametri d'interesse, si definisce il range di valori assumibili per ognuno di essi, dopodiché vengono allenati e testati i modelli con tutte le possibili combinazioni di questi; in

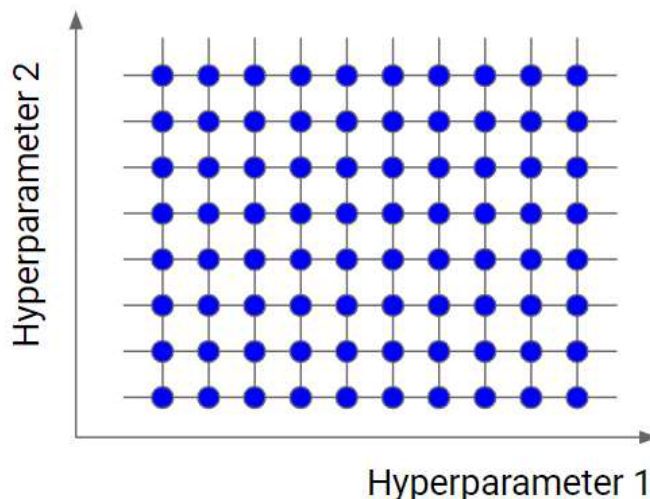


Figura 21 - Griglia di ottimizzazione degli iperparametri

La combinazione che determinerà le migliori performance per ogni modello sarà quella presa in considerazione per i confronti finali fra i vari modelli.

5.3. Algoritmi di apprendimento supervisionato

Verranno ora esposti gli algoritmi di apprendimento supervisionato presi in considerazione per la risoluzione di questo task e le loro prestazioni.

5.3.1. Regressione logistica

Nel caso di un problema di classificazione binaria, lo scopo di un modello di classificazione è quello di individuare la funzione che meglio riesce a separare le due classi, nel caso della regressione logistica questa funzione è una retta detta decision boundary.

$$z = b_0 + b_1 * x$$

I parametri di tale retta sono i valori di b_0 e b_1 che sono definiti rispettivamente come bias e pesi del modello che vengono stimati tramite il metodo di massima verosimiglianza. Questo metodo prevede di ottenere quella serie di coefficienti di regressione per i quali la probabilità di ottenere i dati che abbiamo osservato è massima. Essa, infatti, permette di cercare valori per i coefficienti che minimizzano l'errore nelle probabilità previste dal modello rispetto a quelle nei dati.

Una volta individuati tali parametri si può eseguire la predizione calcolando il valore z , il quale se dovesse risultare maggiore o uguale a zero, significa che si trova al di sopra o esattamente sulla retta, altrimenti si troverà al di sotto di essa se dovesse essere minore di 0. Rimane un ultimo nodo da sciogliere, z è un valore continuo che assume valori tra $-\infty$ e $+\infty$ ma è necessario ottenere come valore finale una classe, ovvero un valore categorico, perciò applichiamo una funzione di attivazione.

La regressione logistica è dunque un modello di classificazione che utilizza come funzione di attivazione la funzione sigmoideale.

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 * x)}} = \frac{e^{(b_0 + b_1 * x)}}{1 + e^{(b_0 + b_1 * x)}}$$

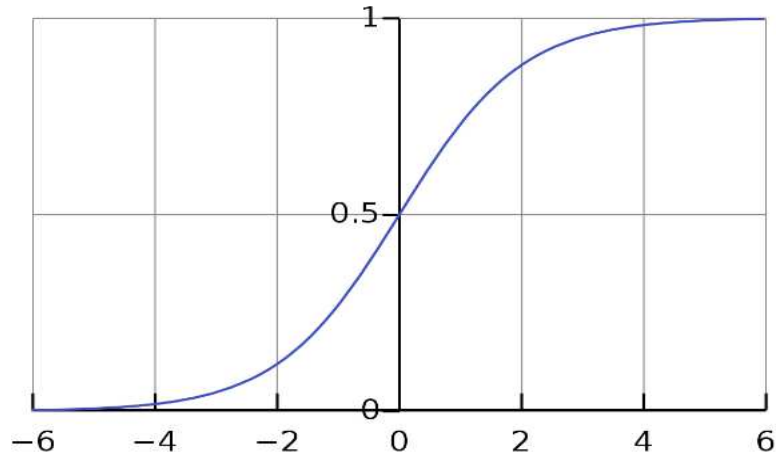


Figura 22 - Funzione sigmoide

Nel caso di studio in analisi viene trattato un problema di classificazione multi-classe, l'algoritmo di regressione logistica declinato in questi termini viene anche detto regressione logistica multinomiale. L'algoritmo di regressione logistica multinomiale si differenzia dalla regressione logistica binaria per la funzione di classificazione, che nel caso di regressione logistica binomiale era approssimata da una retta, ora per ogni classe abbiamo un modello lineare s_l associato, ovvero una retta per ogni classe :

$$s_l = b_{0,l} + b_{1,l} * x$$

e inoltre, un'altra importante differenza con la regressione logistica binomiale è la funzione Softmax adoperata come funzione di attivazione.

$$F(x) = \frac{e^{(s_l)}}{\sum_{l=1}^L e^{(s_l)}}$$

con L che rappresenta il numero totale delle classi.

Vengono riportati nella tabella i risultati ottenuti con l'algoritmo di regressione logistica Softmax esposto precedentemente

Tabella 8 - Performances Regressione Logistica

Performance Regressione Logistica				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	80.43%	76.07%	93.38%	93.40%
Recall	71.08%	83.00%	90.97%	96.99%
Acc.	85.18%			

5.3.2. Support Vector Machine

SVM è un algoritmo di apprendimento automatico supervisionato che aiuta nella classificazione o nei problemi di regressione. Ha lo scopo di trovare il decision boundary ottimale tra i possibili output.

Nel caso di classificazione binaria SVM cerca di trovare una linea che massimizzi la separazione tra un insieme di dati a due classi di punti spaziali bidimensionali. Per generalizzare, l'obiettivo è trovare un iperpiano che massimizzi la separazione dei punti dati dalle loro potenziali classi in uno spazio con n dimensioni e i punti con la distanza minima dall'iperpiano sono chiamati Support Vector. Nell'immagine 23 i Support Vector sono i tre punti che giacciono sulle rette.

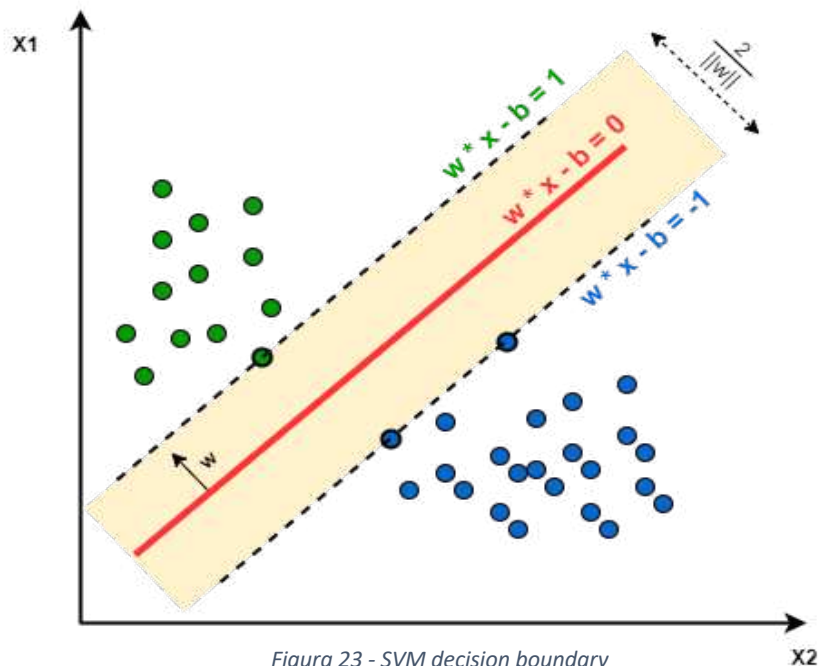


Figura 23 - SVM decision boundary

La separazione dei punti dipende dalla funzione kernel (Lineare, Polinomiale, Gaussiana, Radial Basis Function e Sigmoid), che ne determina l'uniformità e l'efficienza.

Per la classificazione multi-classe, si scompone il problema in più problemi di classificazione binaria e ci sono due approcci da poter adottare:

- One-to-One, che prevede un classificatore binario per ogni coppia di classi (figura 22).

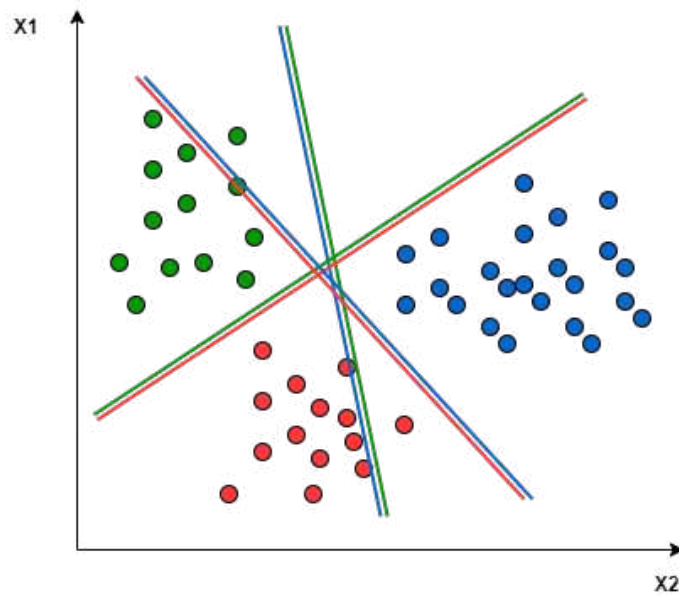


Figura 24 - SVM multiclass One-to-One

- One-to-Rest, che prevede un classificatore binario per ogni classe (figura 25).

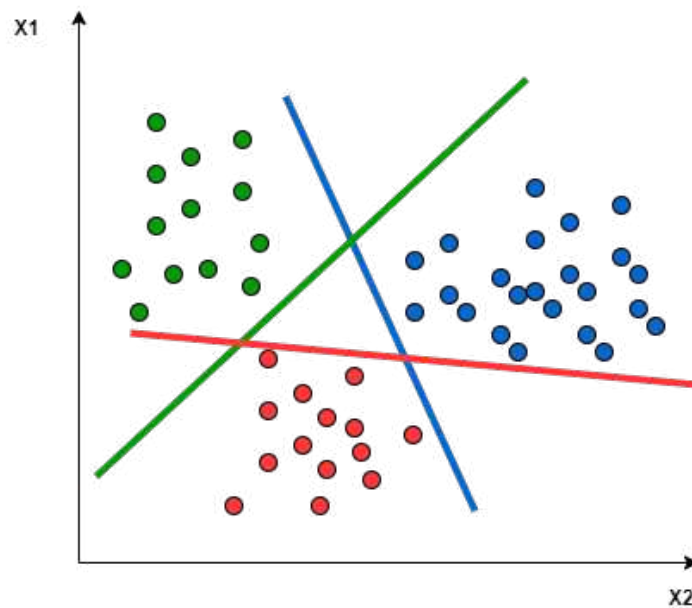


Figura 25 - SVM multiclass One-to-Rest

In questo caso di studio viene adottato un approccio One-to-Rest la separazione tiene conto di tutti i punti, suddividendoli in due gruppi; un gruppo per i punti classe e un gruppo per tutti gli altri punti.

5.3.2.1. Ottimizzazione degli iperparametri

Gli iperparametri dell'algoritmo SVM selezionati per la ricerca della configurazione ottima sono:

- C, parametro di penalità dell'errore

- Valore minimo: 0
- Valore massimo: 100
- Gamma, determina la curvatura del decision boundary
 - Valore minimo: 0
 - Valore massimo: 10
- Kernel type, Il tipo di funzione del kernel viene selezionato tramite questo parametro
 - Lineare
 - Polinomiale
 - Sigmoid
 - Radial basis function

La configurazione ottima individuata prevede:

- C: 90
- Gamma: 0.0
- Kernel type: Radial basis function

Vengono riportati nella tabella 9 i risultati ottenuti con l' algoritmo SVM

Tabella 9 – Performances KNN

SVM				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	91.11%	90.66%	93.11%	93.14%
Recall	88.65%	90.89%	91.61%	96.71%
Acc.	91.94%			

5.3.3. KNN

KNN è un algoritmo di apprendimento supervisionato, il cui scopo è quello di predire una nuova istanza conoscendo le istanze del dataset che sono separate in diverse regioni e può essere utilizzato sia per problemi predittivi di classificazione che di regressione.

Nella fase di apprendimento l'algoritmo divide lo spazio in regioni in base alle posizioni e alle caratteristiche delle istanze del dataset.

Nella fase di classificazione, invece, il KNN determina l'etichetta di classe prevista, valutandone la distanza e restituendo quella della classe di maggioranza dell'insieme delle istanze k selezionate.

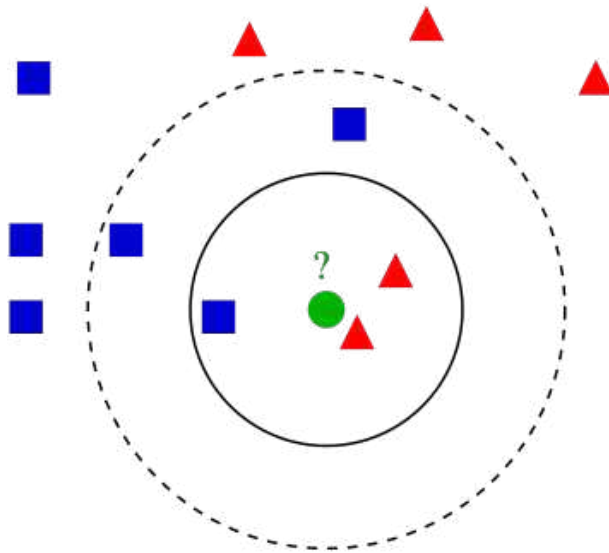


Figura 26 – KNN

5.3.3.1. Ottimizzazione degli iperparametri

Gli iperparametri dell'algoritmo KNN selezionati per la ricerca della configurazione ottima sono:

- K, numero di istanze limitrofe all'istanza da classificare da considerare
 - Valore minimo: 1
 - Valore massimo: 100
- Measure types:
 - Mixed Measures
 - Nominal Measures

- Numerical Measures
- Bregman Divergences

La configurazione ottima individuata prevede:

- K: 3
- Measure types: Bregman Divergences

Vengono riportati nella tabella 10 i risultati ottenuti con l'algoritmo KNN

Tabella 10 - Performances KNN

KNN				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	93.00%	88.63%	91.32%	92.80%
Recall	86.22%	92.12%	91.61%	95.34%
Acc.	91.32%			

5.3.4. Decision tree

Nell'ambito dell'apprendimento supervisionato un albero di decisione è un modello predittivo, formato da nodi e archi. I nodi a loro volta possono essere suddivisi in:

- Nodo radice, il primo e unico nodo dell'albero
- Nodi interni, i nodi che hanno collegamenti in entrata e in uscita
- Nodi foglia, i nodi che hanno solo collegamenti in entrata

Nell'albero decisionale ogni nodo interno è una variabile, un arco verso un nodo figlio rappresenta un possibile valore per quella proprietà e una foglia il valore predetto per la variabile obiettivo a partire dai valori delle altre proprietà, che nell'albero è rappresentato dal cammino dal nodo radice al nodo foglia.

Per consentire la creazione di un albero decisionale è necessario definire:

- Le variabili di input, per sceglierle si adotta generalmente una tecnica di *'Recursive Binary Splitting'* nella quale vengono considerate tutte le caratteristiche e diversi punti di divisione vengono provati e testati utilizzando una funzione di costo. La divisione con costo più basso viene selezionata.
- Come effettuare la divisione (Gain ratio, Information gain, Gini index)
- Criterio di stop, ci sono vari criteri di stop come la definizione di una profondità massima raggiungibile dall'albero oppure il numero minimo di dati di allenamento da utilizzare su ciascun nodo foglia.

5.3.4.1. Ottimizzazione degli iperparametri

Gli iperparametri selezionati per la ricerca della configurazione ottima dell'albero decisionale sono:

- Massima profondità dell'albero
 - Valore minimo: 1
 - Valore massimo: 300
- Prepruning:
 - True
 - False

La configurazione ottima individuata prevede:

- Massima profondità: 150
- Prepruning: false

Vengono riportati nella tabella 9 i risultati ottenuti con il modello decision tree

Tabella 11 - Performances decision tree

Decision Tree				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	89.50%	90.20%	86.69%	90.93%
Recall	92.16%	88.42%	86.13%	90.68%
Acc.	89.46%			

5.3.5. Gradient boosted tree

Gli algoritmi Gradient Boosting possono essere utilizzati sia per le attività di classificazione che di regressione e generano modelli ensemble. Gli ensembles sono dei particolari modelli basati su una combinazione di singoli modelli semplici (weak learner) che insieme creano un nuovo modello più potente (strong learner), dove quest'ultimo risulta più efficace dei singoli weak learner presi singolarmente.

In ogni ciclo di allenamento il weak learner viene generato e le sue previsioni vengono confrontate con il risultato corretto che ci aspettiamo. La differenza tra osservazione e previsione rappresenta il tasso di errore del nostro modello.

Una loss function definisce gli errori e lo scopo dell'algoritmo consiste nel ridurre al massimo questa funzione di perdita, attraverso il "gradiente" che rappresenta la derivata parziale della funzione di perdita.

Il gradiente descrive la pendenza della loss function e che può essere utilizzato per trovare la direzione in cui modificare i parametri del modello, al fine di ridurre l'errore alla prossima iterazione.

In questo studio parliamo di Gradient boosted tree poiché il weak learner considerato è stato il decision tree.

5.3.5.1. Ottimizzazione degli iperparametri

Gli iperparametri selezionati per la ricerca della configurazione ottima dell'algoritmo GBT sono:

- Numero di alberi decisionali da generare
 - Valore minimo: 1
 - Valore massimo: 300
- Massima profondità:
 - 1
 - 200

La configurazione ottima individuata prevede:

-

- Massima profondità: 150

Vengono riportati nella tabella 13 i risultati ottenuti con il modello GB

Tabella 12 - Performances GB

GBT				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	94.82%	94.29%	94.35%	93.42%
Recall	94.05%	93.60%	91.61%	97.26%
Acc.	94.21%			

5.3.6. Random forest

Il Random Forest è un algoritmo di apprendimento supervisionato che si avvale del bagging come metodo di ensemble e il decision tree come modello individuale, genera dunque dei modelli ensemble. Individualmente, le previsioni fatte dagli alberi decisionali potrebbero non essere accurate, ma combinate insieme, le previsioni saranno in media più accurate. Il risultato finale restituito dal Random Forest altro non è che la media del risultato numerico restituito dai diversi alberi nel caso di un problema di regressione o la classe restituita dal maggior numero di alberi nel caso si stia cercando di risolvere un problema di classificazione.

Nella fase di training, ogni albero in una foresta casuale impara da un campione casuale di punti dati così che addestrando ciascun albero su campioni diversi nel complesso il modello avrà una varianza inferiore senza aumentare la distorsione. Inoltre viene considerato solo un sottoinsieme di tutte le caratteristiche iniziali per la suddivisione dei nodi in ogni albero decisionale.

Dunque, l'algoritmo random forest combina centinaia o migliaia di alberi decisionali, ciascuno dei quali allenato su un insieme leggermente diverso di osservazioni e suddividendone i nodi considerando un numero limitato di caratteristiche.

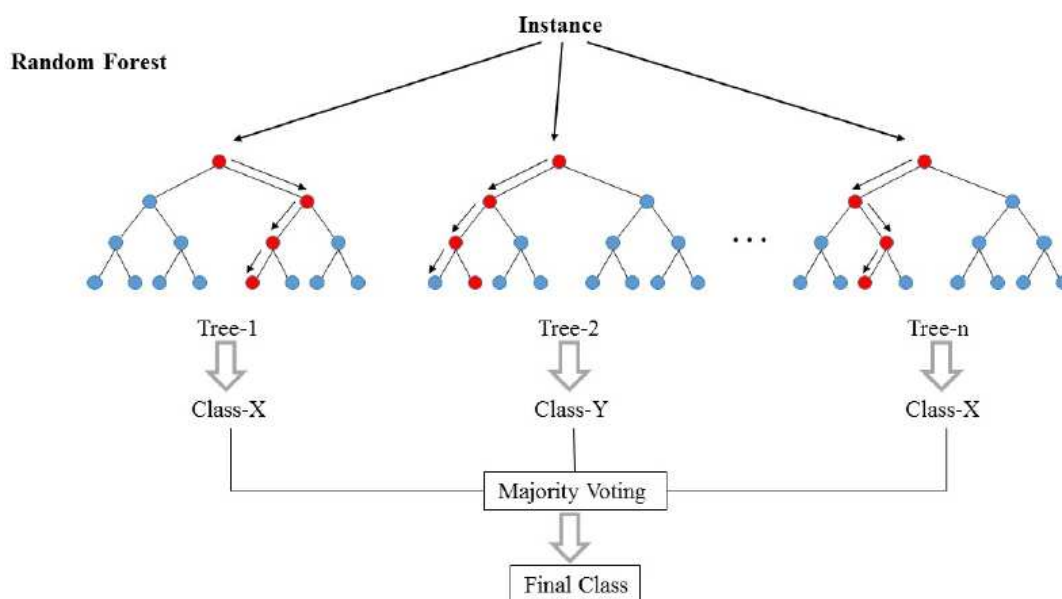


Figura 27 - Random Forest

5.3.6.1. Ottimizzazione degli iperparametri

Gli iperparametri selezionati per la ricerca della configurazione ottima dell' algoritmo Random Forest sono:

- Numero di alberi decisionali da generare
 - Valore minimo: 1
 - Valore massimo: 300
- Massima profondità:
 - 1
 - 200

La configurazione ottima individuata prevede:

- Numero di alberi decisionali generati: 151
- Massima profondità: 79

Vengono riportati nella tabella 13 i risultati ottenuti con il modello GBT

Tabella 13 - Performances GBT

Random Forest				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	96.44%	95.54%	94.37%	93.42%
Recall	95.14%	95.07%	91.94%	97.26%
Acc.	95.04%			

5.3.7. Multi layer perceptron

Il perceptrone è un modello matematico che simula il comportamento del neurone biologico, per questo motivo è anche chiamato neurone artificiale e viene solitamente

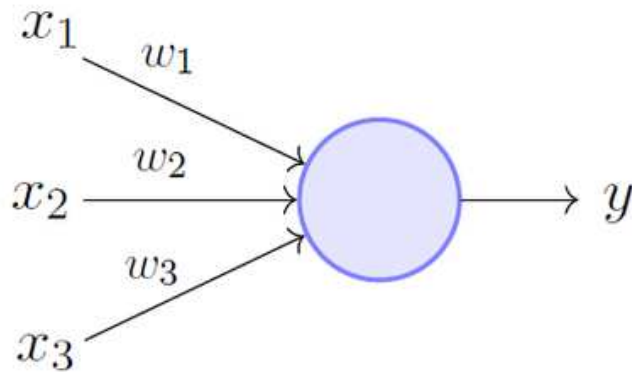


Figura 28 - Perceptrone

descritto come in figura 26:

I valori x_1, x_2, x_3 sono i segnali di input w_1, w_2, w_3 sono detti pesi, mentre y è il segnale di output generato dal perceptrone. Il modello matematico descrive come è possibile calcolare y noti i parametri di input x_i :

$$y = \sigma \left(\sum_i \omega_i x_i \right)$$

La funzione σ definita funzione di attivazione ed è alla base del principio di funzionamento del perceptrone. Esistono diverse funzioni di attivazione adottabili ma tutte sono accomunabili dal fatto che permettono al segnale di propagarsi solo se la somma pesata degli input supera una certa soglia.

La rete neurale perceptrone multistrato è composta da strati di perceptron fully-connected e adopera la tecnica della backpropagation nella fase di allenamento al fine di modificare i pesi in maniera corretta. Un esempio di rete neurale MLP è mostrata in figura 27.

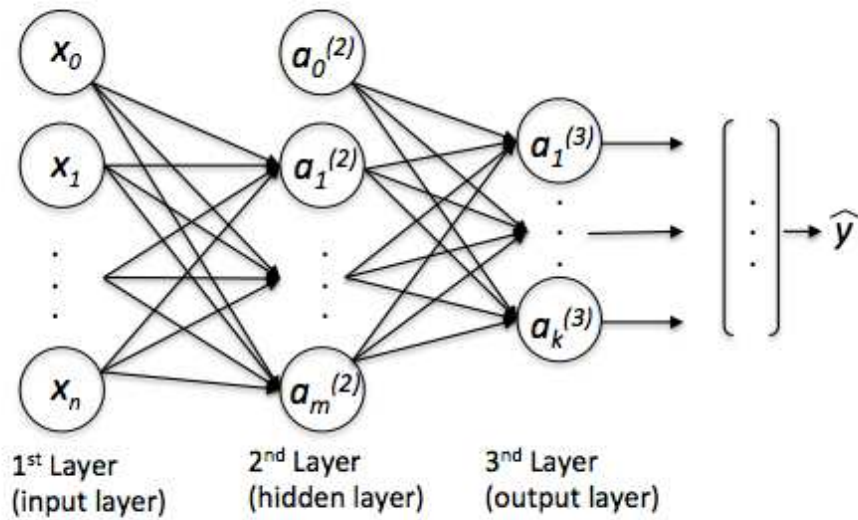


Figura 29 – MLP

In questo studio la rete neurale MLP è composta da tre strati:

1. Strato di ingresso, composto da tredici nodi, tanti quanti le feature prese in considerazione.
2. Strato nascosto fully-connected composto da tredici neuroni, seguendo l'esempio dello studio [6]
3. Strato di output fully-connected composto da quattro nodi, uno per classe di qualità

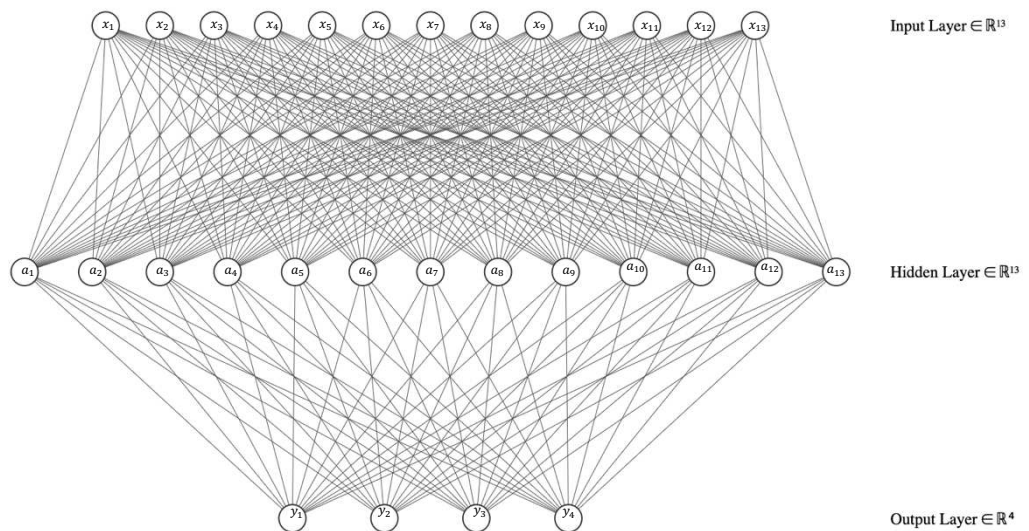


Figura 30 - MLP

I risultati ottenuti con la rete neurale MLP sono riportati nella tabella 14

Tabella 14 - Performances MLP

MLP				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	93.91%	88.97%	93.73%	93.63%
Recall	87.57%	93.35%	91.61%	96.71%
Acc.	92.35%			

5.3.8. TabNet

TabNet è una recente rete neurale creata dal gruppo Google AI nel 2019 e nasce con l'intento di declinare le tecniche tipiche del deep learning ai dati tabulari.

TabNet esegue una selezione di features preventiva per concentrarsi solo su quelle più importanti per l'esempio in questione. Ciò si ottiene attraverso un meccanismo decisionale sequenziale a più fasi. Le informazioni di input vengono elaborate con una tecnica top-down in diversi passaggi

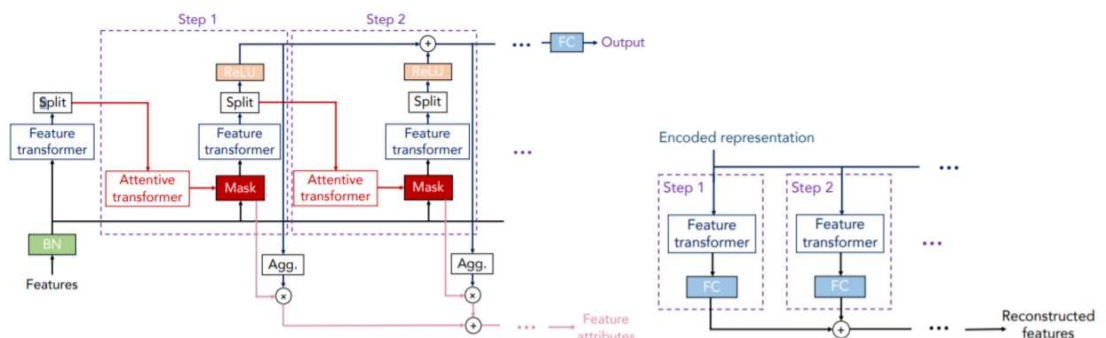


Figura 31 - TabNet

TabNet è caratterizzata da tre componenti fondamentali:

1. Feature transformer, composto a sua volta da quattro blocchi consecutivi ognuno dei quali formato da un livello fully-connected seguito da un livello di normalizzazione batch seguito da uno strato GLU (Gated linear unit). Insieme questi quattro blocchi vanno a formare due fasi decisionali condivise e due indipendenti; ciò al fine di ottenere un apprendimento robusto e in grado di individuare correlazioni non lineari fra le varie feature.

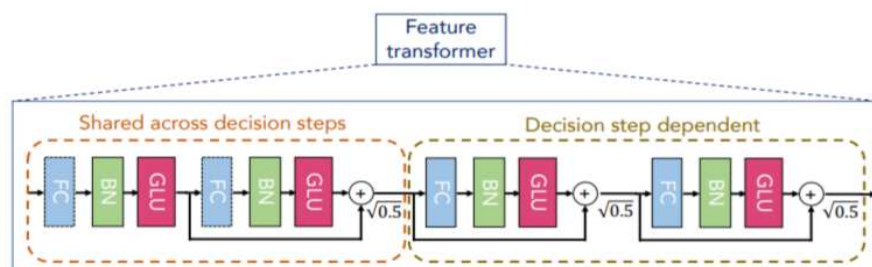


Figura 32 - TabNet Feature transformer

2. Attentive transformer, costituito da un livello fully-connected, un livello di batch normalization, un livello Prior Scale e un livello Sparsemax. L'input viene passato in un livello completamente connesso seguito dalla normalizzazione batch per poi moltiplicarne il risultato con la Prior Scale ovvero una funzione che ricorda l'importanza delle feature in base a quanto imparato dai passaggi precedenti. Questo blocco utilizza la matrice sparsa per eseguire una selezione delle feature. Ciò garantisce l'interpretabilità e un migliore apprendimento in quanto vengono prese in considerazione solo le caratteristiche importanti.
3. Mask, aiuta a identificare le caratteristiche selezionate

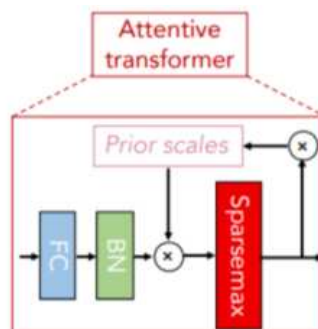


Figura 33 - TabNet Attentive transformer

In conclusione, l'intero set di dati con tutte le feature viene normalizzato in batch e passato al feature transformer dove transita per fornire due parametri:

- $n(d)$ ovvero la decisione di output da quel particolare passaggio che fornisce la sua previsione.
- $n(a)$ che sarà l'input al prossimo Attentive transformer dove inizia il prossimo ciclo.

Dopo il passaggio nell'Attentive transformer, l'importanza delle feature da esso rilevata per quel passaggio viene aggregata insieme a quelle rilevate da tutti gli altri passaggi su diversi sottoinsiemi di feature. Tutto ciò viene compiuto per individuare quali sono le caratteristiche di maggiore importanza così da rendere il modello capace di spiegare le previsioni eseguite.

I risultati ottenuti con la TabNet sono riportati in tabella 13

Tabella 15 - TabNet Performances

TabNet				
	C1	C2	C3	C4
Prec.	92.35%	89.47%	91.45%	92.02%
Recall	88.11%	92.12%	89.68%	94.79%
Acc.	91.25%			

6. CONCLUSIONI

Alla luce dei risultati ottenuti l'algoritmo Random Forest si attesta come l'algoritmo migliore per la risoluzione del task di classificazione della qualità di lenti stradali stampate a iniezione;

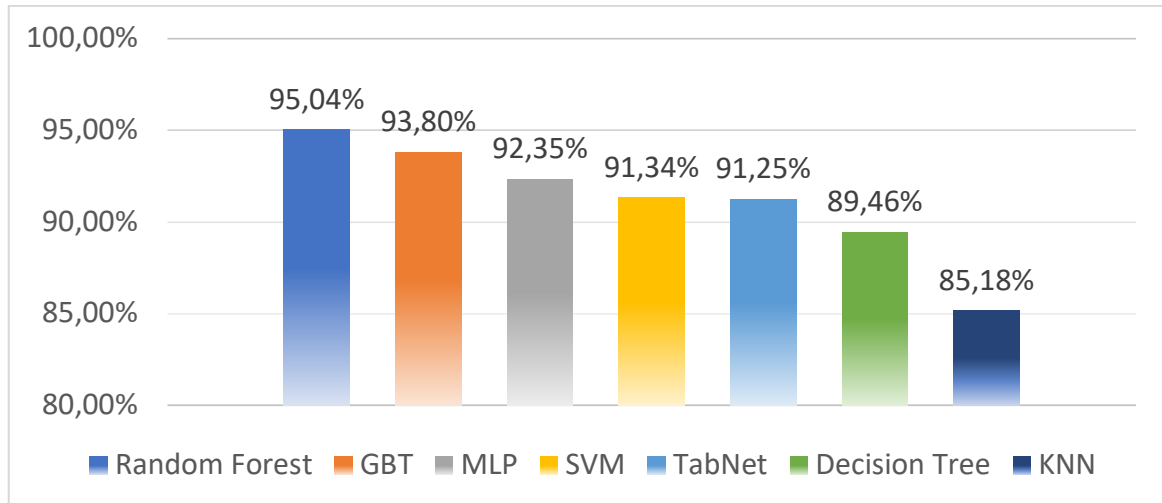


Grafico 1 - Accurately dei modelli a confronto

Come evidenziato dal grafico 1, l'algoritmo Random Forest raggiunge un'accuratezza del 95,04% battendo tutti gli altri concorrenti.

Risulta evidente, inoltre, come i modelli di ensemble di alberi risultino particolarmente efficaci in questo genere di task in quanto il modello GBT si piazza immediatamente dietro al Random forest sempre in termini di accuratezza.

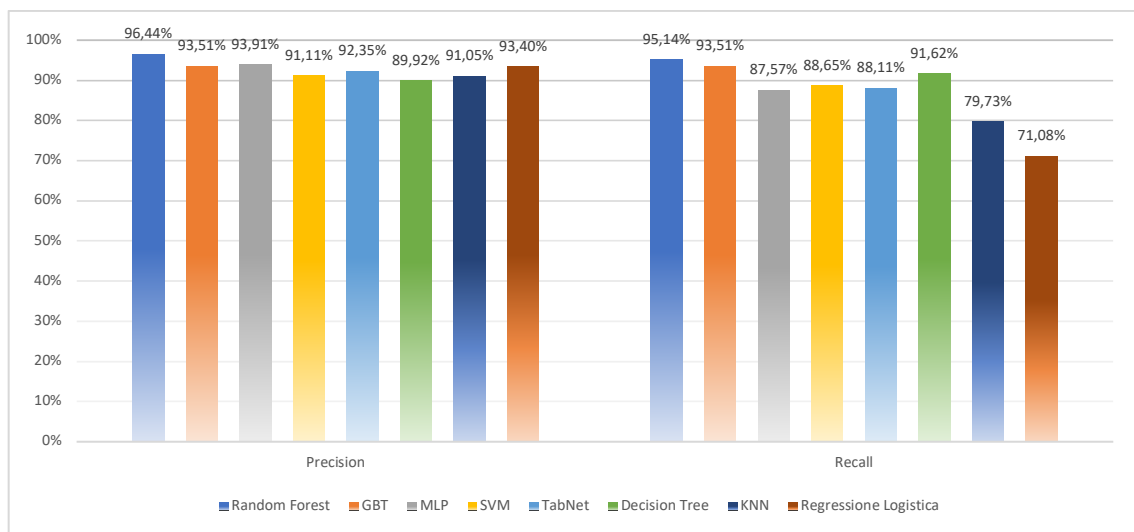


Grafico 2 - Precision e Recall classe 'scarto'

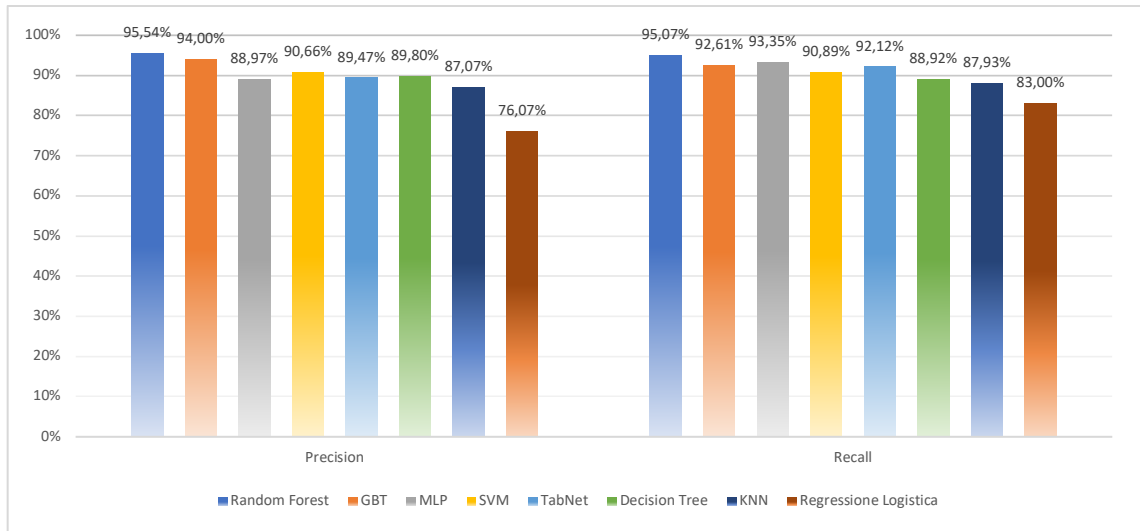


Grafico 3 - Precision e Recall classe 'accettabile'

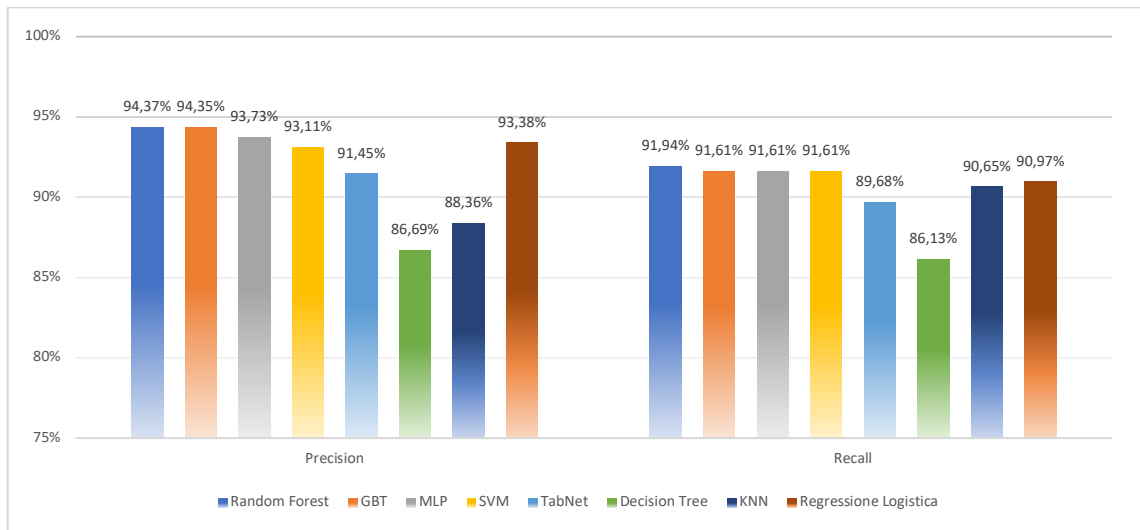


Grafico 4 - Precision e Recall classe 'ottimale'

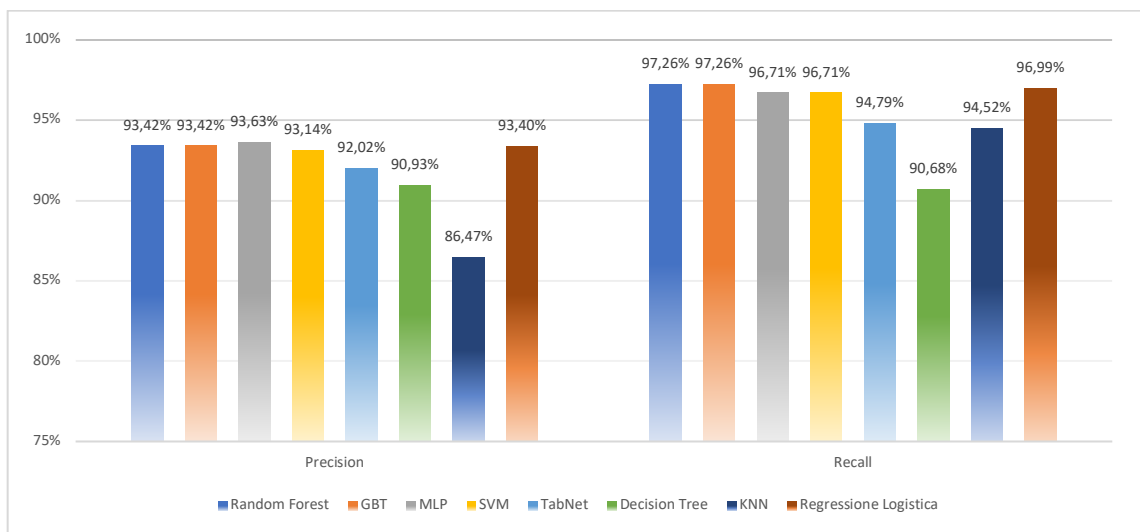


Grafico 5 - Precision e Recall classe 'spreco energetico'

Per quanto riguarda le metriche di precision e recall, l'algoritmo Random Forest si attesta sempre come il miglior modello di classificazione, escluso nel caso della classe 'spreco energetico' in cui il MLP lo supera in termini di precision e il GBT lo uguaglia in termini di recall.

I risultati ottenuti sono straordinari considerando anche il fatto che sono stati raggiunti su manufatti realmente stampati, a differenza di molti altri studi [2] [21] [22] [23] presenti in letteratura in cui i dati dei parametri di processo sono simulati, ovvero generati attraverso CAE (Computer Aided Engineering). La scelta di condurre studi che vadano ad eseguire una predizione della qualità a partire da parametri di processo simulati è dovuta fondamentalmente agli elevati costi da affrontare e ai tempi, spesso molto lunghi, che un esperimento del genere può necessitare. Ad ogni modo come riportato anche in 'Experimental-Based Multi-objective Optimization of Injection Molding Process Parameters' da Mukras, Omar et al. [24], le simulazioni eseguite correttamente producono risultati ragionevolmente affidabili che possono essere la base per procedere con l'effettivo stampaggio a iniezione. Tuttavia, le simulazioni hanno dei limiti e non sono in grado di modellare tutta la fisica coinvolta nel processo di stampaggio a iniezione. Inoltre, ci sono alcune condizioni, specifiche dell'unità di stampaggio a iniezione, che la simulazione non è in grado di catturare.

L'obiettivo aziendale, ovvero, vagliare il mondo dell'intelligenza artificiale, in particolare quello dell'apprendimento automatico, al fine di individuare tecniche in grado di automatizzare il controllo qualitativo nel processo di stampaggio a iniezione di lenti stradali è stato raggiunto con successo. I risultati raggiunti, anche in ottica Industry 4.0, segnano un passo in avanti verso la crescita sostenibile dell'impresa e verso una maggiore efficienza produttiva atta a migliorare la qualità della previsione, monitorando le variabili chiave che influenzano la qualità dello stampaggio a iniezione.

7. SVILUPPI FUTURI

Lo studio effettuato presenta molti risvolti interessanti da esplorare: primo fra tutti quello di incrementare la cardinalità del dataset in quanto le 1451 istanze prese in considerazione sono una quantità ragionevole per vagliare il campo dell'apprendimento automatico ma nell'ottica di generare un sistema reale e funzionante è necessario possedere modelli più robusti. Inoltre, all'aumentare della cardinalità del dataset, sarebbe interessante concentrarsi sulle prestazioni della rete neurale TabNet, la quale, per quanto riportato nel relativo articolo [20], ottiene risultati migliori di algoritmi di apprendimento supervisionato basati su alberi o su ensemble di alberi quando applicata a dataset corposi.

Estendere questo studio ad altri manufatti, con diversi parametri di processo e diversi indici di qualità potrebbe risultare interessante al fine di comprendere la versatilità degli algoritmi di apprendimento supervisionato presi in considerazione.

Infine, un ultimo aspetto da approfondire è quello dell'ottimizzazione dei parametri di processo che in questo studio fungono da input per i modelli di apprendimento supervisionato. L'ottimizzazione di tali parametri di input eseguita attraverso algoritmi genetici può fornire un supporto fondamentale [2, 9] agli operatori presenti a bordo macchina che, in caso di anomalie o eventuali malfunzionamenti della pressa, possono riparametrizzare la macchina in base al feedback restituito dal sistema.

BIBLIOGRAFIA

- [1] A. Tellaeché e R. Arana, «Machine learning algorithms for quality control in plastic molding industry,» *IEEE 18th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation*, 2013.
- [2] Shen, Changyu, Wang, Lixia, Li e Qian, «Optimization of injection molding process parameters using combination of artificial neural network and genetic algorithm method,» *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 183, n. 2 - 3, pp. 412 - 418, 2007.
- [3] B. Ribeiro, «Support vector machines for quality monitoring in a plastic injection molding process.,» *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 35, n. 3, pp. 401 - 410, 2005.
- [4] O. Ogorodnyk, O. V. Lyngstad, M. Larsen, K. Wang e K. Martinsen, *Application of Machine Learning Methods for Prediction of Parts Quality in Thermoplastics Injection Molding*, Springer, 2018.
- [5] P. Nagorny, M. Pillet, E. Pairel, R. L. Goff, L. Jérôme, W. Marlène e P. Kiener, «Quality Prediction in Injection Molding,» *International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications*, pp. 141 - 147, 2017.
- [6] K.-C. Ke e M.-S. Huang, «Quality Prediction for Injection Molding by Using a Multilayer Perceptron Neural Network,» *Polymers*, vol. 12, n. 8, 2020.
- [7] H. Jung, J. Jeon, D. Choi e J.-Y. Park, «Application of Machine Learning Techniques in Injection Molding Quality Prediction: Implications on Sustainable Manufacturing Industry,» *Sustainability*, vol. 13, n. 8, 2021.
- [8] R. Guh e Y. Shiue, «An effective application of decision tree learning for on-line detection of mean shifts in multivariate control charts,» *Comput. Ind. Eng.*, n. 55, pp. 475 - 493, 2008.
- [9] D.F.Cook e C.T.Ragsdale, «Combining a neural network with a genetic algorithm for process parameter optimization Author links open overlay panelCombining a neural network with a genetic algorithm for process parameter optimization Author links open overlay panel,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 13, n. 4, pp. 391 - 396.
- [10] Rousopoulou, Nizamis, Vafeiadis, Ioannidis e Tzouvaras, «Predictive Maintenance for Injection Molding Machines Enabled by Cognitive Analytics for Industry 4.0,» *Frontiers*, 2020.
- [11] Shahbazi e Byun, «Integration of Blockchain, IoT and Machine Learning for Multistage Quality Control and Enhancing Security in Smart Manufacturing.,» *Sensors*, vol. 21, 2021.
- [12] M. Pal, «Random forest classifier for remote sensing classification,» *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, pp. 217 - 222, 2005.

- [13] M. Low e K. Lee, «A Parametric-Controlled Cavity Layout Design System for a Plastic Injection Mould,» *Int. Journ. Adv. Manufac. Tech.*, n. 21, pp. 807 - 819, 2003.
- [14] A. Binding, N. Dykeman e S. Pang, «Machine Learning Predictive Maintenance on Data in the Wild,» *5th World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*, pp. 507 - 5012, 2019.
- [15] Z. Çınar, A. Abdussalam Nuhu, Q. Zeeshan, O. Korhan, M. Asmael e B. Safaei, «Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0,» *Sustainability*, n. 12, 2020.
- [16] X. Qi, G. Chen, Y. Li, X. Cheng e C. Li, «Applying Neural-Network-Based Machine Learning to Additive Manufacturing: Current Applications, Challenges, and Future Perspectives,» *Engineering*, pp. 721 - 729, 2019.
- [17] Y. Yang, M. He e L. Li, «Power consumption estimation for mask image projection stereolithography additive manufacturing using machine learning based approach,» *J. Clean. Prod.*, p. 251, 2020.
- [18] M. Strano e B. Colosimo, «Logistic regression analysis for experimental determination of forming limit diagrams,» *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 46, n. 6, pp. 673 - 682, 2006.
- [19] C. Zhang e P. Jiang, «Sustainability Evaluation of Process Planning for Single CNC Machine Tool under the Consideration of Energy-Efficient Control Strategies Using Random Forests,» *Sustainability*, vol. 11, n. 11, 2019.
- [20] S. O. Arik e T. Pfister, «TabNet: Attentive Interpretable Tabular Learning,» 2019.
- [21] B. Sadeghi, «A BP-neural network predictor model for plastic injection molding process,» *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 103, n. 3, pp. 411-416, 2000.
- [22] X.-P. Dang, «General frameworks for optimization of plastic injection molding process parameters,» *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 41, pp. 15-27, 2014.
- [23] H. S.-R. Hwang Soonhwan, «A Study on the Improvement of Injection Molding Process Using CAE and Decision-tree,» *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 22, n. 4, pp. 580-586, 2021.
- [24] O. a.-M. Mukras, «Experimental-Based Multi-objective Optimization of Injection Molding Process Parameters,» *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2019.