



DIPARTIMENTO DI SCIENZE AGRARIE ALIMENTARI E AMBIENTALI

CORSO DI LAUREA IN: SCIENZE FORESTALI DEI SUOLI E DEL PAESAGGIO

DETERMINAZIONE DELLA LUNGHEZZA  
DEL PELLET DI LEGNO BASATA  
SULL'ANALISI DELL'IMMAGINE E SUL  
DEEP LEARNING

WOOD PELLET LENGHT DETERMINATION  
BASED ON IMAGE ANALYSIS AND DEEP  
LEARNING

TIPO TESI: sperimentale

Studente:  
Giulia Micheletti

Relatore:  
PROF. ROBERTO PIERDICCA

Correlatore:  
PROF. GIUSEPPE TOSCANO

ANNO ACCADEMICO 2020-2021

Il futuro appartiene a coloro che credono  
alla bellezza dei propri sogni.

cit Eleanor Roosevelt

## Sommario

<b>Elenco delle figure</b> .....	4
<b>Elenco delle tabelle</b> .....	5
<b>Capitolo 1 : Introduzione</b> .....	6
1.1 Contestualizzazione e obiettivo della tesi .....	6
1.2 Il pellet di legno: proprietà e standard normativi .....	7
1.2.1 Il pellet.....	7
1.2.2 Il mercato del pellet .....	8
1.2.3 Proprietà chimiche-fisiche ed energetiche.....	10
1.2.4 Normativa tecnica e specifiche del prodotto .....	13
1.3 Aspetti geometrici e dimensionali del pellet e metodi di misura .....	15
1.3.1 Geometria e dimensioni del pellet.....	15
1.3.2 Importanza delle proprietà geometrico- dimensionali .....	17
1.3.3 Confronto tra metodi di misurazione del pellet .....	20
1.4 Sviluppo del sistema di analisi dell'immagine con deep learning.....	21
1.4.1 Uso del deep learning per calcolare i parametri geometrici.....	21
1.4.2 Il mercato del deep learning.....	23
<b>Capitolo 2 : Materiali e Metodi</b> .....	26
2.1 Acquisizione Dataset in laboratorio.....	26
2.1.1 Scelta dei campioni .....	26
2.1.2 Modalità acquisizione foto .....	28
2.2 Rete Neurale.....	31
2.2.1 Scelta del metodo sperimentale .....	31
2.2.2 Preparazione del dato .....	34
2.2.3 Training del dataset .....	35
2.2.4 Inferenza.....	37

<b>Capitolo 3 : Risultati e discussione .....</b>	<b>41</b>
<b>Capitolo 4 : Conclusione .....</b>	<b>56</b>
<b>Capitolo 5 : Bibliografia e sitografia .....</b>	<b>59</b>
<b>Ringraziamenti .....</b>	<b>62</b>



## Elenco delle figure

Figure 1.1: produzione del pellet in Europa nel 2019.....	9
Figure 1.2: consumo di pellet in Europa nel 2019 (AIEL, 2020).....	9
Figure 1.3: uso di biomassa pellet in tonnellate (ISTAT, 2013).....	10
Figure 1.4: esempio filiera del pellet.....	16
Figure 1.5: esempio di calibro usato per la misura del pellet.....	20
Figure 1.6: MetaLab usato per la misura geometrica del pellet.....	21
Figure 1.7: Schema Artificial Intelligence.....	21
Figure 1.8: numero di aziende per ogni settore.....	24
Figure 2.1: “pellet” in PVC suddivisi per classi di lunghezza.....	28
Figure 2.2: campione F4794 nelle diverse tonalità di luce.....	28
Figure 2.3: modalità acquisizione immagine.....	29
Figure 2.4: campione F4794 nelle due modalità di acquisizione immagine.....	29
Figure 2.5: annotazione del pellet con Labelme.....	30
Figure 2.6: Immagine di campione con elemento graduato.....	30
Figure 2.7: metodo di elaborazione detection e segmentazione.....	33
Figure 2.8: grafico apprendimento.....	36
Figure 2.9: ricucitura degli output del modello.....	37
Figure 2.10: contorni oggetti (sopra) e approssimazione a rettangoli dei contorni (sotto).....	38
Figure 2.11: statistiche su tutto il gt.....	40
Figure 3.1: confronto lunghezze (sopra) e diametro (sotto) SEEN tra laboratorio e algoritmo.....	47
Figure 3.2: confronto lunghezze (sopra) e diametro (sotto) UNSEEN tra algoritmo e laboratorio.....	48

## **Elenco delle tabelle**

Tabella 1.1: parametri analitici in funzione delle classi di qualità (estratto parte della norma UNI EN ISO 17225-2) .....	14
Tabella 1.2: Parametri analitici in funzione delle classi di qualità ad uso industriale .....	14
Tabella 1.3: costo energia primaria gennaio 2021 (AIEL ENERGIA, 2021) .....	19
Tabella 2.1: elenco con descrizione e composizione campioni della Germania .....	26
Tabella 3.1: dati campioni SEEN .....	44
Tabella 3.2 : dati campioni UNSEEN .....	45
Tabella 3.3: confronto campioni GT SEEN laboratorio e algoritmo .....	46
Tabella 3.4: confronto campioni GT UNSEEN laboratorio e algoritmo .....	46
Tabella 3.5: Analisi campioni SEEN.....	53
Tabella 3.6:Analisi campioni UNSEEN .....	54

# Capitolo 1 : Introduzione

## 1.1 Contestualizzazione e obiettivo della tesi

Il pellet è nato con lo scopo di ridurre i volumi di materiale legnoso di scarto attraverso un processo di densificazione. Negli ultimi vent'anni la sua produzione ed il suo utilizzo sono aumentati, sia a livello europeo che italiano, tanto da essere considerato primo posto nei consumi legati alla produzione di calore rinnovabile nel segmento residenziale (Baù, 2018).

La pellettizzazione della biomassa solida è il passaggio operativo per ottenere un biocombustibile omogeneo in termini fisico-dimensionali e più maneggevole favorendo operazioni della logistica e la modalità di alimentazione degli impianti termici.

Nel corso degli anni, il settore dei biocombustibili solidi ha continuato nel processo di standardizzazione del pellet introducendo nuove norme tecniche che definiscono le classi di qualità dei prodotti energetici sulla base di una serie di parametri. Tra questi, la lunghezza del pellet gioca un ruolo importante per definire il suo comportamento in diversi contesti, a cominciare dal modo con cui vengono occupati gli spazi sia nelle condizioni statiche (stoccaggio) che dinamiche (alimentazione).

Gli aspetti geometrico-dimensionale del pellet rivestono particolare importanza per la massa volumica, per la densità energetica e per la portata termica effettiva degli impianti termici. Diversi studi iniziano a mettere in evidenza l'incidenza sul comportamento in combustione, ad esempio dovute alle superfici specifiche, sulle performance energetiche le emissioni in atmosfera.

Attualmente la misura del pellet è eseguita mediante uso di calibro di precisione su un gruppo di singoli pellet presi dai campioni di laboratorio.

Questi metodi richiedono tempistiche che arrivano fino a 15 minuti di analisi a campione, inoltre entrambi i metodi restituiscono valori dimensionali su quantità molto piccole. Per tale motivo, si sta cercando di utilizzare un metodo veloce basato sul riconoscimento di immagine con l'uso del deep learning, dunque oggetto della presente tesi sperimentale. Quest'ultimo

metodo è già in fase di studio da molti anni, ad esempio per l'analisi delle dimensioni del pellet nella produzione di mangime (Martin Georg Ljungqvist, 2011).

Nel nostro lavoro l'obiettivo è testare e verificare l'efficienza di questo metodo, che si basa sull'uso di una rete neurale profonda, per determinare i parametri geometrico dimensionali.

Dopo una panoramica sul pellet di legno e sulle attuali condizioni di mercato di questo biocombustibile, verranno introdotti i principali fattori che ne regolano la qualità e discussa l'importanza dei parametri geometrico-dimensionali. Segue un approfondimento sulle norme tecniche di riferimento del settore del pellet e successivamente si affronteranno i principali aspetti dell'uso del deep learning per ricavare i parametri geometrico dimensionali.

La tesi, quindi, riporterà nella parte finale lo studio effettuato negli ultimi cinque mesi, mostrando i risultati ottenuti dall'analisi dei dati e le discussioni finali.

## **1.2 Il pellet di legno: proprietà e standard normativi**

### **1.2.1 Il pellet**

Il pellet di legno è un prodotto che ha la forma di cilindro avente un diametro compreso tra 6 e 8 mm e della lunghezza di 2-3 cm circa, ricavato dai residui di lavorazione della filiera del legno. Questo processo produttivo è chiamato pellettizzazione e nasce con lo scopo di ridurre il volume degli scarti di segheria e favorirne il trasporto e lo stoccaggio abbassando i costi della logistica.

La produzione parte da un materiale macinato o da segatura e prevede una fase di compressione attraverso una pellettatrice con filiera in acciaio che ne determina l'aspetto finale.

Il processo prevede l'uso della pressione che determina un riscaldamento e che a sua volta attiva la capacità legante della lignina, un polimero presente nel legno e che costituisce insieme alla cellulosa la quasi totalità della biomassa quando si tratta di legno puro. Essa funge da collante naturale e conferisce al pellet sufficiente compattezza da consentirne l'immagazzinamento, la distribuzione e l'uso in modo relativamente semplice rispetto ad altri biocombustibili.

Il settore del pellet di legno rappresenta un importante risorsa economica nelle rinnovabili termiche, cioè per la generazione di calore per il riscaldamento di ambienti o fluidi.

La standardizzazione del prodotto e lo sviluppo normativo lo hanno reso disponibile in un mercato globale e competitivo, facendolo diventare una commodity.

Infatti, nel corso della storia ci si è resi conto che la fiorente industria del legno, rende disponibili grandi quantitativi di scarti di legna vergine. Alla luce delle problematiche relative all'uso delle risorse fossili ci sono i presupposti per lo sviluppo diffuso dell'uso delle biomasse legnose e del pellet, sia su scala domestica che industriale ma anche nei principali settori del terziario.

La materia prima che costituisce il pellet può avere origini di natura forestale, il cosiddetto pellet di legno, e di natura agricola, l'agripellet, e può essere utilizzato principalmente su tre principali applicazioni:

- gli usi per riscaldamento domestico, in stufe e piccoli dispositivi quali i termocamini, che generano una richiesta di pellet di alta qualità, con contenuto di ceneri minimo, tipicamente in sacchi da 10 o 15 kg;
- gli usi industriali, principalmente rivolti alla generazione di energia per uno industriale, anche in regime di co-combustione con il carbone fossile nelle grandi centrali elettriche, utilizzando pellet di media-bassa qualità;
- gli usi civili, per applicazioni in dispositivi di media e grande taglia, che generano una richiesta di pellet di qualità intermedia.

### **1.2.2 Il mercato del pellet**

“Per quanto riguarda l'evoluzione dei consumi, la quantità di pellet utilizzato in Italia è raddoppiata negli ultimi dieci anni. Con oltre tre milioni di tonnellate, l'Italia oggi è prima in Europa per consumo di pellet legato alla produzione di calore nel segmento residenziale, mentre in valore assoluto è al terzo posto in Europa, cedendo il passo ai grandi consumatori di pellet a uso industriale (produzione elettrica e cogenerazione) come il Regno Unito e Danimarca. (AIEL, 2020)”

In Europa, nel 2019 la domanda di pellet è aumentata di 1.8 milioni di tonnellate rispetto al 2018 (Fig.1.1). Nel complesso la domanda è aumentata sia nel mercato industriale che nel mercato commerciale. Interessanti sono i dati riferiti alla Francia, arrivata a produrre 2,4 milioni di tonnellate, e alla Svezia che ne produce 1,8 milioni, rispettivamente + 11,1% e +9,3% sul 2017, mentre altri Paesi, come Germania e Austria, si caratterizzano per un aumento che va di pari passo con il maggiore impiego di pellet a livello nazionale (Fabian Schipfer, 2020).

## EUROPEAN/EU-28 WOOD PELLET PRODUCTION

(IN 2019, TONNES, %) SOURCE: EPC SURVEY 2020

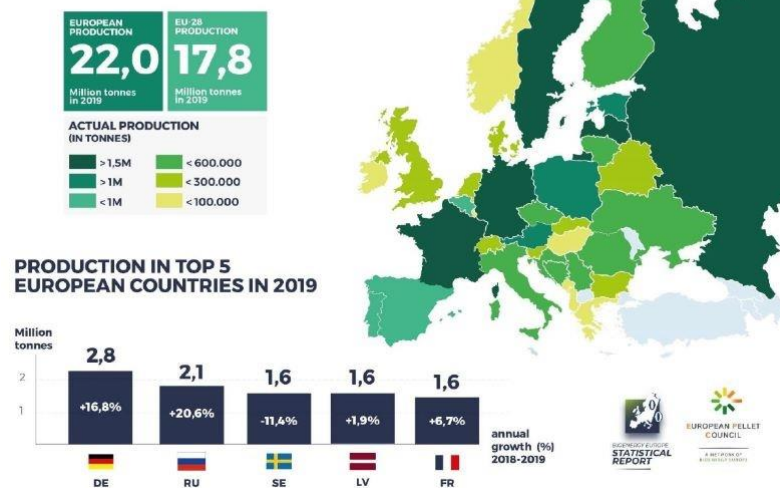


Figure 1.1: produzione del pellet in Europa nel 2019

“Con 16,4 milioni di tonnellate consumate all’interno dell’UE28 nel 2019, il riscaldamento a pellet sta diventando sempre più popolare in molti Stati membri. L’Italia è al primo posto per consumo di pellet nel riscaldamento (Fig.1.2), con 3,4 mln di tonnellate. (AIEL, 2020)”

## EUROPEAN/EU-28 WOOD PELLET CONSUMPTION FOR HEAT

(IN 2019, TONNES, %) SOURCE: EPC SURVEY 2020

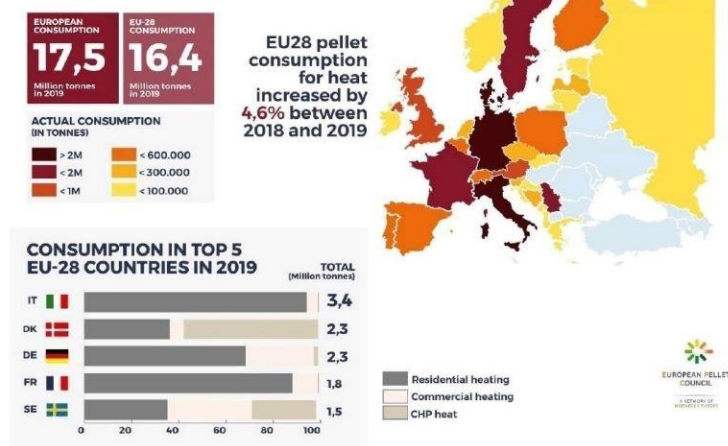


Figure 1.2: consumo di pellet in Europa nel 2019 (AIEL, 2020)

In Italia nel 2013 è stato svolto uno studio da parte dell’Istat sui consumi di biomasse, in tonnellate, per ogni regione ed è emerso che la regione con il maggior uso di pellet è il Lazio, seguito da Lombardia e Veneto (Fig. 1.3).

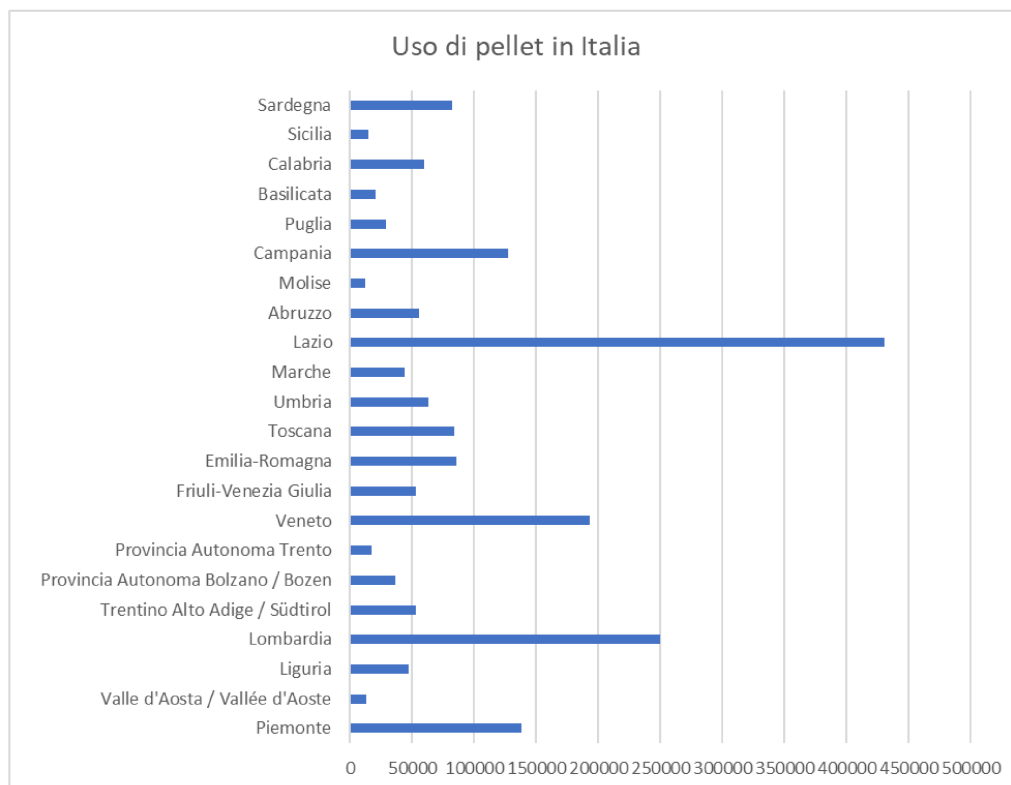


Figure 1.3: uso di biomassa pellet in tonnellate (ISTAT, 2013)

### 1.2.3 Proprietà chimiche-fisiche ed energetiche

La qualità del pellet è determinata con analisi di laboratorio applicate a campioni rappresentativi del lotto di cui si vuole determinare le caratteristiche. Sebbene il processo di produzione del pellet sia realizzato attraverso una serie operazioni standardizzate e potenzialmente soggette al controllo, la qualità del prodotto è influenzata molto dalle caratteristiche della materia prima e dalla sua variabilità.

Le principali proprietà che contraddistinguono il pellet, su cui si vanno a valutare la qualità e il valore merceologico, sono:

- *il contenuto di umidità*: è misurato in percentuale su peso, incide principalmente su aspetti di carattere energetico del prodotto e sul comportamento termico negli impianti. La misura è eseguita mediante l'uso di una stufa a 105° con pesate di campioni prima e dopo l'essiccazione su bilancia tecnica.

Il basso contenuto di umidità garantisce elevate prestazioni energetiche, ma anche una serie di vantaggi gestionali e logistici. In particolare, elevate densità energetiche (MJ/m<sup>3</sup>) e ridotta attività biotica poiché rispettivamente la limitata presenza di acqua

comporta un aumento della densità energetica e impedisce lo sviluppo di microorganismi che renderebbero instabile la conservazione del pellet;

- la massa volumica: indica la qualità del prodotto presente nell'unità di volume ed è espressa in kg/m<sup>3</sup>. Noto il valore del potere calorifico del pellet, la massa volumica permette di stimare la quantità di energia su volume, importante riguardo al dimensionamento dei sistemi di movimento e di stoccaggio del prodotto.

- il potere calorifero: è misurato in J/g ed è distinto in superiore e inferiore, è il principale parametro che definisce il contenuto energetico del combustibile.

Il potere calorifero superiore è misurato con il calorimetro in laboratorio mentre il potere calorifico inferiore è calcolato a partire dal superiore tenendo conto del contenuto di idrogeno.

Il potere calorifico inferiore combinato opportunamente con quello del contenuto di umidità permette il calcolo del potere calorifico netto, dato che rappresenta il valore energetico reale di una biomassa tal quale e quindi fondamentale per valutazioni di natura economica e per il computo dell'efficienza energetica di un impianto di conversione energetica;

- la durabilità meccanica: è una misura che definisce la capacità di mantenere aggregato il pellet lungo tutta la filiera. Questo è importante perché il pellet è un prodotto che dall'uscita dell'impianto fino all'utilizzatore finale può subire una serie di sollecitazioni meccaniche a seguito di urti e impatti durante le fasi di trasporto, stoccaggio temporaneo ed alimentazione dell'impianto termico. La compressione esercitata sulla biomassa durante il processo di pellettizzazione deve quindi garantire l'integrità fisica del prodotto lungo tutto il percorso che esso compie dal momento della sua produzione. Condizioni operative di pellettizzazione non ottimali possono in effetti dare luogo ad un prodotto con scarsa compattezza e con tendenza alla rottura e polverizzazione lungo la filiera di produzione. Una delle conseguenze è la produzione di particelle fini frammiste al pellet, note come polveri, che possono causare polverosità all'interno degli stabilimenti, comportare una cattiva combustione e, in alcune condizioni, portare alla formazione di atmosfera esplosiva. In generale, pellet poco durabili meccanicamente tendono a cambiare lunghezza lungo la filiera;

- il contenuto di ceneri: rappresentano la frazione inorganica di un biocombustibile che rimane residuale dopo un processo di completa combustione e che non contribuisce alla produzione di energia. La qualità delle biomasse è fortemente condizionata da



questo parametro in conseguenza di una serie di problematiche di cui ne sono causa, tra queste:

- lo smaltimento: rappresenta un costo di produzione a cominciare dal loro trasporto alla sede di riutilizzo o smaltimento;
- la produzione di aggregati solidi e stabili in caldaia: si tratta di un fenomeno che interessa le ceneri a bassa temperatura di fusione e che può determinare deterioramenti di alcune componenti delle caldaie;
- processi di corrosione: a seconda della natura chimica delle ceneri (es. potassio e sodio) e della presenza nella biomassa di specifici elementi chimici (es. zolfo e cloro) possono essere favorite quelle reazioni chimiche alla base dei processi di corrosioni a carico delle parti interne dell'impianto di combustione;
- polveri sottili: queste componenti inquinanti si formano a seguito della volatilizzazione di alcuni elementi chimici alle temperature degli impianti di combustione.

La misura del contenuto in ceneri viene eseguita mediante principio termogravimetrico utilizzando una muffola per l'incenerimento a 550 °C del campione di biomassa. Mediante una bilancia analitica si misura il peso delle ceneri prodotte che viene rapportato al peso della biomassa utilizzata per l'analisi. Il dato viene espresso come peso percentuale di ceneri su sostanza secca;

- il contenuto di azoto, cloro e zolfo: varia a seconda del tipo di biomassa: legnosa, erbacea o da agroindustria. Quando i valori delle concentrazioni sono particolarmente elevati è possibile supporre che il prodotto possa contenere inerti o derivati di trattamenti chimici come, ad esempio, i residui dell'industria del legno. Le problematiche generate dalla presenza di questi elementi chimici sono principalmente di carattere tecnico ed ambientale:

- i composti a base di cloro rappresentano una delle principali cause dei fenomeni di corrosione delle diverse parti di impianto. Normalmente i maggiori problemi si incontrano con prodotti residuali dell'agricoltura, in particolare le paglie, molto ricche di questo elemento;
- gli stessi problemi del cloro sono generati da composti contenente zolfo, lavorando in maniera sinergica nel favorire tali processi negativi. Normalmente questo elemento chimico è presente a basse concentrazioni nel legno vergine;
- il problema che riguarda l'azoto è fondamentalmente di carattere ambientale per la produzione di ossidi di azoto durante la combustione; è un parametro richiesto

dalla specifica del pellet e viene espresso in percentuale in peso su sostanza secca. Normalmente il pellet di legno presenta valori molto bassi di tali elementi e quindi le problematiche considerate si manifestano solo nel tempo. Per ciò che concerne la produzione di ossidi di azoto dall'impianto termico va ricordato che questa avviene anche in assenza di azoto del combustibile ma a seguito dell'azoto atmosferico nell'ambiente di combustione.

#### **1.2.4 Normativa tecnica e specifiche del prodotto**

Visto il grande sviluppo del settore del biocombustibile è nata la necessità di introdurre standard o specifiche di prodotto, grazie all'ausilio di normative tecniche. Esse ci permettono di stabilire i livelli di qualità del pellet. Consistono in documenti tecnici nei quali viene definito il concetto di qualità del pellet e stabilite le sue proprietà fisiche e chimiche in modo da poter determinare le categorie o classi qualitative.

Alla normativa tecnica può essere aggiunto il sistema di certificazione, il quale è proposto da società private o associazione. Esso consiste in un insieme di attività ed operazioni condotte da una parte terza che dichiara se un prodotto risponde a dei requisiti di produzione e/o di qualità definiti da uno standard o da più norme.

“La certificazione di qualità del pellet è denominata EN plus e consiste in un marchio che testimonia la qualità sia nella produzione che nella distribuzione finale al cliente (progetto fuoco , s.d).”

Le norme tecniche vengono sviluppate da organismi internazionali, quali ISO- International Organization for Standardization, CEN- European Committee for Standardization e per l'Italiana l'UNI- Ente Italiano di Normazione.

Nel caso del pellet la normativa di riferimento è UNI EN ISO 17225-2 - “Biocombustibili solidi - Specifiche e classificazione del combustibile - Parte 2: Definizione delle classi di pellet di legno”. Nell'ambito di questo documento si stabiliscono i valori limiti dei diversi parametri analitici in funzione delle differenti classi di qualità di prodotto (Tabella 1.1), denominate con le sigle A1, A2 e B.

Tabella 1.1: parametri analitici in funzione delle classi di qualità (estratto parte della norma UNI EN ISO 17225-2)

Classe di proprietà	Unità	A1	A2	A3
Origine e fonte		a. Fusto b. Residui legnosi non trattati chimicamente	a. alberi interi senza radici b. fusto c. residui legnosi non trattati chimicamente	a. boschi, piantagioni e legno vergine b. residui dell'industria del legno c. legno non trattato chimicamente
Diametro e Lunghezza	mm	D06, $6 \pm 1$ , $3,15 < L < 40$ D08, $8 \pm 1$ , $3,15 < L < 40$	D06, $6 \pm 1$ , $3,15 < L < 40$ D08, $8 \pm 1$ , $3,15 < L < 40$	D06, $6 \pm 1$ , $3,15 < L < 40$ D08, $8 \pm 1$ , $3,15 < L < 40$
Ceneri	w- %	$A0,7 < 0,7$	$A1,2 < 1,2$	$A2,0 < 2,0$
Umidità	w- %	$M10 < 10$	$M10 < 10$	$M10 < 10$
Durabilità	w- %	$97,5 < DU < 99$	$97,5 < DU < 99$	$97,5 < DU < 99$

Tali classi si riferiscono esclusivamente al pellet di legno per uso commerciale e domestico. Tuttavia, la nuova norma introduce anche specifiche classi di qualità per il pellet di legno (Tabella 1.2) ad uso industriale denominate I1, I2 e I3.

Tabella 1.2: Parametri analitici in funzione delle classi di qualità ad uso industriale

Classe di proprietà	Unità	I1	I2	I3
Origine e fonte		a. boschi, piantagioni e legno vergine b. legno non trattato chimicamente	a. boschi, piantagioni e legno vergine b. legno non trattato chimicamente	a. boschi, piantagioni e legno vergine b. sottoprodotti e residui dell'industria del

				legno c. legno non trattato chimicamente
Diametro e lunghezza	mm	D06, $6 \pm 1, 3,15$ < L < 40  D08, $8 \pm 1$  $3,15 < L < 40$	D06, $6 \pm 1, 3,15$ < L < 40 D08, $8 \pm 1$ $3,15 < L < 40$ D10, $10 \pm 1, 3,15$ < L < 40	D06, $6 \pm 1, 3,15$ < L < L < 40 D10, $10 \pm 1, 3,15$ < L < 40 D12, $12$ $\pm 1, 3,15 < L <$ 40
ceneri	w- %	A1.0 < 1.0	A1.5 < 1.5	A3.0 < 3.0
Umidità	w- %	M10 < 10	M10 < 10	M10 < 10
Durabilità	w- %	97,5 < DU < 99	97 < DU < 99	96,5 < DU < 99

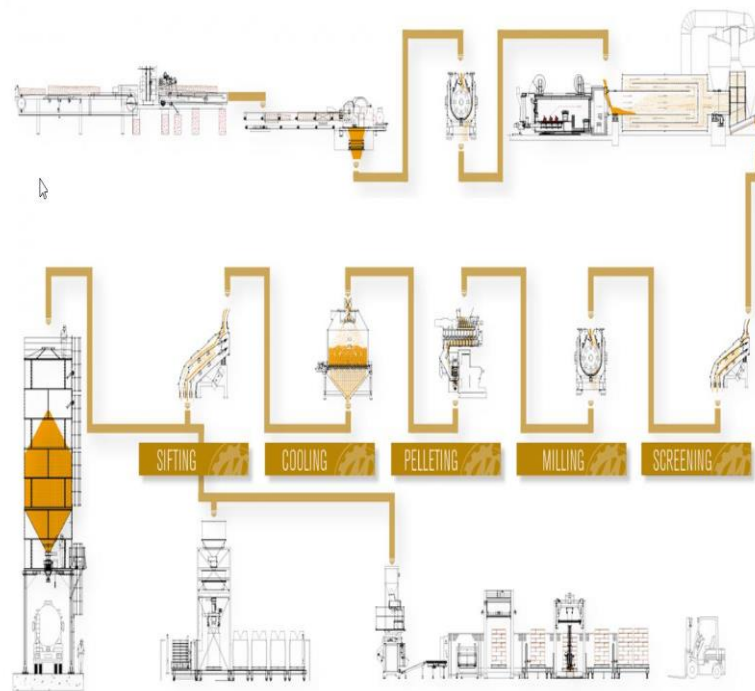
### 1.3 Aspetti geometrici e dimensionali del pellet e metodi di misura

#### 1.3.1 Geometria e dimensioni del pellet

Il pellet deriva dalla densificazione di particelle fini di legno, pertanto, le caratteristiche del materiale di partenza influenzano quelle del prodotto finale.

La materia prima, utilizzata per la produzione del pellet, come per esempio la segatura, può essere prodotta a sua volta dalla macinazione del cippato, ossia di piccole chips di legno, in genere di 2 cm di lunghezza ottenute dalla triturazione del legno con delle macchine cippatrici. La segatura così ottenuta viene pressata ottenendo un prodotto particolare, sotto forma di piccoli cilindri di legno di dimensioni variabili. In genere i singoli pellet hanno un diametro variabile da 6 ad 8 mm e una lunghezza che va da 10 a 40 mm, tutto ciò comporta la nascita di un materiale adatto al trasporto, allo stoccaggio e alla produzione di energia.

La produzione dei pellet avviene attraverso una linea impiantistica costituita da una consequenzialità di macchine che dal legno vergine o in generale da biomassa solida grezza umida generi il prodotto densificato con proprietà ottimizzate per la movimentazione e combustione negli impianti termici (Fig. 1.4). Tipologia o essenza di legno o di biomassa, quantità di prodotto grezzo disponibile nel tempo, tenore di umidità iniziale, granulometria e forma sono i principali parametri che differenziano le tipologie di lavorazione.



*Figure 1.4: esempio filiera del pellet*

Il processo che porta all'ottenimento del prodotto finito è composto da varie fasi, a cominciare dallo stoccaggio dei tronchi nei piazzali. Questo presenta un'umidità intorno al 35-40% ed è dipendente da condizioni atmosferiche, tipo di essenza e tempo intercorso dal momento del taglio. Successivamente si passa al pretrattamento meccanico del legno che prevede le fasi di scortecciatura e macinazione, necessarie per diminuire il contenuto in ceneri determinato dalla presenza di corteccia o terra all'interno di quest'ultima soprattutto quando l'albero ha una corteccia rugosa e viene trasportato tramite strascico.

La fase che succede la scortecciatura è l'essiccazione del macinato, fase necessaria per standardizzare il prodotto e predisporlo alla successiva fase di pellettizzazione, il successo della quale dipende appunto dal contenuto di umidità del macinato. Queste condizioni favoriscono un'essiccazione omogenea della scaglia di legno migliorando le condizioni della successiva fase di pellettizzazione. Per questi motivi prima dell'essiccatore è preferibile installare delle macchine per selezionare il prodotto su base dimensionale che hanno il compito di eliminare il materiale non adatto alla lavorazione, effettuare la deferrizzazione (grazie alla quale è possibile rimuovere inerti ferrosi) e allo scopo di uniformare il prodotto. Per quest'ultimo aspetto è preferibile far passare i chips di legno attraverso un primo mulino a martelli dove il prodotto viene ridotto ad una dimensione massima di 15-18 mm. L'essiccazione è una delle fasi più importanti della produzione, sia da un punto di vista tecnico

che sotto un profilo di carattere economico dovuto consumi energetici che tale fase richiede. Essa come obiettivo ha il raggiungimento di un contenuto idrico idoneo alla pellettizzazione, pari cioè ad un intervallo che va dal 10 al 14%.

Successivamente il materiale subisce una fase di condizionamento dove, se il contenuto idrico è superiore al 15%, va incontro ad un'ulteriore essiccazione. Mentre se inferiore al 10% subirà un'umidificazione.

Superato questo step, si arriva alla pellettizzazione: tramite una macchina pellettatrice alimentata con segatura di umidità compresa tra il 10% e il 14% e di granulometria inferiore a 5-6 mm, si produce il pellet tramite pressione sul materiale.

La compressione è determinata da un elemento in acciaio ad alta resistenza noto come trafila, dotato di fori di 6, 8 o 10 mm poiché il pellet a seconda del suo uso, ovvero domestico o industriale, assume misure diverse.

Gli attriti generati dalla compressione del materiale nella trafila fanno sì che si generi un aumento della temperatura fino a circa 100°C, favorendo una serie di processi che portano all'aggregazione stabile della segatura e di conseguenza alla formazione del pellet.

In questa fase il materiale perde parte dell'acqua residua che evapora, attestandosi su valori di umidità tra il 7% ed il 9%.

Per la definizione della lunghezza del pellet, esternamente alla trafila vengono poste delle lame nella parte in uscita ad una distanza prefissata in modo che il pellet che esce ad una temperatura di 80-100° è sottoposto ad una fase di raffreddamento: il pellet caldo è disgregabile e se l'acqua residua al suo interno non venisse rimossa potrebbe produrre condensa nel sacchetto.

Alla fine della pellettizzazione e del raffreddamento il pellet prodotto, dopo essere stato pesato, viene predisposto in tre diversi modi:

- confezionato in sacchi da 10-15 kg,
- big-bags da 500-1000 kg
- un silo per scarico su camion o vagoni.

### **1.3.2 Importanza delle proprietà geometrico- dimensionali**

Uno dei punti di forza del pellet è rappresentato dalla sua uniformità dimensionale che ne permette la facile movimentazione e l'automazione del sistema di alimentazione degli impianti termici, anche quelli di piccola potenza quali stufe e piccole caldaie domestiche. Tale aspetto lo ha reso subito molto interessante, in quanto rende il suo impiego confortevole in maniera analoga ai sistemi termici alimentati da combustibili fossili.

Le caratteristiche geometrico-dimensionali di un pellet dipendono dal tipo di trafilatura utilizzato e dal settaggio dei coltelli posti esternamente alla circonferenza della stessa.

Le dimensioni del pellet sono importanti anche in relazione alla grandezza e tipologia del sistema di combustione, ma a parità di condizioni di combustione i pellet con diametri e lunghezze elevati richiedono tempi di combustione maggiori rispetto a pellet di dimensioni inferiori. Questo può determinare problemi determinati dal minor controllo della combustione nell'impianto termico che è progettato per funzionare con pellet di dimensioni stabilite. Pertanto, al fine di mantenere elevate le performance ed i rendimenti degli impianti termici, i costruttori danno anche indicazioni sulle dimensioni ottimali del pellet da utilizzare.

Le dimensioni della lunghezza, che variano da 10mm a 40mm, rendono il pellet adatto alle stufe domestiche e alle piccole caldaie.

“Una delle caratteristiche più evidenti del pellet di legno è l'estrema regolarità ed omogeneità dei singoli elementi (Giacomo, 2014)”. Questo lo rende un biocombustibile legnoso differente da tutti gli altri; infatti, risulta un materiale di valore sia per il trasporto che lo stoccaggio.

“La pellettizzazione della biomassa riduce i costi di gestione, e i risultati sono un combustibile con una maggiore omogeneità strutturale (Stelte, 2010).”

Il pellet può essere assimilato, infatti, ad un fluido proprio per queste sue peculiarità geometriche dimensionali, con vantaggi per diversi aspetti della logistica.

Ad esempio, con il trasporto del pellet c'è la possibilità di caricare sui mezzi adibiti a questa operazione, una maggiore quantità di massa legnosa rispetto ad un altro combustibile (legna da ardere o il cippato). Per esempio, a parità delle dimensioni del rimorchio, la quantità di massa effettiva trasportata sarà di gran lunga superiore in caso di pellet piuttosto che di cippato. Inoltre, per unità di volume trasportato, i costi saranno più bassi se si utilizza il pellet, perché tendono ad aumentare al diminuire della massa volumica apparente (Tab.1.3)

Tabella 1.3: costo energia primaria gennaio 2021 (AIEL ENERGIA, 2021)

COSTO DELL'ENERGIA PRIMARIA GENNAIO 2021 (in Euro/MWh) al consumatore finale, Iva e tasse incluse, trasporto escluso		EMISSIONI DI CO <sub>2</sub> (in kg CO <sub>2eq</sub> /MWh) DELL'ENERGIA PRIMARIA	
116	< Gasolio da riscaldamento >	326	
74	< Gasolio agricolo e per serre >	326	
71	< Gas naturale >	250	
66	< Pellet A1 ENplus® in sacchi da 15kg >		29
62	< Pellet A1 ENplus® in autobotte >		29
54	< Legna da ardere M20-25 >		25
36	< Cippato A1 M35 >		26
25	< Cippato B1 M50 >		26

© AIEL. RIPRODUZIONE RISERVATA

Per queste motivazioni il pellet è un materiale facilmente trasportabile, più maneggiabile e anche in grado di permettere un'automazione del processo produttivo. A riguardo, infatti, durante le ultime fasi della produzione, il materiale può essere direttamente convogliato all'interno di sacchi per poi essere stoccato in attesa del trasporto. Il trasporto inoltre può avvenire anche con delle autobotti dotate di un sistema di scarico automatico molto più simile a quello che viene utilizzato per i combustibili liquidi. Questo aspetto è molto importante per semplificare notevolmente le operazioni di consegna del materiale, con conseguente miglioramento dell'efficacia complessiva. Anche lo stoccaggio e il prelievo del materiale dalle zone di deposito agli impianti possono essere automatizzati, semplificando notevolmente il processo di utilizzazione energetica e rendendolo più efficace.

La massa volumica (o densità) è il rapporto tra la massa e il volume occupato dal prodotto considerato. Questa, nota anche come massa volumica apparente, dipende da diversi fattori, tra cui la dimensione degli elementi che compongono il prodotto (Marius Wöhler, 2017)".

Pertanto, nel caso del pellet questo dato è importante sia a livello logistico in quanto condiziona i costi di trasporto e stoccaggio, che a livello di alimentazione degli impianti termici determinando la portata termica dei sistemi (Silvia, 2012-2013).



### 1.3.3 Confronto tra metodi di misurazione del pellet

Il metodo di riferimento per la misura della lunghezza dei pellet è definito dalla UNI EN ISO 17829:2016.

Il metodo si basa sulla “misura mediante calibro (Fig 1.5) di 10 campioni di pellet prelevati da un campione di laboratorio. Questo metodo ha una precisione di circa 0.1 mm, ma prevede tempi di analisi elevati (circa 18 minuti a campione). Il limitato numero di campioni di pellet misurato lo rende poco rappresentativo in quanto per questa analisi si scelgono 30-40g di campione di prodotto” (J Jagers, 2020).



*Figure 1.5: esempio di calibro usato per la misura del pellet*

Un metodo alternativo in sperimentazione presso il Laboratorio Biomasse dell’Università Politecnica delle Marche è quello del riconoscimento di immagine. In particolare, si sta testando questa tecnica mediante l’uso di prototipo chiamato MetaLab (Fig 1.6). Si tratta di uno strumento che sfrutta l’analisi di immagine per misurare i parametri geometrici del pellet. Questo strumento analizza circa 40g di campione disposto da un operatore in modo regolare su un piatto. Il tempo di analisi è di circa 6 minuti, quindi più speditivo rispetto a quello ufficiale a norma con vantaggi in termini di ampliamento del numero dei campioni sottoposti a misura.

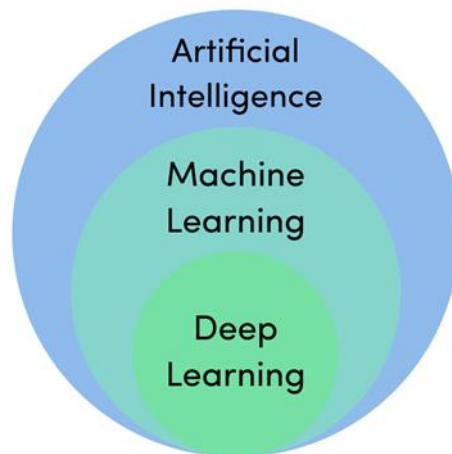


*Figure 1.6: MetaLab usato per la misura geometrica del pellet*

Nell'ambito del riconoscimento di immagine sembrerebbe esserci spazio per applicazione della tecnica del deep learning, che sembrerebbe non essere stata mai considerata per le misure geometriche del pellet.

## **1.4 Sviluppo del sistema di analisi dell'immagine con deep learning**

### **1.4.1 Uso del deep learning per calcolare i parametri geometrici**



*Figure 1.7: Schema Artificial Intelligence*

Con il termine Artificial Intelligence (intelligenza artificiale) si intende “la capacità di un sistema informatico di simulare le funzioni cognitive umane, ad esempio l'apprendimento e la risoluzione dei problemi. Tramite l'intelligenza artificiale, un sistema informatico usa la

matematica e la logica per simulare i ragionamenti adottati dalle persone per apprendere da nuove informazioni e prendere decisioni.” (Microsoft , s.d.)

Essa comprende Machine Learning e Deep learning (fig. 1.7). Questi tre termini non sono da confondere in quanto non sono sinonimi; infatti, “con il termine Machine Learning (apprendimento automatico) si identificano un insieme di meccanismi appartenenti al mondo dell’intelligenza artificiale che permettono ad una macchina intelligente di migliorare le proprie capacità e prestazioni nel tempo” (Mitchell, 2015). La peculiarità di questa famiglia di tecniche è il fatto che le macchine, come suggerisce il nome stesso, sono in grado di imparare automaticamente con l’esperienza a svolgere determinati compiti migliorando sempre di più le proprie prestazioni nel tempo. Mentre con il termine deep learning identifichiamo l’apprendimento profondo ovvero uno “degli approcci dell’apprendimento automatico che ha preso spunto dalla struttura del cervello, ovvero l’interconnessione dei vari neuroni” (Emilio, 2018). Il deep learning è caratterizzato dall’ “uso di enormi modelli di reti neurali con varie unità di elaborazione e sfrutta i progressi computazionali e tecniche di allenamento per apprendere modelli complessi attraverso una enorme quantità di dati” (Emilio, 2018).

Riassumendo “la differenza tra Machine Learning e deep learning sta nell’uso della feature extraction (estrazione di carattere), infatti il Machine learning usa queste ultime mentre il deep learning no, in quanto sfrutta le reti neurali” (Ian Goodfellow, 2016) che “si basano sul modello della rete neurale biologica, ricreandola grazie a un set di algoritmi combinati tra loro per creare una struttura multistrato” (Crisantemi, 2021).

Questo metodo ha avuto un grande sviluppo in vari settori:

- Sicurezza IT
- Identificazione delle frodi
- Assistenza clienti (chatbox)
- Medicina e biologia

In quest’ultimo campo, ovvero medico, è di vitale importanza la fase di segmentazione, fase che anche nel nostro processo è risultata utile. Questo processo permette di determinare i confini e le aree degli oggetti nelle immagini, pertanto, in ambito medico ha permesso l’identificazione di anomalie. Quest’ultimo aspetto dei parametri geometrico-dimensionali ha reso possibile l’idea di misurare lunghezza, diametro e volume partendo da un’immagine. Anche nell’ambito farmaceutico, dove le immagini risultano più caotiche e con una quantità

di informazioni maggiore, il deep learning è risultato di vitale importanza in quanto ha permesso la diminuzione di tempi di analisi e analisi di più parametri. In particolare, in questo ultimo campo esso “è stato usato per svolgere analisi visiva e misurazione di parametri geometrico dimensionali quali lunghezza, spessore e volume” (Capoluongo, 2020).

Partendo da questi esempi e aspetti è stato possibile sfruttare il deeplearning, anche in ambito forestale, per il calcolo dei parametri geometrico-dimensionali del pellet.

#### **1.4.2 Il mercato del deep learning**

Per via dell'emergenza Covid-19, il mercato del deep learning e di conseguenza l'uso dell'intelligenza artificiale hanno avuto un grande sviluppo tanto che “lo scorso luglio il Ministero per lo Sviluppo Economico (MiSE) ha pubblicato il documento definitivo con le proposte per la Strategia italiana per l'Intelligenza Artificiale che sarà alla base della definizione del programma italiano nell'ambito del Piano Coordinato europeo” (Garavaglia, 2021)

Il settore più attivo come investimenti nell'intelligenza artificiale è la finanza. Seguita da energia/utility, manifatture, telco e media e assicurazioni.

Un' argomento importante, e di particolare interesse per gli investitori, riguarda la tecnica di Computer Vision, cioè analisi del contenuto di un'immagine in contesti come la sorveglianza in luoghi pubblici o il monitoraggio di una linea di produzione. “Tanto che in questo ultimo anno esso è passata da un investimento del 10% al 15%” (Garavaglia, 2021).

In definitiva, secondo vari studi “il deep learning sta crescendo di più per un totale di 200 aziende” (Gallo, 2020) (Fig 1.7)

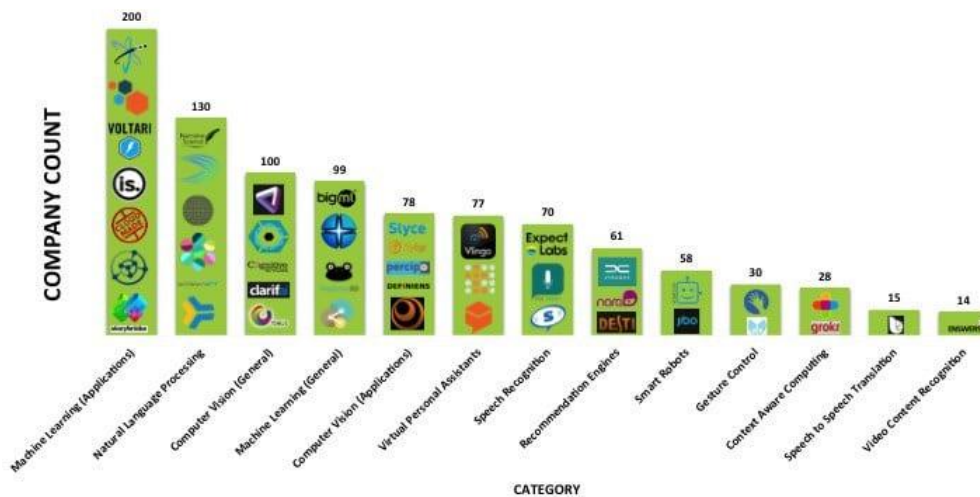


Figure 1.8: numero di aziende per ogni settore

Sebbene l'agricoltura non sia tra le industrie più prolifiche, anche in questo settore sono stati fatti passi da gigante grazie alle nuove tecnologie. Un primo esempio di tecnologie di IA applicate all'agricoltura si può trovare in "Blue River" (technology, 2015), startup californiana che realizza tool che utilizzano algoritmi di Machine Learning in ambito agricolo. Essa ha sviluppato una tecnologia chiamata "See and Spray" (tecnology, 2015); la tecnologia consiste in un insieme di macchine fotografiche che vengono fissate sugli spruzzatori delle colture e utilizzando il Machine Learning sono in grado di identificare le piante e capire il prodotto giusto da spruzzare. Diversi studi condotti sostengono che l'agricoltura sarà rivoluzionata sotto tantissimi aspetti nei prossimi anni per l'effetto combinato di diverse tecnologie. Le soluzioni di intelligenza artificiale e robotica utilizzate nel settore agricolo sono suddivise in cinque diverse categorie (Liao, 1195-2004):

- *Monitoraggio delle colture*, sotto questa categoria rientrano i produttori di droni specializzati nel settore agricolo e tutte quelle startup che lavorano con algoritmi di Computer Vision per elaborare i dati rilevati da droni e altre apparecchiature presenti sul campo come ad esempio telecamere. Per portare un esempio, sul versante software imprese troviamo "Prospera" che utilizza "l'apprendimento automatico per definire modelli complessi in set di dati grandi e disordinati ed in particolare sfrutta il deep learning per individuare oggetti e poi anomalie a livello fogliare, permettendo così di poter trattare la coltura" (Prospera, 2021);

- *Analisi predittive*, modelli di apprendimento automatico vengono già impiegati ai giorni d'oggi da startup per attività di ricerca e sviluppo all'interno del settore agricolo, per analisi stagionali di previsione, modellazione e simulazione di scenari di mercato, ottimizzazione di costi aziendali e molti altri tipi di analisi predittive;
- *Valutazione della salute del terreno* (B.D:Mahaman, 2003), le startup in questo business utilizzano il Machine Learning in combinazione con altri strumenti per condurre delle analisi sulla salute del terreno. Ad esempio, "Indigo Agriculture" si serve di queste tecniche per prevedere l'effetto di vari microbi sulla salute delle piante e identificare mutazioni genetiche in agenti patogeni che potrebbero risultare dannosi per l'impianto;
- *Robot agricoli*, la startup "Blue River" descritta già in precedenza può essere portata come esempio anche in questo campo. Questa categoria include infatti i robot che operano sul terreno svolgendo varie attività agricole;
- *Raccolta ed elaborazione di immagini satellitari* (Vayssières, 2000) I dati raccolti dai satelliti possono fornire informazioni su cambiamenti climatici e possibili impatti sui terreni agricoli, e sulla distribuzione delle colture in tutto il mondo in modo da riuscire a dare una comprensione delle pratiche agricole a livello macro e a svolgere altri tipi di analisi. Le startup in tutti questi casi utilizzano algoritmi di Machine Learning e di Computer Vision per classificare i dati ed estrarre le informazioni significative da un gran numero di immagini satellitari.

Anche in ambito forestale in questi ultimi anni è avanzato l'uso dell'intelligenza artificiale in particolare per visionare la contaminazione dei materiali (Cjuangang, 2020), per conoscere i difetti del legno (Huling yu, 2019) e per selezionare un materiale di qualità migliore (Igor Grigorev, 2021).

## Capitolo 2 : Materiali e Metodi

### 2.1 Acquisizione Dataset in laboratorio

#### 2.1.1 Scelta dei campioni

La ricerca è stata condotta da marzo 2021 a fine settembre 2021 tra il Laboratorio Biomasse e il dipartimento di Ingegneria dell'Università Politecnica delle Marche con lo scopo di ricavare parametri geometrici di cilindri di pellet riconoscibili in un mucchio attraverso l'ausilio del deep learning.

L'analisi svolta è stata divisa in due fasi, una prima fase che consiste nell'acquisizione del dataset svolta completamente in laboratorio e un'altra fase di elaborazione dei dati con le reti neurali.

Per ottimizzare il lavoro per prima cosa si sono dovuti scegliere i campioni da analizzare. Inizialmente, sono stati presi in considerazione 50 campioni di pellet misto proveniente dalla Germania. Di questi ultimi ne sono stati selezionati 25 (Tab. 2.1) in quanto il dataset di elaborazione iniziale sarebbe stato troppo ampio. Rispetto a tutti i campioni di pellet presenti nel laboratorio sono stati selezionati quelli provenienti dalla Germania poiché su di essi erano già state svolte delle analisi di parametri geometrici con altro strumento, chiamato Metalab, che ha permesso un confronto finale dei risultati.

*Tabella 2.1: elenco con descrizione e composizione campioni della Germania*

<b>Codice Lab</b>	<b>Description</b>	<b>SW/HW (%/%)</b>
F4792	Best Pellets	95% Softwood / 5% Hardwood
F4794	Timbory	100% Softwood
F4795	Bayerwald Pellets	100% Softwood
F4796	Hamann Pellets	100% Softwood
F4797	Pellini	100% Softwood
F4798	Vita Holz Plus	100% Softwood
F4800	Flammenco Holzpellets	100% Softwood

F4801	Fireflies Holzpellets	100% Softwood
F4802	Raiffeisen Pellets	100% Softwood
F4803	Schellinger	100% Softwood
F4804	Firestixx	100% Softwood
F4805	Firestixx mit Pellprotect	100% Softwood
F4807	Pfeifer Pellets	100% Softwood
F4808	NRW Pellets	100% Softwood
F4809	Mecklenburger Energiepellets	100% Softwood
F4810	German Pellets	95% Softwood / 5% Hardwood
F4811	Besser Heizen Pellets	100% Softwood
F4812	BioPell	100% Softwood
F4813	Schellinger 2	100% Softwood
F4814	Hanse Pellets	100% Softwood
F4815	HD Pellets length distribution middle / normal	100% Softwood
F4817	Schwaiger Pellets	100% Softwood
F4818	HD pellets length distribution long	100% Softwood
F4819	HD Pellets length distribution middle without short	100% Softwood
F4820	HD Pellets length distribution short	100% Softwood

Come riportato nella tabella precedente, i campioni sono di diversa origine e composizione in particolare il campione F4792 e F4810 sono un mix ovvero composti da conifera (softwood) e latifoglia (hardwood).

Effettuata questa parte di analisi si è deciso, per ottimizzare la verifica del funzionamento dell'algoritmo, di fare un'analisi sui pellet in PVC. Questi ultimi sono a dimensione nota che va dai 5 ai 45mm (fig. 2.1).





Figure 2.1: "pellet" in PVC suddivisi per classi di lunghezza

### 2.1.2 Modalità acquisizione foto

Per ciascun campione sono state acquisite 4 immagini, una per 4 differenti condizioni di illuminazione (Fig 2.2) in modo da simulare le condizioni della tramoggia (interno della stufa dove sarebbe l'ideale andare a posizionare la fotocamera di acquisizione immagine per tarare il caricamento di essa in funzione dei parametri geometrici) della stessa scena da una fotocamera fissa.



Figure 2.2: campione F4794 nelle diverse tonalità di luce

L'altezza della camera è stata fissata a 60 cm (Fig. 2.3) dal mucchio questo poiché l'altezza massima a pieno carico della tramoggia di una stufa è pari alla lunghezza citata in precedenza.



*Figure 2.3: modalità acquisizione immagine*

Le dimensioni delle immagini, ricavate con macchina reflex Canon, sono 4272 x 2848 pixel. I campioni in prima fase (Fig. 2.4) non sono stati fotografati nella modalità mucchio (questa ultima simula il riempimento della tramoggia), ma sono stati fotografati in modo separato e su sfondo nero per iniziare a far identificare all' algoritmo l'elemento pellet.



*Figure 2.4: campione F4794 nelle due modalità di acquisizione immagine*

Una volta acquisite le immagini, ogni campione è stato annotato a mano tramite il software Labelme (Fig.2.5), disegnando il poligono che delinea il singolo cilindro nel mucchio visto dall'alto (forma approssimativamente rettangolare).





*Figure 2.5: annotazione del pellet con Labelme*

L'annotazione è stata eseguita per una sola immagine; non si è ritenuto necessario annotare anche le altre tre immagini di ogni campione poiché rappresentano la stessa scena e pertanto l'annotazione dell'una è valida anche per le altre (a meno di variazioni dovute a piccoli spostamenti della camera: offset che vengono corretti manualmente a posteriori).

L'annotazione prevede una divisione, fatta visivamente, del pellet in tre classi ovvero Small, medium e big. Questa divisione in classi è stata facilitata dall'inserimento di un elemento graduato (Fig 2.6), in questo modo per convenzione abbiamo ottenuto:

- Small → lunghezza che varia da 3.5 mm a 15 mm
- Medium → lunghezza che varia dai 15 mm ai 35 mm
- Big → lunghezza maggiore di 35 mm



*Figure 2.6: Immagine di campione con elemento graduato*

L'elemento graduato è stato importante poiché ci ha permesso di ricavare dalla foto un fattore di scala che nella seconda fase del lavoro ha permesso di arrivare a misure precise e non solo alla divisione in classi.

In definitiva ciascun campione del dataset è composto da:

- 4 immagini del mucchio (una per 4 diverse condizioni di luminosità)
- 1 file json contenente l'annotazione in formato COCO.

Anche le foto dei pellet in PVC sono state eseguite ad un'altezza di 60cm della camera in modalità "mucchio" (fig. 2.2), ma a differenza dei campioni della Germania queste ultime sono state acquisite con luce normale con flash e senza flash.



*Figure 2.7: acquisizione foto pellet PVC classe 15mm*

## **2.2 Rete Neurale**

### **2.2.1 Scelta del metodo sperimentale**

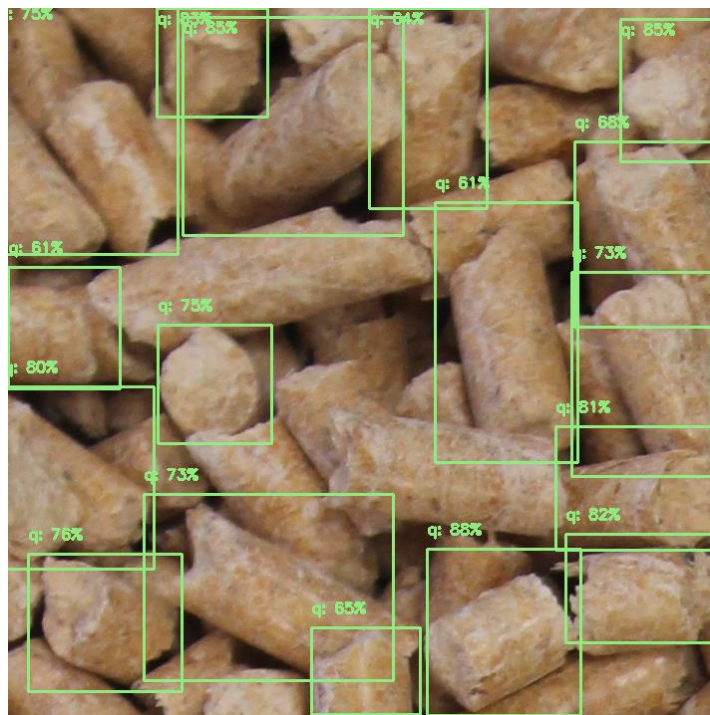
Considerando che le immagini sono acquisite alla stessa distanza, e il diametro del cilindro è, presupposto, costante a 5mm, il problema si riduce alla determinazione della lunghezza dei cilindri.

Per affrontare questo problema sono stati analizzati quattro diversi approcci:

- Detection (Mobilenetv3-ssd, Single shot Detection) questo approccio consiste nel determinare il rettangolo che racchiude ogni singolo oggetto rilevato (bounding box);
- Detection e classificazione questo approccio ci permette di determinare, in aggiunta alla detection, anche una categoria dell'oggetto rilevato tra diverse categorie definite a priori;

- Detection e segmentazione (mask-rcnn- Region-Based Convolution Neural Network) questo approccio in aggiunta alla detection permette di determinare il contorno dell'oggetto e non solo la bounding box;
- Detection, segmentazione e classificazione è un approccio che unisce i 3 aspetti indicati in precedenza.

Il semplice approccio della detection (Fig. 2.7) non si è mostrato sufficientemente accurato per risolvere il problema; infatti, a partire dalla bounding box è stata calcolata la lunghezza di un rettangolo orientato lungo la diagonale, avente spessore pari al diametro del cilindro, e delimitato dalla bounding box, ma la misura è troppo approssimativa soprattutto nei cilindri di piccole dimensioni.



*Figure 2.8: elaborazione con metodo Detection*

Un approccio alternativo è stato considerare la classificazione della classe di lunghezza (Fig. 2.8), piuttosto che la predizione di quest'ultime. Pertanto, sono state definite tre classi: small, medium e big e su di esse è stato sperimentato un modello di detection e classificazione. I risultati hanno mostrato una buona accuratezza, ma la definizione a priori delle classi è limitante.



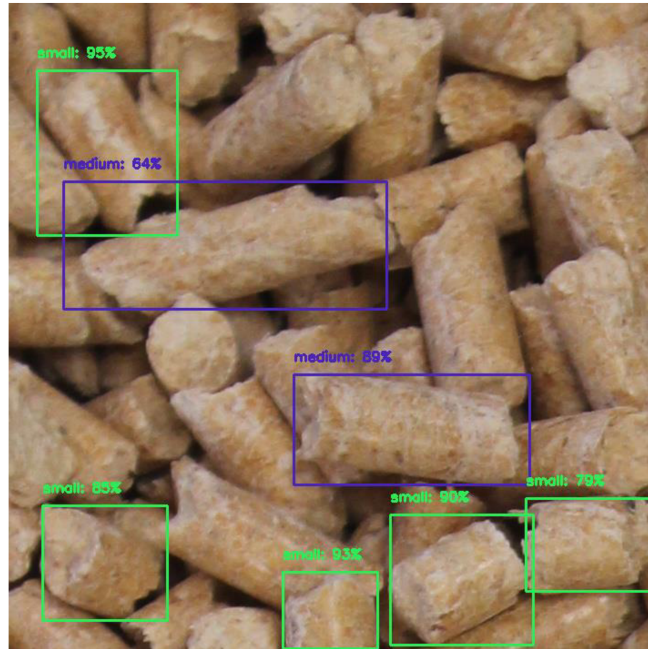


Figure 2.9: elaborazione con metodo detection e classificazione

A questo punto, l'introduzione della segmentazione (Fig. 2.9) garantisce una migliore sovrapposizione della predizione e del ground truth (realtà di base) in quanto viene predetto il contorno dell'oggetto. Il contorno viene poi approssimato ad un rettangolo tramite operazioni di computer vision. La misura della lunghezza, con questo metodo, risulta più accurata rispetto al metodo con sola detection. Però, l'aspetto negativo è il costo computazionale più oneroso.



Figure 2.7: metodo di elaborazione detection e segmentazione

In linea di principio, può essere aggiunto a quest'ultimo metodo, il task di classificazione, ma si è preferito tralasciare poiché l'eventuale definizione delle classi di lunghezza possa essere fatta a posteriori.

### 2.2.2 Preparazione del dato

Per addestrare il modello di deep learning e per valutarne le prestazioni, i dati sono stati pre-processati.

Per ogni set di immagini, sono state svolte le seguenti operazioni:

- *Binarizzazione della label* processo con il quale un'immagine a colori o a scala di grigi viene trasformata in un'immagine binaria; quindi, dal momento che l'approccio scelto non prevede la classificazione di lunghezza, ci si limita a riconoscere l'oggetto;
- *Correzione manuale del ground truth* esso viene fatto in quanto il file di annotazione, realizzato per una sola immagine del set, viene replicato per le altre tre immagini, ma a causa piccoli spostamenti della camera il ground truth non coincide perfettamente. Per questo viene corretto aggiustando l'errore dovuto all'offset sugli assi x e y, ovvero errore residuo dovuto a piccole rotazioni e deformazioni prospettiche trascurabili;
- *Ritaglio delle immagini del set* esso viene fatto in quanto le singole immagini (4272 x 2848) sono troppo grandi per essere date in ingresso al modello neurale e inoltre contengono un numero elevato di oggetti (singoli cilindri di pellet). Un modello con ingresso di queste dimensioni, e di così tanti oggetti da rilevare, risulterebbe molto pesante in termini di parametri addestrabili e di conseguenza impiegherebbe molto tempo per l'addestramento e inferenza. Per questo motivo, ciascuna immagine è stata ritagliata in 24 frammenti di dimensioni 712x712 in conformità ad una matrice 6x4, di conseguenza anche l'annotazione è stata ritagliata per essere coerente con il nuovo set di immagini composto dai ritagli dell'immagine originale.

In definitiva, dei 25 campioni del dataset, 13 sono stati usati per addestrare la rete in modo da analizzare separatamente i risultati sui campioni usati per il training (SEEN) e campioni non usati per il training, quindi usati per il test (UNSEEN).

### 2.2.3 Training del dataset

Per addestrare la rete sono stati selezionati casualmente 13 dei 25 campioni e le immagini estratte da essi sono state pre-processate. Complessivamente sono state ottenute 1248 immagini pari a 24 ritagli per 13 campioni per 4 condizioni di luminosità.

Il dataset viene ripartito in training set (usato per adattare il modello) e validation set (utilizzato per stimare l'errore di previsione per la selezione del modello) in misura rispettivamente 90% e 10%. Pertanto, 1123 immagini sono usate per il training della rete e 125 per la validazione. Per fare apprendere meglio alla rete neurale, i dati di ingresso sono a media nulla o comunque bipolari. Pertanto, alle immagini RGB in ingresso viene sottratta la media, per ciascun canale, dell'intero set di addestramento in questo modo avremmo lo zero meaning di queste immagini. Per aumentare la quantità di dati si effettua il data augmentation con operazioni casuali sull'immagine di input, atte a rendere più robusto il modello. Le operazioni svolte sono:

- Operazioni geometriche (rotazioni, capovolgimenti)
- Operazioni colorimetriche (piccole variazioni di luminosità e colore)

Il modello usato per la detection e segmentazione si basa sull'architettura mask-rcnn, (Region-Based Convolutional Neural Network), costruito sullo scheletro del modello resnet101. L'ingresso della rete viene fissato a 512x512, pertanto le immagini in ingresso alla rete di dimensione 712x712 saranno ridimensionate usando il metodo bilineare; di conseguenza, immagini e valori in uscita saranno riscaldati con procedimento inverso. L'uscita della rete viene dimensionata in modo da rilevare fino ad un massimo di cento oggetti.

Gli iper-parametri, sono quei parametri che nel processo di training vengono fissati a priori; Nel nostro studio quelli di minima confidenza e soppressione dei non massimi vengono fissati rispettivamente a 0.7 e 0.3. Gli iper-parametri usati sono:

- BACKBONE: resnet101
- IMAGE\_SHAPE= [512 512 3]
- MAX\_GT\_INSTANCES= 100
- DETECTION\_MAX\_INSTANCES= 100
- DETECTION\_MIN\_CONFIDENCE= 0.7
- DETECTION\_NMS\_THRESHOLD= 0.3
- BATCH\_SIZE= 8
- LEARNING\_RATE= 0.001
- LEARNING\_MOMENTUM= 0.9



- WEIGHT\_DECAY= 0.0001
- EPOCHS= 10
- LOSS\_WEIGHTS: {'rpn\_class\_loss': 1.0, 'rpn\_bbox\_loss': 1.0, 'mrcnn\_class\_loss': 1.0, 'mrcnn\_bbox\_loss': 1.0, 'mrcnn\_mask\_loss': 1.0}

Viene adottata la strategia di training su mini-batch di dimensione 8. Viene usato l'algoritmo di ottimizzazione adattativo (Adam) con learning rate impostato a  $10e-3$ , momento a 0.9 e decadimento a  $10e-4$ . La loss-function (misura efficienza e la performance del modello) da minimizzare è una combinazione lineare di 3 loss-function (una per ciascun task: detection, segmentazione e classificazione) nello stesso peso. Il numero di epoche viene impostato a 30. L'addestramento del modello viene eseguito a partire da un modello (solo scheletro) pre-addestrato sul dataset coco. La strategia di fine tuning usata, si articola in due fasi. Nella prima fase viene fatto l'addestramento della sola testa del modello; Solo in questa fase, che dura un'epoca di addestramento, viene usato un learning rate di  $10e-2$  perché questi layer esterni non sono preaddestrati e pertanto richiedono un maggior sforzo d'apprendimento. Nella seconda fase viene addestrato l'intero modello per le restanti 29 epoche.

Di seguito è mostrata la curva di apprendimento ottenuta nelle 30 epoche di training:

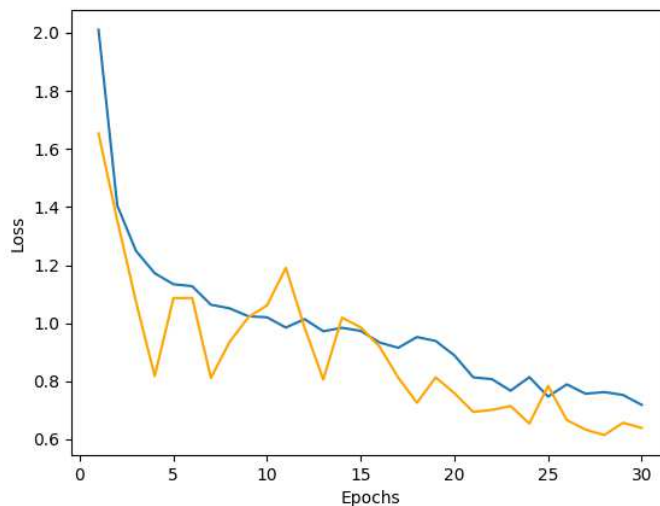


Figure 2.8: grafico apprendimento

Si può osservare come all'aumentare delle epoche la Loss function (sia di training che di validation) diminuisce. La Loss function sul training set (curva blu) ha un andamento più "stabile", meno "rumoroso", rispetto a quella sul validation set (curva arancio). Questo perché ad ogni epoca successiva è proprio la Loss function sul training set che guida l'apprendimento,

aggiustando i parametri del modello. Oltre le 30 epoche di apprendimento abbiamo visto che non ci sono più variazioni significative.

Il training è stato eseguito in 3 macro-step di 10 epoche ciascuno, in cui alla fine di ogni decima epoca viene misurata la mean Average Precision (mAP) sul validation set, ovvero l'accuratezza della misura. Di seguito i valori ottenuti:

mAP (epoch 10) = 0.61

mAP (epoch 20) = 0.65

mAP (epoch 30) = 0.74

## 2.2.4 Inferenza

Per fare l'inferenza su immagini di dimensione arbitraria viene usata la tecnica delle sliding windows. Il modello addestrato viene fatto scorrere sull'immagine d'ingresso. L'immagine viene ritagliata in tanti "pezzi" consecutivi di dimensioni 712x712. Ciascun pezzo viene ridimensionato alle dimensioni della finestra d'ingresso (512x512) del modello e processato singolarmente. All'uscita del modello, gli output (uno per ciascun ritaglio, già riscaldati a 712x712) vengono ricuciti (fig.2.11).

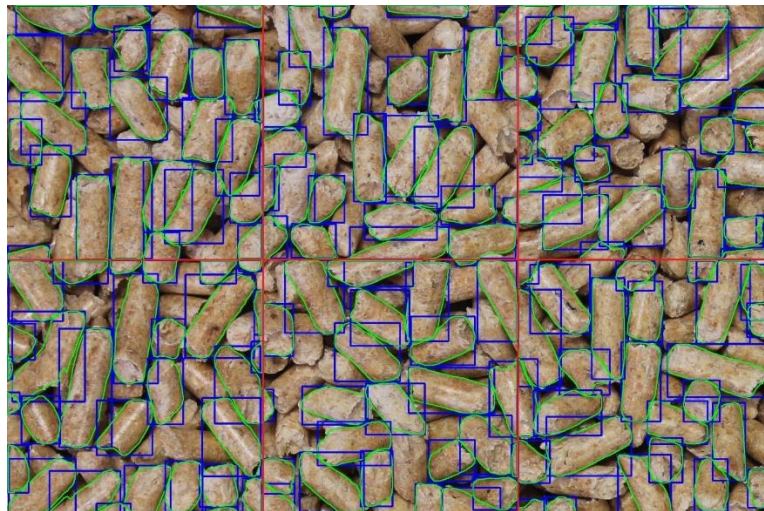
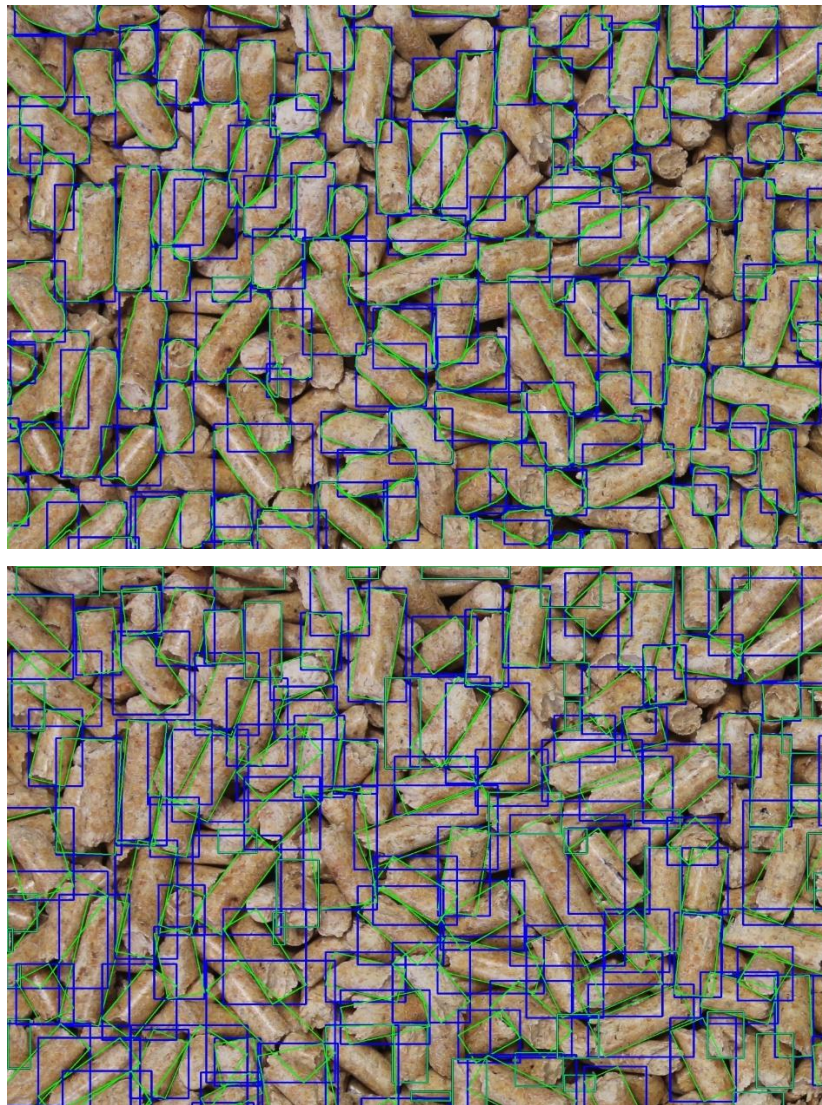


Figure 2.9: ricucitura degli output del modello

Gli output vengono disposti nella posizione corrispondente al pezzo di input. Su ogni asse di taglio (verticali e orizzontali) vengono selezionati gli oggetti che sono in prossimità dell'asse, da un lato e dall'altro, in base ad una distanza minima fissata a 5 pixel dall'asse. Per ciascuno di questi viene fatta una lista delle potenziali coppie di oggetti da ricucire. Se la coppia di oggetti ha la bounding box sovrapposta tra loro allora sono potenziali oggetti da ricucire. La

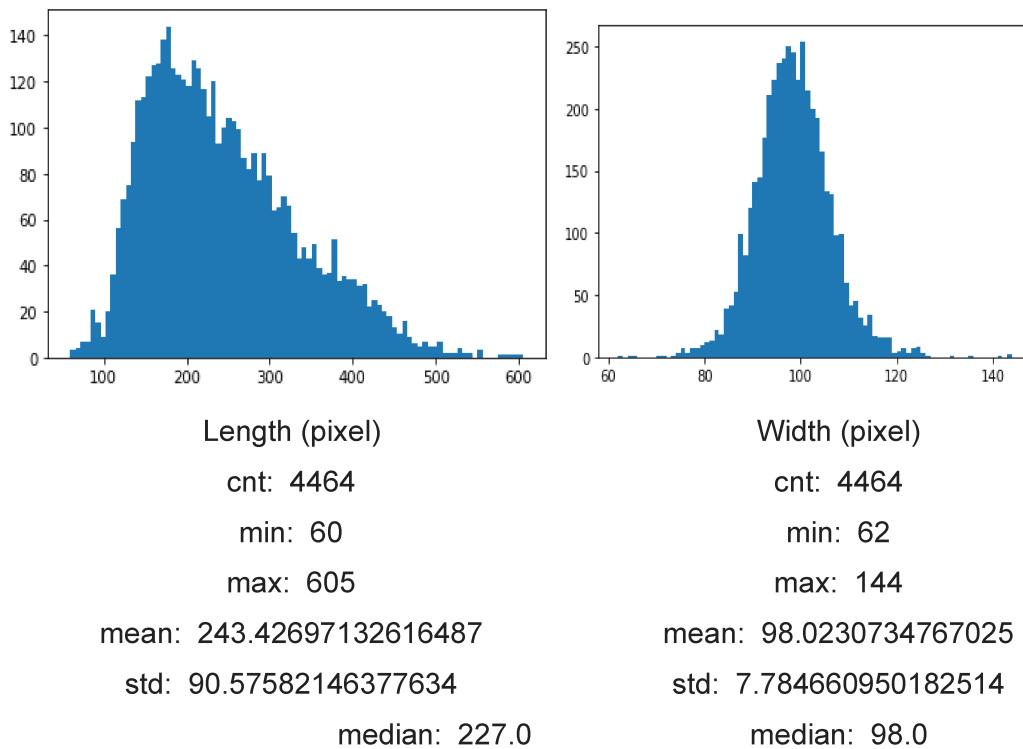
decisione se ricucire o meno gli oggetti sovrapposti è fatta misurando quanto i contorni coincidono. Per gli oggetti di entrambi i lati viene estratto il range in cui il contorno è al di sotto di una distanza minima fissata a dieci pixel dall'asse. Viene calcolata la sovrapposizione tra questi range. Se quest'ultima è superiore alla soglia di dieci pixel allora gli oggetti vengono uniti. In caso un oggetto ha più oggetti combacianti dall'altro lato che soddisfano tale regola, viene unito con l'oggetto con cui condivide la sovrapposizione più grande. I contorni dei "cilindri" predetti vengono approssimati a rettangoli tramite operazioni di image processing. (Figura 2.12)

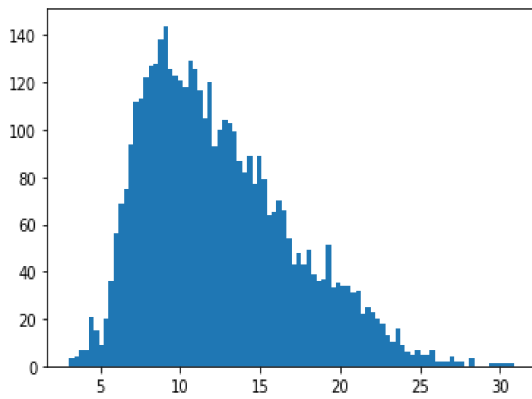


*Figure 2.10: contorni oggetti (sopra) e approssimazione a rettangoli dei contorni (sotto)*

Dai rettangoli estratti vengono misurati lunghezza e spessore (in pixel). La misura in millimetri viene calcolata per via diretta, dal momento che il rapporto tra misura in millimetri e pixel

equivalenti è costante in tutto il dataset. Il rapporto viene calcolato tra la misura reale (in millimetri) dello spessore del cilindro e l'equivalente misura media in pixel su tutto il dataset. Su tutto il dataset del ground truth sono state effettuate delle statistiche (figura 2.13). In particolare, gli istogrammi sono stati calcolati su cento intervalli di ampiezza uniforme tra minimo e massimo.





Length (mm)

cnt: 4464

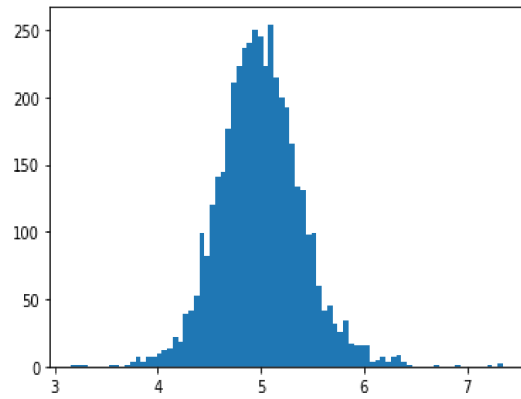
min: 3.0612244897959187

max: 30.867346938775512

mean: 12.419743435008412

std: 4.621215380804916

median: 11.581632653061225



Width (mm)

cnt: 4464

min: 3.163265306122449

max: 7.346938775510204

mean: 5.001177218199107

std: 0.3971765790909445

median: 5.0

*Figure 2.11: statistiche su tutto il gt*

## Capitolo 3 : Risultati e discussione

Il seguente capitolo riporta i dati estratti dallo studio effettuato con il deep learning, inizialmente sono riportati i grafici delle analisi effettuate sui campioni della Germania, poi questi ultimi sono stati confrontati con i dati ottenuti in laboratorio con lo strumento Metalab. Successivamente sono stati analizzati i dati ricavati in modo diretto con le misure ottenute per visualizzare come queste andassero ad incidere con determinati parametri come la bulk density, la densità delle particelle e la superficie specifica.

I test sono stati eseguiti su tutti i campioni del dataset considerando separatamente due scenari:

- SEEN: per i 13 campioni usati durante il training della rete.

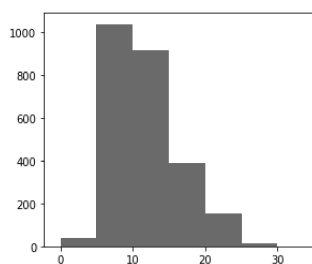
(F4792, F4794, F4795, F4796, F4797, F4798, F4800, F4801, F4802, F4803, F4804, F4805, F4807);

- UNSEEN: per i 12 campioni non usati durante il training della rete.

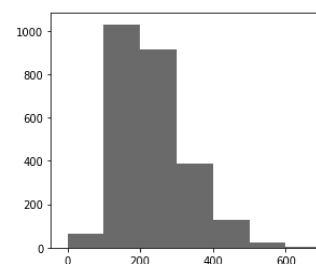
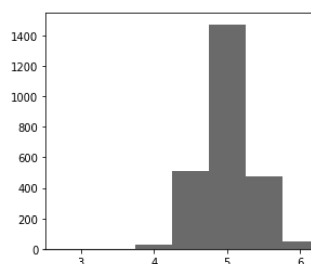
(F4008, F4009, F4010, F4011, F4012, F4013, F4014, F4015, F4017, F4018, F4019, F40200).

Inoltre, per ogni scenario, sono state fatte analisi separate nelle quattro diverse condizioni di luminosità dei campioni. Nei risultati sono rappresentate le statistiche di: lunghezza, spessore e volume dove quest'ultimo è calcolato come volume del cilindro di altezza e diametro pari rispettivamente a lunghezza e spessore.

SEEN



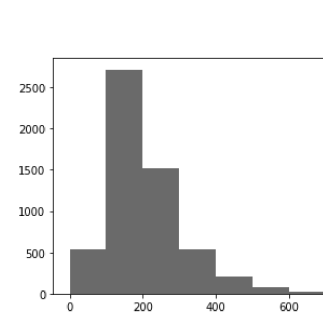
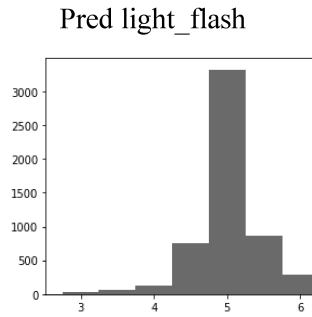
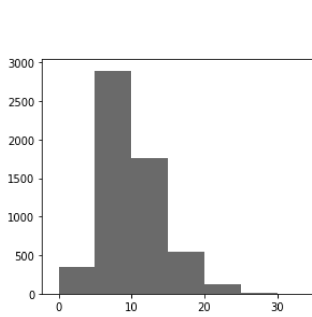
GT



Lenght (mm)

Width (mm)

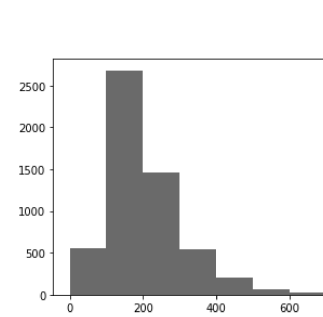
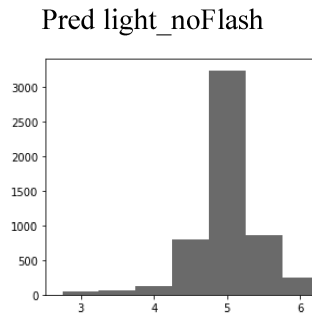
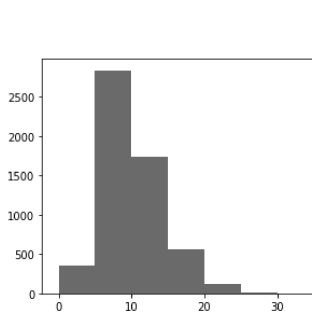
Volume (mm3)



Lenght (mm)

Width (mm)

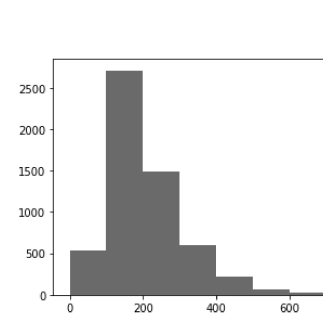
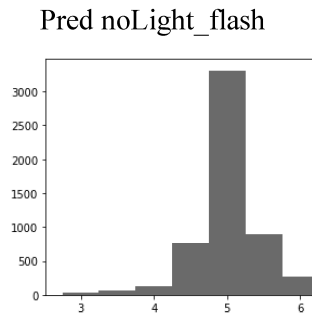
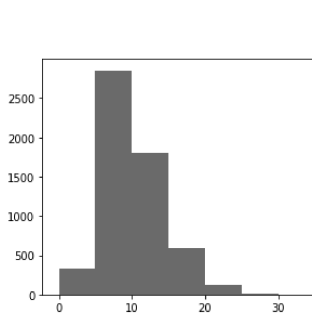
Volume (mm3)



Lenght (mm)

Width (mm)

Volume (mm3)

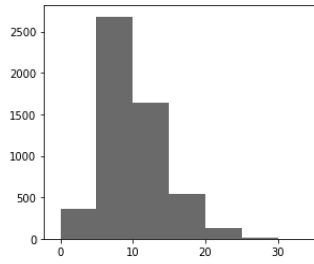


Lenght (mm)

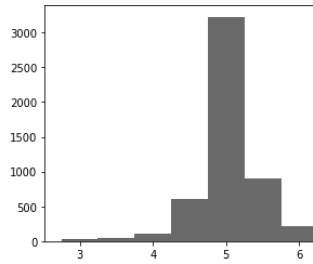
Width (mm)

Volume (mm3)

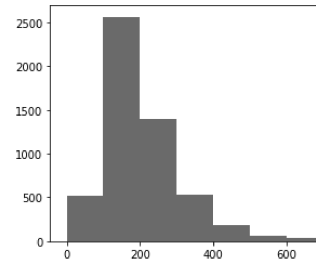
Pred noLight\_noFlash



Length (mm)



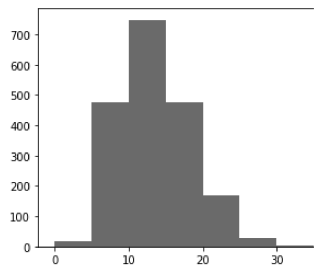
Width (mm)



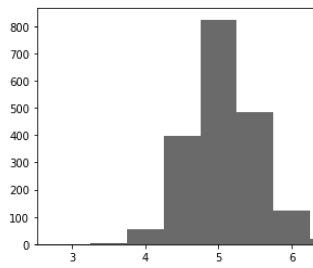
Volume (mm<sup>3</sup>)

UNSEEN

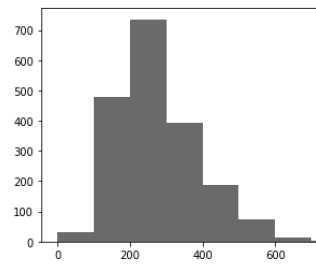
GT



Length (mm)

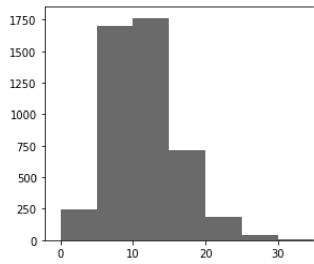


Width (mm)

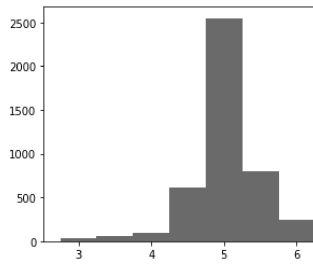


Volume (mm<sup>3</sup>)

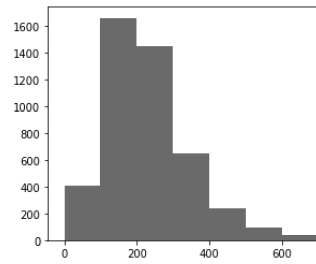
Pred light\_flash



Length (mm)

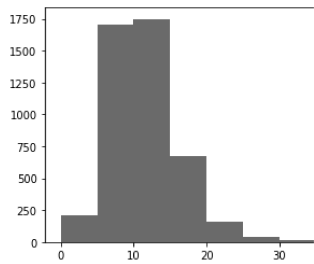


Width (mm)

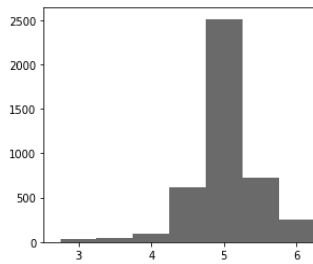


Volume (mm<sup>3</sup>)

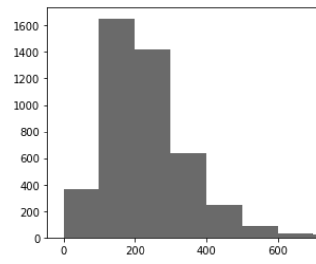
Pred light\_noFlash



Length (mm)



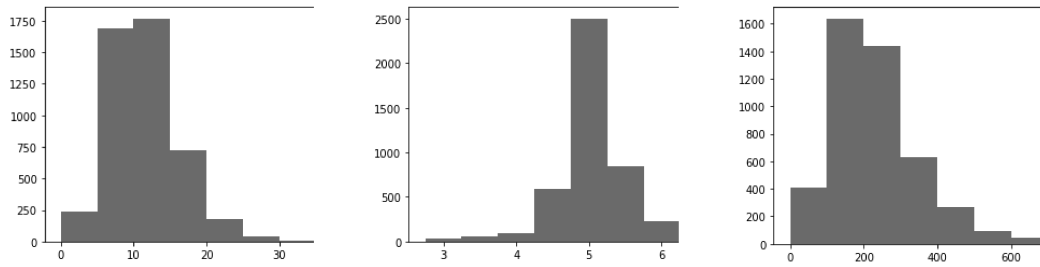
Width (mm)



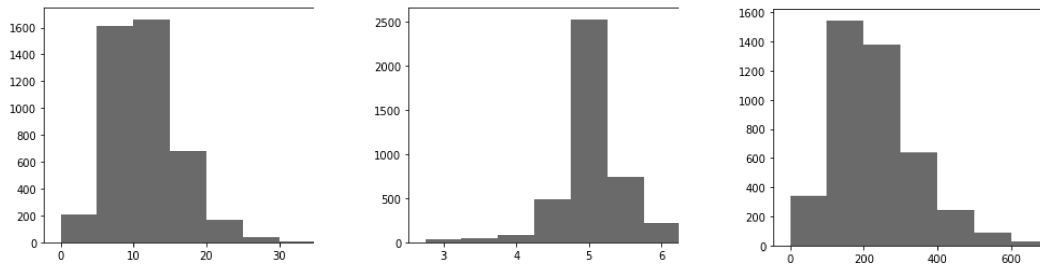
Volume (mm<sup>3</sup>)



Pred noLight\_flash



Pred noLight\_noFlash



Length (mm)

Width (mm)

Volume (mm3)

Dai grafici si sono poi ricavati i parametri da poter confrontare tra analisi predetta e non (tab 3.1 e 3.2). Qui si nota che l'analisi della lunghezza predetta è minore di quella del Ground truth.

## SEEN

Tabella 3.1: dati campioni SEEN

	MIN	Q1	MEDIAN	Q3	q0.99	MAX
Lenght						
GT	3.08	8.43	10.79	14.28	23.79	30.52
Pred light_flash	2.52	7.24	9.35	12.28	21.68	38.28
Pred light_noFlash	2.52	7.24	9.35	12.28	21.48	37.30
Pred noLight_flash	2.52	7.35	9.45	12.38	21.94	33.45
Pred noLight_noFlash	2.52	7.24	9.35	12.33	22.01	33.86
Width						
GT	3.60	4.78	4.98	5.24	5.86	7.40
Pred light_flash	0.87	4.83	5.03	5.24	8.37	15.16
Pred light_noFlash	0.87	4.83	5.03	5.24	8.17	15.21
Pred noLight_flash	0.92	4.83	5.03	5.24	8.12	15.05
Pred noLight_noFlash	0.77	4.88	5.03	5.24	7.73	14.54
Volume						
GT	44.71	163.06	212.80	281.27	501.24	634.11
Pred light_flash	6.34	136.13	182.58	255.70	839.63	4078.42
Pred light_noFlash	5.85	135.28	181.54	255.93	786.57	4124.78
Pred noLight_flash	7.38	137.06	185.15	260.37	779.89	3255.22
Pred noLight_noFlash	5.08	137.75	183.06	256.77	762.22	3548.64

Tabella 3.2 : dati campioni UNSEEN

	MIN	Q1	MEDIAN	Q3	q0.99	MAX
Lenght						
GT	3.24	9.92	12.90	16.49	25.78	31.08
Pred light_flash	2.52	8.12	10.84	14.18	24.76	35.09
Pred light_noFlash	2.52	8.22	10.84	14.13	25.43	34.32
Pred noLight_flash	2.52	8.17	10.89	14.18	24.98	36.53
Pred noLight_noFlash	2.52	8.17	10.89	14.18	25.09	35.96
Width						
GT	3.19	4.78	5.09	5.34	6.27	7.35
Pred light_flash	1.13	4.83	5.03	5.29	9.56	15.41
Pred light_noFlash	0.87	4.83	5.03	5.29	9.25	16.34
Pred noLight_flash	0.98	4.83	5.03	5.29	9.66	14.13
Pred noLight_noFlash	0.98	4.88	5.03	5.29	9.47	14.08
Volume						
GT	58.46	195.05	257.94	346.18	589.35	783.06
Pred light_flash	11.92	151.52	215.84	298.04	1224.89	4993.66
Pred light_noFlash	6.13	153.33	216.47	297.52	1105.94	4605.72
Pred noLight_flash	8.31	151.52	216.86	300.24	1264.06	4940.84
Pred noLight_noFlash	12.92	154.33	218.30	301.63	1263.99	3830.30

Una volta effettuate le analisi, è stato possibile confrontare i dati del SEEN e UNSEEN con i dati ottenuti in laboratorio con lo strumento MetaLab per avere un riscontro di lettura. Il MetaLab è uno strumento in fase di sperimentazione che tende leggermente a sovrastimare le misure. In questo confronto si è notato che l'algoritmo tende a sottostimare le misure, ad esempio nel campione F4792 si può notare che la lunghezza media ricavata con l'algoritmo è di 11,13mm, mentre quella del laboratorio è pari a 12.48mm (tab 3.3 e 3.4) Nel complesso, però l'analisi rispetta le tendenze di media del laboratorio (fig 3.1 e 3.2).

Tabella 3.3: confronto campioni GT SEEN laboratorio e algoritmo

Campione	ALGORITMO						LABORATORIO					
	GT											
	media L	Min L	Max L	media D	Min D	Max D	L Medio	Min L	Max L	media D	Min D	Max D
F4792	11,13	3,08	23,33	4,99	4,11	5,91	12,48	8,14	23,54	6,17	5,72	6,72
F4794	10,93	3,75	21,53	4,90	3,80	5,65	11,96	6,00	25,48	6,20	5,34	6,63
F4795	10,86	3,90	20,60	4,89	4,06	5,96	12,50	9,21	24,39	6,14	5,49	6,67
F4796	10,97	5,50	21,99	5,20	3,96	7,40	12,14	5,71	23,57	6,36	5,45	6,82
F4797	13,60	5,19	25,95	5,00	3,85	6,01	13,87	5,45	27,63	6,11	5,49	6,70
F4798	11,77	4,37	23,79	4,92	3,75	5,75	13,35	4,86	30,64	6,15	5,49	6,94
F4800	8,29	3,55	15,36	5,07	4,01	6,32	8,23	5,73	26,37	5,97	5,61	6,87
F4801	9,71	4,78	21,32	5,14	4,26	6,42	10,86	6,23	21,20	6,23	5,45	6,89
F4802	14,14	5,50	28,31	4,87	3,60	5,75	15,31	5,59	28,45	6,12	5,52	6,85
F4803	14,76	3,55	30,52	4,98	3,85	5,96	15,36	5,89	40,93	6,13	5,30	6,76
F4804	16,77	6,17	25,53	4,90	3,96	5,70	18,82	4,19	30,20	6,21	5,12	6,86
F4805	14,24	4,01	27,18	5,11	4,52	5,81	15,20	5,39	28,81	6,24	5,57	6,81
F4807	12,59	5,81	27,74	5,13	4,11	6,32	12,58	5,91	24,72	6,18	5,65	6,64

Tabella 3.4: confronto campioni GT UNSEEN laboratorio e algoritmo

Campione	ALGORITMO						LABORATORIO					
	GT											
	media L	Min L	Max L	media D	Min D	Max D	L Medio	Min L	Max L	media D	Min D	Max D
F4808	12,57	4,73	27,69	5,14	4,01	6,17	14,07	5,92	29,02	6,14	5,53	6,87
F4809	12,60	3,24	25,07	5,07	3,85	6,42	12,50	4,83	29,42	6,21	5,36	6,76
F4810	12,84	4,06	25,89	5,25	3,29	7,35	15,31	5,39	32,76	6,17	5,29	6,72
F4811	13,41	4,37	27,08	5,11	3,85	6,37	14,89	6,04	33,91	5,96	5,26	6,54
F4812	11,93	4,83	20,86	5,26	3,90	6,37	12,27	5,72	30,99	6,25	5,53	6,87
F4813	12,88	3,75	28,51	4,86	3,80	6,22	14,35	5,80	28,06	6,20	5,33	6,74
F4814	16,35	7,40	26,41	5,13	3,80	6,73	16,53	6,23	28,25	6,00	5,46	6,63
F4815	16,06	5,86	24,76	5,12	3,65	6,37	16,83	6,00	28,25	6,14	5,34	6,63
F4817	16,27	4,37	27,59	5,24	4,11	6,47	16,12	6,73	31,39	6,16	5,72	6,73
F4818	16,60	6,01	31,08	4,96	3,80	6,37	19,92	8,14	32,58	6,16	5,72	6,72
F4819	14,17	6,32	22,45	4,95	3,34	6,22	17,44	9,21	27,22	6,09	5,49	6,67
F4820	11,51	6,27	18,39	4,90	3,19	6,22	12,33	5,71	21,82	6,05	5,45	6,82

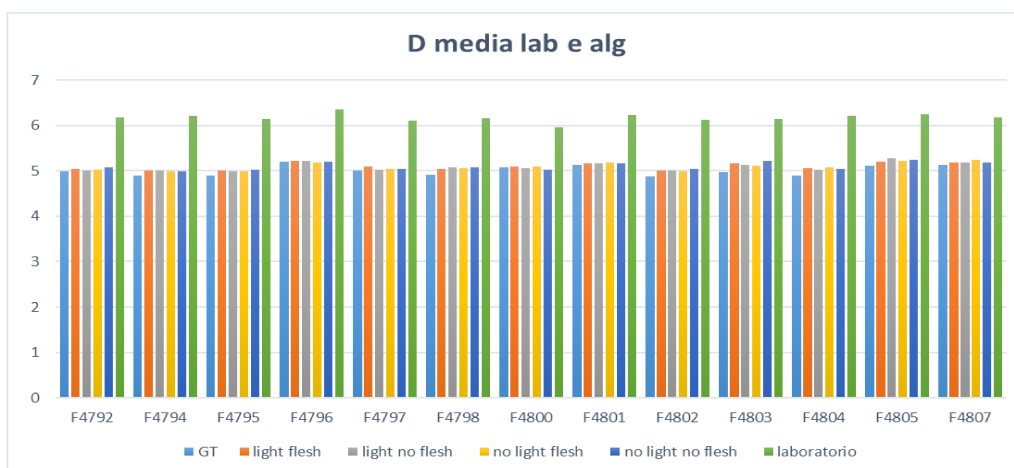
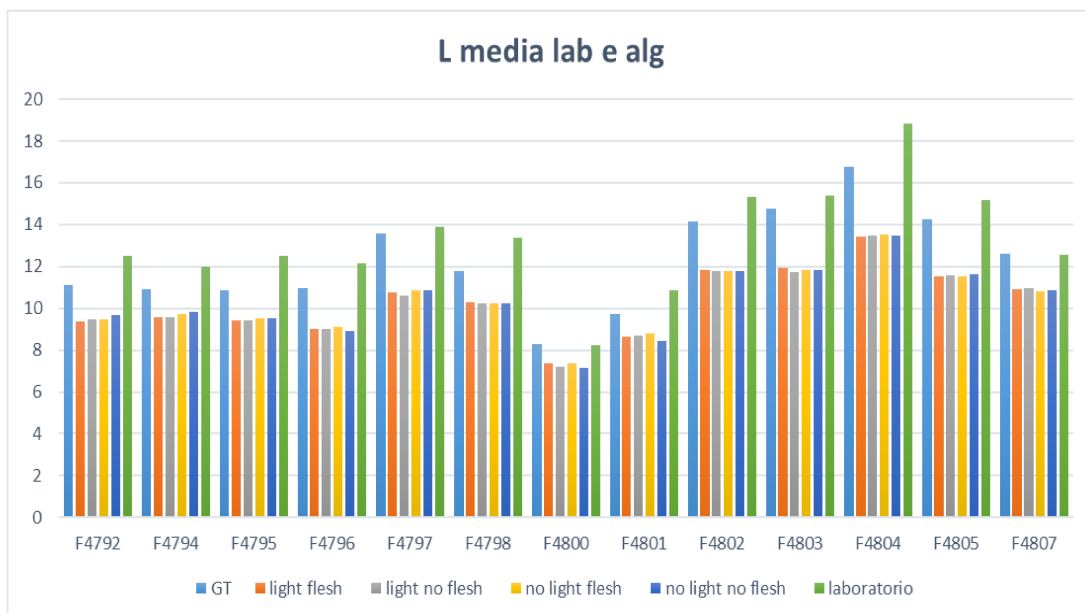


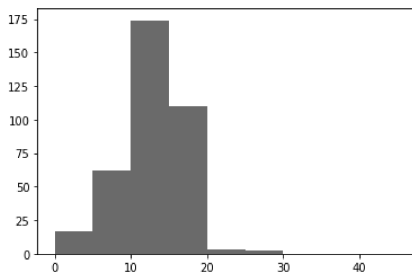
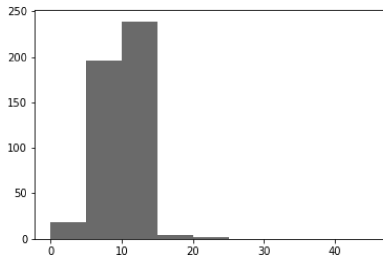
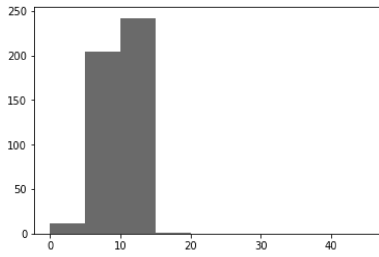
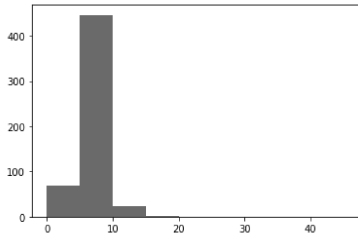
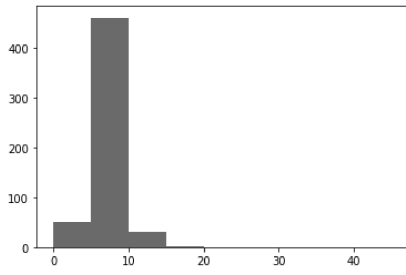
Figure 3.1: confronto lunghezze (sopra) e diametro (sotto) SEEN tra laboratorio e algoritmo



Figure 3.2: confronto lunghezze (sopra) e diametro (sotto) UNSEEN tra algoritmo e laboratorio

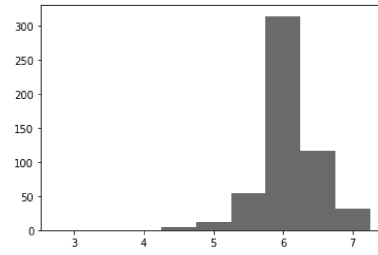
Visto che il MetaLab è uno strumento in sperimentazione si è tenuto necessario procedere con l'analisi dei pellet in PVC nelle varie classi di lunghezza predefinite ovvero 5mm, 10mm, 15mm, 20mm, 25mm, 30mm, 35mm, 40mm e 45mm. I pellet in PVC sono stati analizzati allo stesso modo dei pellet UNSEEN della Germania. Dall'analisi sono usciti i grafici riportati qui sotto, che tendono a confermare il fatto che l'algoritmo sottostima le lunghezze ed inoltre si è notato che la sottostima aumenta con l'aumentare della lunghezza questo perché l'algoritmo misura tutti i pellet che riconosce quindi anche quelli che non si vedono completamente.

### LENGHT

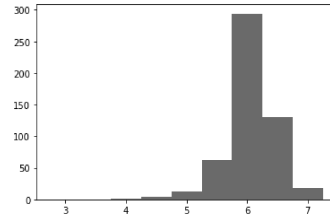


### WIDTH

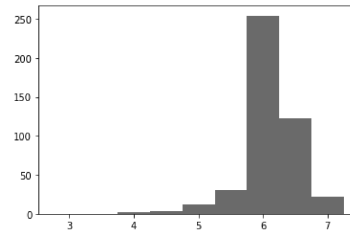
5mm - flash



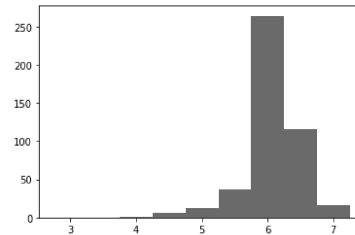
5mm - noflash



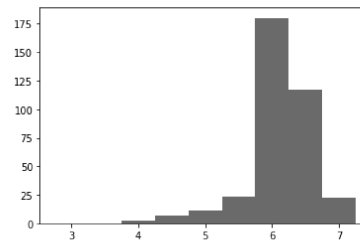
10mm - flash



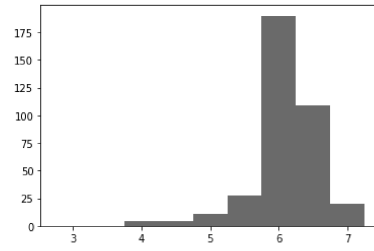
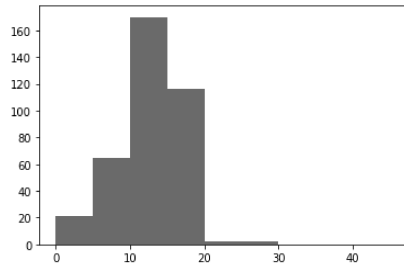
10mm - noflash



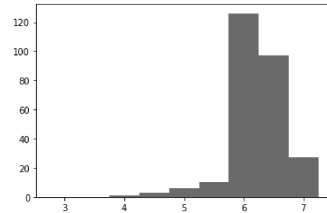
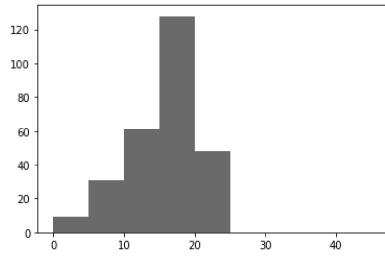
15mm - flash



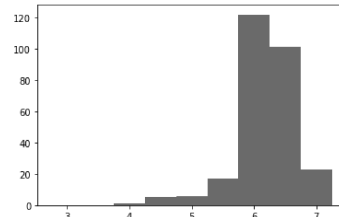
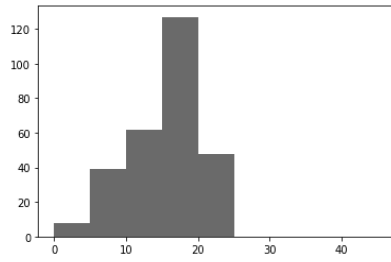
15mm - noflash



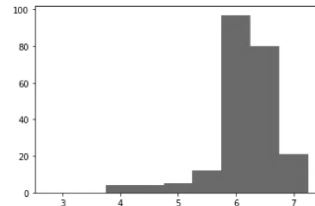
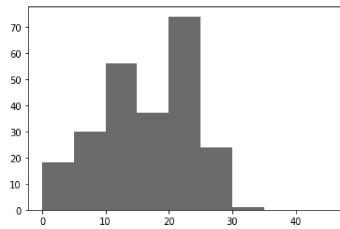
20mm - flash



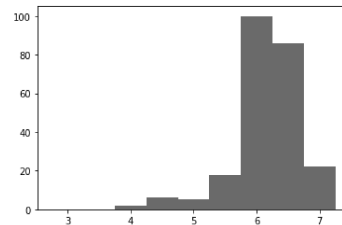
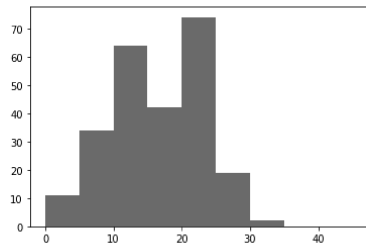
20mm - noflash



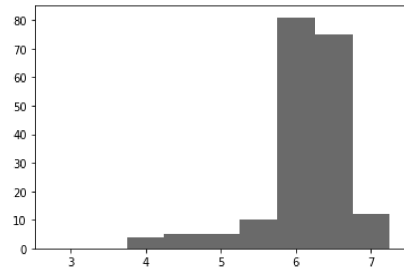
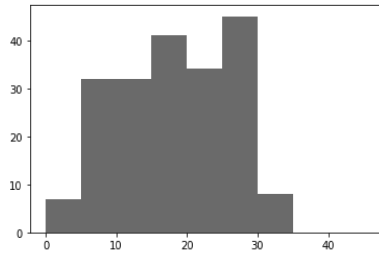
25mm - flash



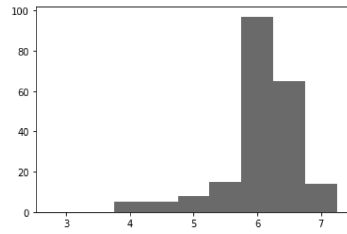
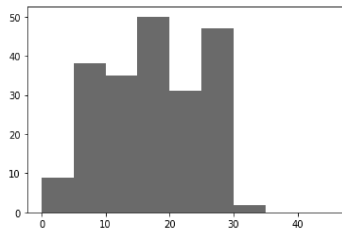
25mm - noflash



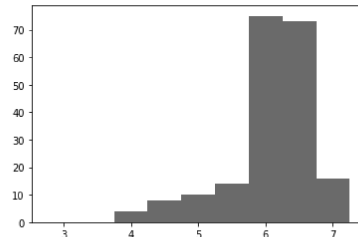
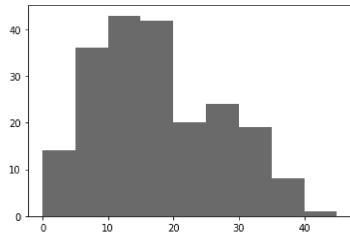
30mm - flash



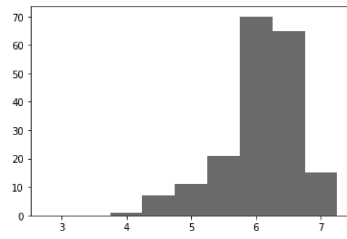
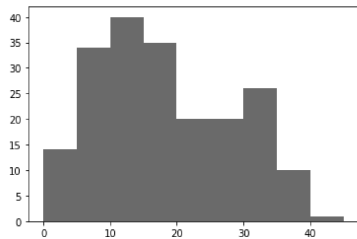
30mm – noflash



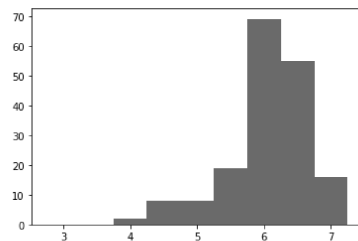
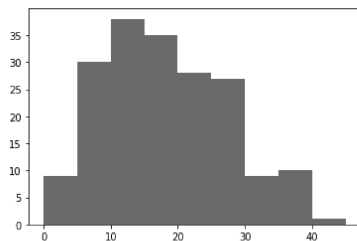
35mm - flash



35mm - noflash

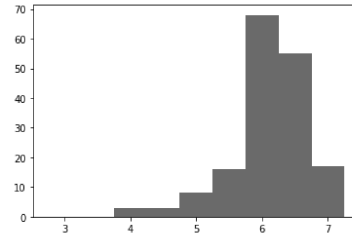
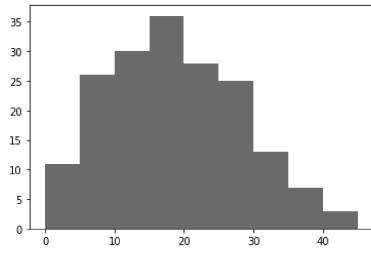


40mm - flash

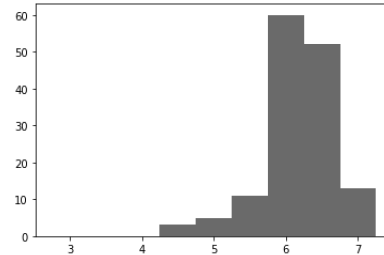
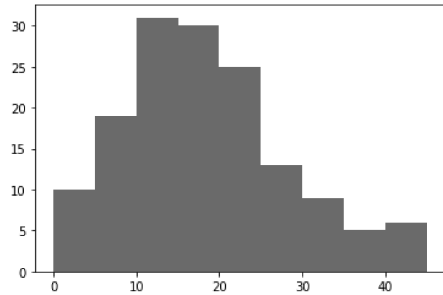


40mm - noflash

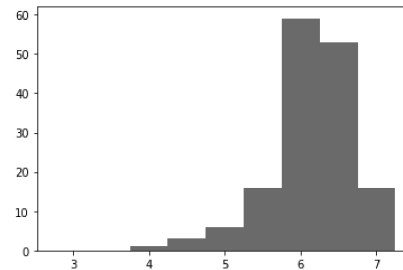
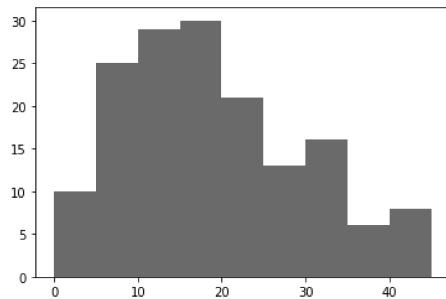




45mm - flash



45mm - noflash



Una volta effettuato il confronto dei campioni provenienti dalla Germania si è deciso di procedere con l'analisi di parametri che si estraggono attraverso la massa in grammi analizzata, questo per capire quanto la sottostima incidesse.

Nel nostro caso la massa non è stata misurata, in quanto si simulava lo svuotamento del sacco, ma è stata dedotta in quanto la densità delle particelle del pellet va tra 1250 e 1350  $\text{kg/m}^3$ .

Tabella 3.5: Analisi campioni SEEN

CODICE LAB	massa (g)	D medio	D max	D min	L medio	L min	Lmax	.stand	V medio	V min	V max	BD stim(kg/m3)	sup.sp (m/kg)	D. P. (kg/m3)
F4792 (f)	85	5	7,7	1,9	9,5	5,1	22,1	3,2	196	25,5	810	636	1,054	1342
F4792 (GT)	60	5	5,9	4,1	10,8	3,1	23,3	3,5	211,1	66,5	543,3	901	0,514	1390
F4792 (Lab)	40	6,2	6,7	5,5	12,5	5,4	23,5	3,9	374,9	154,3	753,9	677,8	0,8	1337,9
F4794(f)	80	5	10,2	1,7	9,6	5,3	21,1	3,4	196,6	27,6	1257,6	580	1,18	1250
F4794 (gt)	75	4,9	5,7	3,8	10,7	5,2	20,6	3,4	488,5	102,1	1729,8	606	1,12	1388
F4794 (LAB)	40	6,2	6,9	5,2	12	4,9	25,5	3,9	361,6	149,2	799	672,9	0,9	1298,3
F4795 (flesh)	58	5	11,7	2,3	9,5	5,24	19,5	3	400	16,3	2364	504	2,396	622
F4795 (GT)	58	4,9	6	4,1	10,7	6,6	20,6	3,2	441,1	117,2	1986,7	607	1,178	1357
F4795	40	6,1	9,9	5,6	12,5	5,7	24,4	3,6	371,4	176,3	784	677,1	0,9	1300,1
F4796 (f)	80	5,2	10,6	3,5	9	5,1	16,1	2,6	196,2	74,3	1068	633	1,18	1209
F4796 (GT)	40	5,2	7,4	4	10,8	5,5	22	3,1	231,5	85,3	538,2	670	1,024	1275
F4796 (lab)		6,4	6,9	5,5	12,1	6,2	23,6	3,5	387,2	171,9	765,7	670,5	0,9	1270,9
F4797 (flesh)	95	5,1	14,7	0,9	10,7	5,2	26,3	3,9	236	6,5	3763,7	524	0,9	1316
F4797 (gt)	43	5	6	3,9	13,5	5,2	25,9	4,3	266	97,5	537,9	676	0,9	1348
F4797 (lab)	40	6,1	6,9	5,5	13,9	5,6	27,6	4,7	486,4	173,9	888,7	671	0,8	1300,1
F4798 (f)	90	5	11,9	1,5	10,4	5,2	22,6	3,5	221,1	21,9	1639,6	574	0,98	1277
F4798 (GT)	50	4,9	5,8	3,8	11,6	5,6	23,8	3,8	221,8	85,3	450,9	672	0,982	1345
F4798 (lab)	40	6,1	6,8	5,3	13,4	5,9	30,6	4,6	397,7	130,7	952,2	668,3	0,8	1227,8
F4800(F)	50	5	8	2,2	7,3	2,2	19,4	1,5	144,5	31,7	551,3	656	1,529	1179
F4800 (GT)	32	5,1	6,3	4	7,8	5,2	15,4	1,8	156,6	44,7	312,6	691	1,304	1307
F4800(lab)	40	6,8	6,9	5,1	8,2	4,2	26,3	2,6	231	97,9	798,1	697,1	1	1491,5
F4801(F)	80	5,1	9,2	1,3	8,7	5,1	18	2,6	187,3	12,3	904,4	624	1,133	1280
F4801(GT)	45	5,1	6,4	4,3	9,4	4,8	21,3	2,8	192,5	95,1	381,3	680	1,134	1303
F4801(lab)	40	6,2	6,8	5,6	10,9	5,4	21,2	3	332,1	171,8	715,1	684,2	0,9	1323,9
F4802(F)	90	5	9,8	1,3	11,5	5,4	26,3	4,6	233,8	13,5	1165,1	613	0,999	1253
F4802 (GT)	50	4,9	5,8	3,6	14	5,5	28,3	4,9	263,9	71	619,9	661	0,916	1321
F4802 (LAB)	40	6,1	6,6	5,6	15,3	5,9	28,5	5,4	452,1	179,1	903,7	666,6	0,8	1336,3
F4803(F)	90	5,2	14,3	1	11,3	5,4	30	4,7	252,9	10,4	3440,8	534	0,963	1229
F4803 (gt)	45	5	6	3,9	14,6	5,4	30,5	5	284,6	82,6	545,4	669	0,889	1326
F4803 (LAB)	40	6,1	6,7	5,5	15,4	5,5	40,9	5,9	455,3	139,1	1266,9	652,9	0,8	1261,6
F4804(F)	100	5	15,2	5,4	12,3	5,5	38,3	5,3	266,9	46,4	4078,4	485	0,953	1171
F4804 (gt)	60	4,9	5,7	4	16,8	6,2	25,5	4,6	319,2	96,7	552,5	676	0,883	1276
F4804 (LAB)	40	6,2	6,6	5,6	18,8	8,8	30,2	5,3	572,4	228,4	1010,4	681	0,7	1298,6
F4805	100	5,2	11,3	2,1	10,2	5,2	25,5	4,2	231,5	33,7	1982,2	559	0,94	1307
F4805 (GT)	40	5,1	5,8	4,5	13,9	5,5	27,9	4,9	286,5	98,7	574,8	656	0,97	1213
F4805 (LAB)	40	6,2	6,8	5,5	15,2	5,9	28,8	5,3	466,2	173,8	894,8	664,5	0,8	1270,3
F4807 (f)	100	5,1	12,5	0,9	9,4	5,2	27,4	3,9	206	6,3	2805,1	539	1,004	1331
F4807 (GT)	50	5,1	6,3	5,1	12,5	5,8	27,7	4,5	260,7	109,6	634,1	649	1,006	1215
F4807 (LAB)	40	6,2	6,9	5,5	12,6	5,1	24,7	4,1	379,9	158,3	813,6	667,9	0,9	1298,6

Tabella 3.6: Analisi campioni UNSEEN

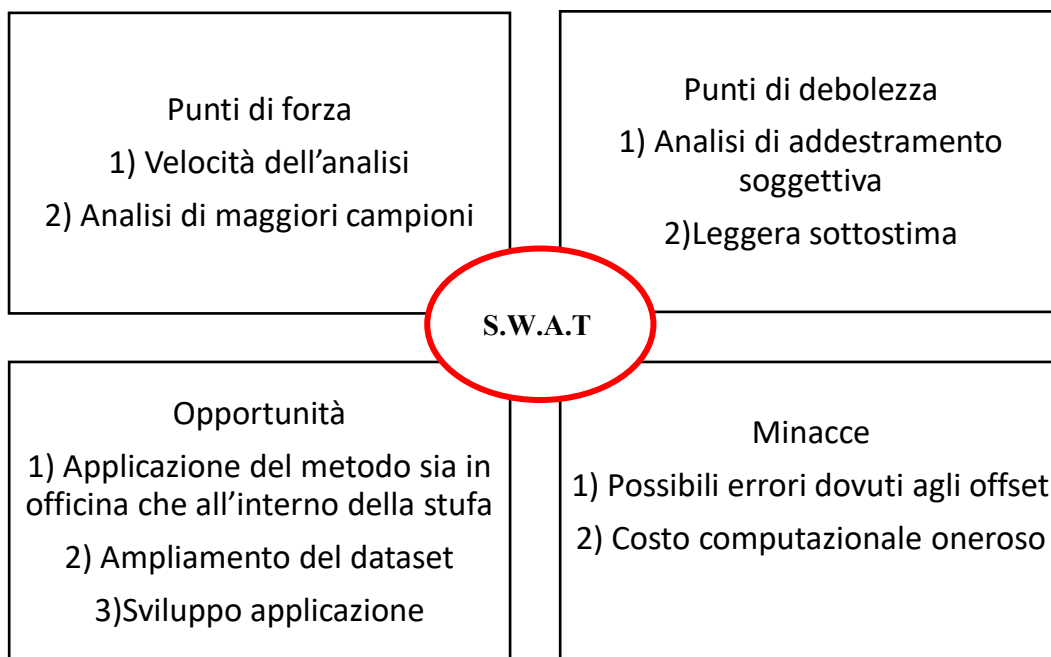
CODICE LAB	massa (g)	D medio	D max	D min	L medio	L min	Lmax	L d. standard	V medio	V min	V max	BD stim (kg/m <sup>3</sup> )	sup.sp (m/kg)	D. P. (kg/m <sup>3</sup> )
F4808 GT	55	5,1	6,2	4	10	4,7	27,7	4,6	208	77	695	625	1,133	1216
F4808 F	90	5,2	12,2	2,4	11,3	2,7	25,8	4,4	258	28,7	2721	552	0,9	1253
F4808 L	40	6,1	6,9	5,5	14,1	5,9	29	4,6	419	165,2	972,6	667	0,8	1298,7
F4809 GT	55	5	6,4	3,9	9,9	5,2	25,1	4,9	201,1	90,3	576,9	616	1,12	1236
F4809 F	90	5,2	10,6	1,8	11,2	2,5	28,2	4,4	249,4	26,3	2041	577	0,925	1292
F4809 L	40	6,2	6,8	5,4	12,5	4,8	29,4	5,5	380,1	133,5	913	645,2	0,8	1320,3
F4810 GT	60	5,1	7,3	3,3	12,8	4,1	25,9	4,6	210,8	58,5	605,7	625	1,01	1338
F4810 F	95	5,2	12,5	1,5	11,1	2,5	26,9	4,1	255,8	17,2	1731	596	0,953	1247
F4810 L	40	6,2	6,7	5,3	15,3	5,4	32,8	5,8	461,9	130,2	1087	653,7	0,8	1294,8
F4811 GT	50	5,2	6,4	3,9	9,8	4,4	27,1	5	209,1	89,8	642,6	617	1,121	1250
F4811 F	110	5,2	13,7	1,5	11,8	2,5	35,1	4,8	292,7	17,5	4993	406	0,836	1231
F4811 L	40	6	6,5	5,3	14,9	6	33,9	4,6	419,1	153,9	1037	676	0,7	1336
F4812 GT	50	5,2	6,4	3,9	9	4,8	20,9	4,2	196,9	83,7	580,5	630	1,107	1307
F4812 F	90	5,2	12,8	1,3	10	2,5	31,7	4,2	235,2	14,4	3623	469	0,957	1254
F4812L	40	6,2	6,9	5,5	12,3	5,7	31	4,4	377,4	147,7	972,4	656,9	0,9	1227,1
F48013 GT	50	4,8	6,2	3,8	12,9	3,8	28,5	4,8	185,4	77,8	639,4	617	1,185	1221
F4813 F	90	5	14,2	1,3	10,9	2,5	28,2	4,1	229,4	11,9	3051	539	0,977	1251
F4813 L	40	6,2	6,7	5,3	14,3	5,8	28,1	4,6	435,4	172,5	920	660,9	0,8	1231,5
F4814 GT	55	5,2	6,7	3,8	16,3	7,4	26,4	5,2	251,1	93,3	645,7	636	1	1249
F4814 F	120	5,3	13,2	1,9	12,9	2,5	29,9	5,4	331,6	20,4	3930	465	0,753	1305
F4814 L	40	6	6,6	5,5	16,5	6,2	28,2	5,3	468,3	150,3	876,8	675,6	0,8	1322,3
F4815 GT	45	5,1	6,4	3,6	16	5,9	24,8	4,5	334,6	114,9	619,9	670	0,835	1309
F4815 F	100	5,3	12,1	1,1	12,5	2,6	32,7	5,2	305,6	18,7	2871	509	0,859	1222
F4815 L	40,5	6	6,6	5,5	16,8	6	28,2	5,1	483,4	144,6	840,3	689,2	0,7	1389
F4817 GR	45	5,2	6,5	4,1	16,2	4,4	27,6	5,5	351,9	96	717,5	657	0,852	1263
F4817 F	110	5,3	12,4	1,4	12,8	2,6	31,5	5,5	313,9	20,9	3736	511	0,896	1308
F4817 L	40	6,2	6,7	5,7	16,1	6,7	31,4	5,8	481,6	191,4	971	665,9	0,8	1310,1
F4818 GT	50	5	6,4	3,8	16,6	6	31,211	5,4	324,9	121,8	783,1	657	0,868	1283
F4818 F	110	5,1	15,4	2,3	12,7	2,5	31,8	5,3	281,3	21,9	3173	558	0,803	1381
F4818 L	40	6,2	6,7	5,7	19,9	8,1	32,6	5,7	596,9	240,3	1058	674,3	0,7	1274,4
F4819 GT	45	4,9	6,2	3,3	14,2	6,3	22,5	3	272,3	101,5	456,2	702	0,885	1361
F4819 F	90	5	11,8	2,3	11,5	2,8	22	3,7	234,5	43,9	1469	617	1,016	1233
F4819 L	40	6,1	6,7	5,5	17,4	9,2	27,2	3,4	510,4	250,4	837,6	689,6	0,7	1189,7
F4820 GT	40	4,9	6,2	3,2	11,5	6,3	18,4	2,7	220	81,9	499	685	0,961	1367
F4820 F	90	4,9	13,2	2,2	9,7	2,8	25,1	3,3	195,5	25,7	2089	591	1,002	1369
F4820 L	40	6,1	6,8	5,5	12,3	5,7	21,8	3	335,7	164	655,4	697	0,8	1368

Come si nota dalle tabelle dei campioni Seen (tab 3.5) e Unseen (tab 3.6) la massa analizzata con l’algoritmo è nettamente superiore alla massa analizzata con il Metalab, ad esempio, il campione F4811 ha una massa analizzata con algoritmo pari a 110g mentre quella del laboratorio è di 40g.

Si notano poi che i parametri dedotti sono in linea con quelli del laboratorio, infatti, il campione F4796 riporta la stessa bulk density sia con i dati dell’algoritmo che con quelli del

laboratorio. Sono comunque presenti delle sottostime molto accentuate come nel campione F4810 dove la BD stimata con l'algoritmo è di 596 mentre quella del laboratorio è di 653,7; questo poiché l'algoritmo associa al diametro la misura più piccola che riconosce, ed al contrario, la misura più grande l'associa alla lunghezza comportando la creazione di errori in quanto esistono pellet che hanno lunghezza minore del diametro.

Da tutto ciò si può dedurre che l'algoritmo possiede dei difetti, ma ha anche molti pregi, tra i quali quello di velocizzare i tempi di analisi e misurare quantità maggiore di campione (figura 3.3).



## Capitolo 4 : Conclusione

Nell'ambito di questa tesi sono state svolte delle verifiche preliminari sulla possibilità di rilevare in modo rapido parametri geometrico dimensionali del pellet di legno attraverso sistemi di riconoscimento di immagine basati sulla tecnica del deeplearning.

Il lavoro è stato svolto su alcuni campioni di pellet di legno e di plastica (modelli standard) con caratteristiche note e con comparazione con un sistema sperimentale – il Metalab- basato su tecnica tradizionale di riconoscimento di immagine.

I risultati ottenuti dall'analisi mediante deep learning, applicato su campioni noti provenienti da un istituto partner della Germania, hanno mostrato che le lunghezze predette tendono ad essere minori di quelle rilevate nell'immagine annotata, la quale viene definita come verità per l'algoritmo (ground truth). Ciò è dovuto a due cause:

1. l'operazione di "ricucitura" dell'immagine causa il parziale riconoscimento del pellet (alcuni pellet di plastica sono risultati troncati o spezzati in due);
2. l'algoritmo di detection tende ad estrarre anche la parte visibile dei cilindri parzialmente occlusi, di dimensione ridotta rispetto a quella reale, rilevando più elementi di quelli reali.

Confrontando i dati raggiunti al MetaLab con quelli dell'algoritmo si può notare che quest'ultimo tende a sottostimare le lunghezze. Le possibili cause possono essere fatte risalire a:

- 1) numero inferiore di campioni (singoli pellet) analizzati in laboratorio rispetto a quelli analizzati con l'algoritmo;
- 2) possibile mancata precisione dell'operatore nel rilevare i pellet di piccole dimensioni con conseguente sottostima dell'algoritmo;
- 3) riconoscimento delle polveri da parte dell'algoritmo che, viceversa, sono scartate nella misura in laboratorio

Nel caso delle analisi sul pellet in PVC si notano degli errori che possono essere dovuti:

- 1) al fatto che l'algoritmo usato è stato sviluppato su pellet di legno, quindi con caratteristiche di immagini differenti dai pellet in PVC;
- 2) l'algoritmo, come per i pellet in legno, presenta errori durante la ricucitura delle immagini. Questi ultimi sono più accentuati per l'uniformità dei pellet (colore bianco e superficie omogenea);

Va osservato che la precisione del sistema di riconoscimento diminuisce all'aumentare della lunghezza (target) del campione. Ciò perché i pellet più lunghi tendono a fuoriuscire dall'inquadratura della camera e quindi vengono rilevati con misura inferiore alla reale.

Tuttavia, confrontando i dati ottenuti dall'elaborazione dei risultati dell'algoritmo e del Metalab si nota che i parametri di bulk density (densità apparente), superficie specifica e densità delle particelle sono simili; pertanto, la sottostima che si rileva con l'algoritmo, nelle lunghezze e nei diametri non è così incidente.

L'applicazione del deep learning per la misura dei parametri geometri-dimensionali del pellet sembrerebbe dare risposte promettenti. C'è tuttavia molto lavoro da svolgere a cominciare da due aspetti:

1. Ottimizzazione del modello con una ricerca del set di iperparametri migliore, in quanto nel nostro studio gli iperparametri sono stati settati ma non è stata fatta alcuna analisi per verificare se siano i migliori, ossia quelli che conducono ad un miglior modello di detection. Essi vanno scelti in modo da garantire la convergenza dell'algoritmo di ottimizzazione verso il minimo errore ottenibile sul validation set. Pertanto, sarebbe opportuno approfondire la detection in funzione degli iperparametri:
  - di minima confidenza e soppressione dei non massimi, che sono fissati rispettivamente a 0.7 e 0.3
  - massimo numero di istanze rilevabile, che per ora è fisso a cento
  - dimensioni del modello
2. Miglioramento algoritmo di "ricucitura" degli output, in quanto nel nostro studio la ricucitura degli output delle reti si è resa necessaria per dare continuità delle predizioni ai bordi dei singoli output. Attualmente la ricucitura è un punto di debolezza dell'approccio sebbene riesca a dare continuità alle predizioni ai bordi dei ritagli nella maggior parte dei casi. Non considerare questa predizione elimina gli errori dovuti alla ricucitura ma produce una sottostima delle predizioni, specialmente dei cilindri di maggior lunghezza. Pertanto, l'algoritmo di ricucitura potrebbe essere migliorato aggiungendo ulteriori o migliori regole di continuità, oppure facendo la predizione di più versioni dell'immagine d'ingresso ritagliata su linee differenti. In quest'ultimo

caso occorrerà valutare la sovrapposizione delle predizioni e definire nuove regole per la scelta o combinazione delle predizioni sovrapposte.

Il raggiungimento di un risultato più preciso ed affidabile, quindi testato in diversi contesti, consentirebbe di mettere a disposizione degli operatori della filiera del pellet un utile strumento di valutazione della qualità geometria del biocombustibile solido.

Inoltre, con la continua riduzione dei costi dei sistemi di rilevamento dell'immagine e dell'elaborazione dati è possibile in un breve futuro implementare questa soluzione a bordo dei sistemi di produzione, logistica o degli impianti termici automatizzando il controllo qualitativo.

## Capitolo 5 : Bibliografia e sitografia

- agroforestali, A. I. e., s.d. *Aria Pulita*. [Online]  
Available at: <http://www.certificazioneariapulita.it/>
- AIEL ENERGIA, 2021. *Agriforenergy*.
- AIEL, 2020. Pellet ENplus: dati sul mercato italiano. Primo in Europa nel residenziale. 4 giugno.
- Anon., 2013. *Consumi energetici delle famiglie\_ISTAT* [Intervista] 2013.
- B.D:Mahaman, H. P. A. S. C. Y., 2003. *DIARES-IPM: a diagnostic advisory Rule-Based Expert System for integrated Pest Management in Solanaceous Crop System*. s.l.:s.n.
- Baù, L., 2018. E' italiano il primato europeo nel consumo di pellet ad uso residenziale. *Agriforenergy*, XXII(2), p. 88.
- Capoluongo, A., 2020. Come il settore Pharma incontra l'intelligenza artificiale. *industry4business*.
- Cjuangang, j. d. X. L. X. W. e. M., 2020. detection and segmentation of iron ore green pellets in images using lightweight U-net deep learning network. *springer*, Volume 32.
- Crisantemi, M., 2021. Deep Learning, che cos'è, a cosa serve e perchè è importante nella manifattura. *innovation (politiche e tecnologie per l'industria)* .
- Emilio, M. d. P., 2018. Intelligenza artificiale, deep learning e machine learning: quali sono le differenze?. *innovation - politiche e tecnologie dell'industria*.
- Fabian Schipfer, L. K. O. O. e. P. L., 2020. The European wood pellets for heating market- Price developments, trade and market efficiency. *elsevier, energy*, Volume 212.
- Gallo, R., 2020. *Awhy*. [Online]  
Available at: <https://www.awhy.it/artificial-intelligence-analisi-di-mercato/>
- Garavaglia, S., 2021. *Osservatori.net digital innovation*. [Online]  
Available at: [https://blog.osservatori.net/it\\_it/artificial-intelligence-italia-mercato-progetti-tecnologie](https://blog.osservatori.net/it_it/artificial-intelligence-italia-mercato-progetti-tecnologie)
- [Consultato il giorno 23 marzo 2021].



Giacomo, C., 2014. *Analisi di pellet di materiale di origine forestale: effetto del contenuto*, Padova : Università degli studi di Padova .

Huling yu, Y. L. H. L. e. Y. Z., 2019. Recognition of wood surface defects with near infrared spectroscopy and machine vision. *forestry research*.

Ian Goodfellow, Y. B. e. A. C., 2016. *Deep Learning*. Massachusetts: The MIT Press.

Igor Grigorev, A. S. S. K. V. B. V. D. I. G. R. D. N. K. D. L. D. A., 2021. Improving the quality of sorting wood chips by scanning and machine vision technology. *journal of forest science*, 67(5), pp. 212-218.

ISTAT, 2013. [Online]  
Available at: <http://dati.istat.it/Index.aspx?QueryId=22918>

J Jagers, S. e. V., 2020. An automted and continuous method fot the optical measurement of wood pellet size distribution and the gravimetric determination of fines. *elservier: Powder technology*, Volume 367, pp. 381-388.

Liao, S.-H., 1195-2004. Expert System methodologies and Appllication. *A decade review* .

Marius Wöhler, D. J. G. R. C. S. S. K. P., 2017. Influenza della lunghezza del pellet sulle prestazioni dei riscaldatori per ambienti a pellet in condizioni operative reali. *Elsevier*, Volume 105, pp. 66-75.

Martin Georg Ljungqvist, M. E. N. B. K. E. e. S. F., 2011. Image Analysis of Pellet Size for a Control System in Industrial Feed Production. *Plosone* .

Microsoft , s.d. *Azure*. [Online]  
Available at: <https://azure.microsoft.com/it-it/overview/artificial-intelligence-ai-vs-machine-learning/#introduction>

Mitchell, M. J. e. T., 2015. "Machine Learning: Trends, perspectives, and prospects". *Science*, 349(6245), pp. 225-260.

progetto fuoco , s.d. *Tutto sulla certificazione EN plus per il pellet*. [Online]  
Available at: <https://news.progettofuoco.com/approfondimenti/certificazione-pellet-en-plus/>

Prospera, 2021. *Prospera- a valmont company*. [Online]  
Available at: <https://www.prospera.ag/technology>  
[Consultato il giorno 28 novembre 2021].

Silvia, S., 2012-2013. *Analisi della qualità di pellet prodotti da legname delle utilizzazioni forestali*. Padova: s.n.

Stelte, 2010.

tecnolgy, B. r., 2015. *Blue river tecnolgy prodotti*. [Online]  
Available at: <https://bluerivertechnology.com/our-products/>

tecnology, b. r., 2015. *Blue River startup*. [Online]  
Available at: <https://bluerivertechnology.com/our-mission/>  
[Consultato il giorno 2021].

Vayssières, R. E. e. M. P., 2000. *Combining Expert System and GIS technology to implement a state-transition Model of Oak Woodlands*. s.l.:s.n.

## Ringraziamenti

Vorrei dedicare questo spazio a chi, con dedizione e pazienza, ha contribuito alla realizzazione di questo elaborato.

Un ringraziamento particolare va al mio relatore prof Roberto Pierdicca che mi ha seguito, con la sua infinita disponibilità, in ogni step della realizzazione dell'elaborato, fin dalla scelta dell'argomento.

Grazie anche al mio correlatore prof Giuseppe Toscano per i suoi preziosi consigli e per avermi suggerito puntualmente le giuste modifiche da apportare alla mia tesi.

Un altro grazie va al dott Felicetti Andrea, che mi ha aiutato a capire cosa significa lavorare con il deep learning, facendomi sentire per qualche istante un informatico.

Grazie anche al dott Balestra Mattia che mi ha supportato in qualsiasi momento della giornata, strappandomi anche parecchi sorrisi quando non vedevo una fine.

Ringrazio infinitamente la mia famiglia, mamma e papà, che mi hanno supportato economicamente in questo cammino, ma che soprattutto mi hanno sopportato e incoraggiato a non abbandonare mai anche nei momenti più difficili.

Ringrazio il mio fidanzato, Gabriele, che mi ha fatto sorridere in ogni momento di sconforto, che ha esultato con me ogni esame passato e che mi ha portato a fare lo shopping terapeutico quando non riuscivo a scrivere. Grazie per tutto il tempo che mi hai dedicato senza rendertene neanche conto.

Un altro grazie va ai nonni, in particolare a nonna Cesira, che appena finivo un esame e la chiamavo mi diceva “la pasta è pronta con il sugo che ti piace o per esultare o per non pensare”. Oltre a lei devo ringraziare anche i nonni che mi hanno protetto da là su lungo tutto questo cammino.

Ringrazio i miei cugini, Mirko, Diego e Silvia che quando gli scrivevo che avevo passato un esame erano sempre pronti per festeggiare. Ringrazio gli zii che quando davo un esame erano più in ansia di me e non vedevano l'ora di sapere come era andata.

Ringrazio anche Federica, Melissa, Giulia e il piccolo Riky che mi hanno sempre regalato un sorriso al momento del bisogno senza neanche accorgersene.

Un altro grazie è per Liana, Franco, Marco, Emanuela, Arianna e Angelica che mi hanno accolto in piena pandemia nella loro casa e mi hanno visto gioire e piangere per gli esami, ma anche arrabbiarmi quando non mi veniva qualcosa.

Ringrazio i miei amici, Teone, Francy, Ali e Noe che oltre a dirmi che sono una pazza mi hanno sempre incitato ad andare avanti e non mollare, anche se ogni tanto si chiedevano come me “ma chi me lo ha fatto fare?”. Ringrazio anche Recca e Giovo, anche se abbiamo preso strade diverse ci siete sempre stati in questo percorso.

Un ringraziamento va anche a Davide, che mi ha non supportato ma sopportato in questi anni di università e soprattutto in questi ultimi mesi di ansie e paranoie.

Grazie a tutti gli amici che ci sono stati in questo percorso.

Poi vorrei ringraziare me stessa, che anche dopo tutti i pianti, le urla e la voglia di abbandonare tutto ha acceso la musica e ha deciso di andare avanti e combattere. Affrontare questo ultimo periodo del mio percorso con il Covid alle porte non è stato facile, grazie a me per avere combattuto sempre.

Vorrei concludere con la frase iniziale di questo elaborato, perché è proprio credendo nei miei sogni che sono arrivata fin qui.

“Il futuro appartiene a coloro che credono alla bellezza dei propri sogni.”

cit Eleanor Roosevelt