



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di laurea triennale in Ingegneria Gestionale

**Tecniche di Machine Learning per l'individuazione di difetti su prodotti
tramite processamento immagini**

**Machine learning techniques for identifying defects on products through
image processing**

Relatore:

Chiar.mo Prof. Maurizio Bevilacqua

Tesi di Laurea di:

Sara Pomponio

Matr. 1090851

Correlatore:

Chiar.mo Ing. Giovanni Mazzuto

A.A. 2020/2021

INDICE

INDICE DELLE FIGURE	5
INTRODUZIONE	6
1. MACHINE LEARNING E TECNICHE DI ADDESTRAMENTO	7
1.1 Cos'è il Machine Learning	7
1.2 Apprendimento del Machine Learning	8
1.2.1 Apprendimento supervisionato	8
1.2.2 Apprendimento non supervisionato	8
1.2.3 Apprendimento semi-supervisionato	9
1.2.4 Apprendimento per rinforzo	9
1.3 Caratteristiche dei dati	9
1.3.1 Campionamento	10
1.3.2 Riduzione dimensionalità	10
1.4 Algoritmi di classificazione	11
1.4.1 Principali algoritmi di classificazione	12
1.4.2 K-Nearest Neighbor	12
1.4.3 Support Vector Machines	12
1.4.4 Classificatore Bayesiano	13
1.4.5 Reti Neurali	14
2. MACHINE VISION	16
2.1 Cos'è la Computer Vision	16
2.2 Come la macchina riconosce gli oggetti	16
2.3 Computer Vision e Deep Learning	17
2.4 Computer Vision nel settore industriale	17
2.4.1 Manutenzione predittiva	18
2.4.2 Analisi della difettosità	19
2.4.4 Sicurezza nei luoghi di lavoro	20
2.5 Machine Vision Camera	20
3. DEEP LEARNING	22
3.1 Cos'è il Deep Learning	22
3.1.1 Architetture Shallow e Deep	22
3.2 Deep Learning all'interno dell'industria 4.0	22
3.2.1 Real-time monitoring e identificazione dei difetti	23
3.2.2 La Predictive Quality	23
3.2.3 Integrazione tra Deep Learning e image processing	24
3.2.4 Il training del Deep Learning	24
3.2.5 IBM Watson IoT	24

4. QUALITY INSPECTION	26
4.1 Metodi di controllo	26
4.1.1 Modello dell'ispezione industriale	26
4.1.2 Stato nell'arte	28
4.2 La struttura di un sistema Quality Inspection	28
4.2.1 Camera Client Application	29
4.2.2 Web Application	29
4.2.3 IBM Watson Visual Recognition	30
4.3 Ridefinizione processi produttivi	30
4.3.1 Ispezione in tempo reale	30
4.3.2 Ispezione di qualità posticipata	31
4.3.3 Classificazioni incerte	31
4.3.4 Retraining del modello	31
4.4 Modello dei dati	32
CONCLUSIONI	34
BIBLIOGRAFIA	35
SITOGRAFIA	35
SITOGRAFIA FIGURE	36

Indice delle figure

Figura 1 Struttura gerarchica IA, Machine Learning e Deep Learning	7
<i>Figura 2: In questa immagine vengono messe a paragone le due tecniche. Si può notare come la tecnica PCA conserva l'informazione mentre la tecnica LDA distingue meglio le due classi.</i>	<i>11</i>
Figura 3 Rappresentazione dell' algoritmo KNN	12
Figura 4 Rappresentazione algoritmo SVM	13
Figura 5 Struttura del Perceptron.....	14
Figura 6 Schema della manutenzione predittiva	18
Figura 7 Esempio di una scansione 3D di un'ispezione di supporti ad alta precisione.....	19
Figura 8 Esempio interfaccia.....	20
Figura 9 CCD a confronto con CMOS	21
Figura 10 Esempio di modello produttivo	27
Figura 11 Struttura sistema Quality Inspection	28

Introduzione

Nell'industria manifatturiera il controllo qualità è considerato parte integrante dei processi produttivi. Questo perché in passato con l'incremento dei volumi di produzione, le aziende si sono trovate a sostenere costi sempre più grandi nella sostituzione dei prodotti difettosi.

Un altro fattore che ha migliorato i processi industriali è l'automazione, che permette il continuo sviluppo delle tecnologie meccaniche e informatiche, determinando la competitività sul mercato.

L'obiettivo di questa tesi è quello di illustrare le diverse tecniche che permettono alle aziende di migliorare il più possibile il controllo qualità, e di rendere tutto questo processo automatizzato.

Nel *primo capitolo* viene illustrato il Machine Learning, che fa parte dell'intelligenza artificiale e permette di creare sistemi che apprendono o migliorano attività, partendo dai dati che riceve in input. Verranno illustrati tutti i metodi di apprendimento esistenti, e poi più nello specifico tutti gli algoritmi utilizzati per svolgere la classificazione.

Nel *secondo capitolo* viene trattato il concetto di Machine Vision, una delle tecniche più utilizzate per svolgere il compito di identificazione dei difetti nelle linee di produzione. Scendendo più nel dettaglio vedremo come la macchina riesce a riconoscere gli oggetti, e come nel settore manifatturiero ha trovato sempre più spazio, analizzando nello specifico i diversi impieghi.

Il *terzo capitolo* descrive il Deep Learning come tecnica che non è classificabile come Machine Learning, quindi andando a contestualizzarla all'interno dell'industria 4.0.

L'*ultimo capitolo* si focalizza molto di più sul concetto di controllo qualità andando ad approfondire la struttura di un sistema Quality Inspection, la ridefinizione dei processi produttivi e anche individuando qual è il modello dei dati.

1. Machine Learning e tecniche di addestramento

1.1 Cos'è il Machine Learning

Questo termine è stato coniato dallo scienziato americano Arthur Lee Samuel nel 1959. La sua definizione è: "un campo di studi che dà ai computer la capacità di imparare senza essere esplicitamente programmati". L'apprendimento automatico consente a un computer di apprendere dall'esperienza; pertanto, c'è apprendimento quando le prestazioni del programma migliorano dopo lo svolgimento di un compito o il completamento di un'azione.

Per comprendere al meglio il concetto di Machine Learning bisogna sottolineare le differenze tra intelligenza artificiale, Machine Learning e Deep Learning:

- *L'intelligenza artificiale (AI)* mira a costruire macchine in grado di svolgere compiti con caratteristiche di intelligenza umana, simulando così le loro capacità cognitive;
- *Il machine Learning (ML)* crea programmi di intelligenza artificiale in grado di scrivere in modo indipendente altri programmi per interpretare i dati e prevedere i risultati;
- *Il Deep Learning (DL)* si riferisce a un gruppo di tecnologie che simulano il processo di apprendimento del cervello umano attraverso una rete neurale artificiale gerarchica. Utilizzando queste tecnologie, è possibile risolvere problemi di machine Learning molto complessi senza la necessità di esplorare e preparare i dati per il passaggio successivo. Ad esempio, li abbiamo trovati in applicazioni come il riconoscimento delle immagini e la comprensione del linguaggio parlato.

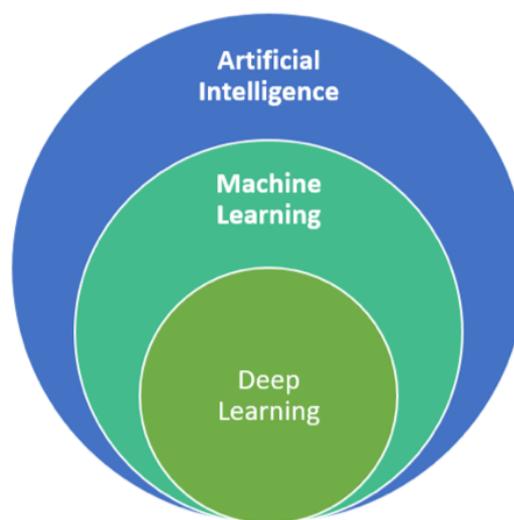


Figura 1 Struttura gerarchica IA, Machine Learning e Deep Learning

Un altro nome legato al Machine Learning è quello di Alan Turing che formulò per primo la necessità di sviluppare algoritmi specifici per mettere realizzare macchine in grado di apprendere. Però i primi sviluppi significativi si palesarono alla fine degli anni Novanta, alla definizione di una serie di tecniche legate a elementi statistici e probabilistici, che permisero al Machine Learning di diventare un campo di studio e ricerca riconosciuto e richiesto per le sue applicazioni. Oggigiorno, il machine Learning è caratterizzato da diverse tecniche di apprendimento, tra cui l'online Learning e la modellazione predittiva.

L'*online Learning* è un segmento dell'apprendimento automatico che studia le tecniche per dei problemi i cui dati diventano disponibili in sequenza uno dopo l'altro, e le decisioni sono prese man mano che un dato diventa disponibile. L'ottimizzazione delle campagne pubblicitarie e delle pagine web fanno parte delle applicazioni di questa tecnica.

Mentre la *modellazione predittiva* è un mix di tecniche che raccolgono una serie di dati e apprende da questi modelli da applicare poi ad altri dati.

1.2 Apprendimento del Machine Learning

Oltre alle tecniche presentate precedentemente in sintesi, ci sono dei sottoinsiemi che consentono una classificazione ancor più dettagliata del Machine Learning come l'apprendimento supervisionato, l'apprendimento non supervisionato, apprendimento semi-supervisionato e apprendimento per rinforzo.

1.2.1 Apprendimento supervisionato

L'apprendimento supervisionato dove gli algoritmi utilizzando modelli già classificati, vale a dire input di cui già si conoscono gli output. L'algoritmo apprende combinando input ad output corrispondenti, compara i risultati per trovare gli errori e poi modificherà il modello di conseguenza. Questo apprendimento viene utilizzato per risolvere problemi di classificazione e di regressione, dove la classificazione si riferisce al processo in cui una macchina è in grado di riconoscere e di categorizzare oggetti visivi e dimensionali da una serie di dati; invece, la regressione fa riferimento a un processo in cui la macchina dà priorità al valore di ciò che sta analizzando in base ai dati attuali, cogliendo la relazione tra due o più variabili.

1.2.2 Apprendimento non supervisionato

Nell'apprendimento non supervisionato, la macchina impara dall'esperienza senza avere dati di riferimento. Vengono forniti serie di dati al sistema senza nessuna indicazione del risultato da ottenere. L'algoritmo deve scoprire cosa gli viene presentato con l'obiettivo di

esplorare i dati e individuare una logica. Questo apprendimento si dice “non supervisionato” perché appunto non ci sono risposte corrette e non c’è una “guida”. Questa tecnica di apprendimento lavora mettendo a paragone i dati e ricercando similarità o differenze. Per questo vengono sottoposti a questo tipo di apprendimento problemi di raggruppamento, dove l’algoritmo apprende nel momento in cui nota una relazione tra i dati, o problemi di associazione, dove l’obiettivo è porgere schemi frequenti e correlazioni fra un circolo di item.

1.2.3 Apprendimento semi-supervisionato

La tipologia di apprendimento semi-supervisionato invece è una via di mezzo tra le due tipologie sopra trattate. Per l’addestramento vengono utilizzati una piccola mole di dati classificati e un più ampio volume di dati non classificati o incompleti, per questa ragione viene definito un modello “ibrido”. Alla macchina viene dato un set di dati, dove alcuni hanno dei rispettivi esempi di output, mentre altri no. L’obiettivo però è quello di individuare delle regole e funzioni per risolvere il problema. Questa tipologia di apprendimento viene utilizzato con metodi di classificazione, regressione e previsione.

1.2.4 Apprendimento per rinforzo

L’apprendimento per rinforzo presenta un algoritmo che si presta ad apprendere attraverso un sistema di valutazione che stabilisce una sorta di ricompensa se l’esecuzione di un compito è corretta. Al contrario verrà stabilita una penalità se l’azione è sbagliata. L’obiettivo di questo apprendimento è di imparare quali sono le azioni migliori da attuare in maniera tale da massimizzare la ricompensa prevista. Infatti, il comportamento e le prestazioni del sistema sono determinati da un meccanismo di ricompensa e penalità. Attraverso questa tecnica l’algoritmo capisce da quali azioni vengono generate ricompense maggiori attraverso esperimenti ed errori; infatti, viene utilizzato nell’ambito della robotica e dei videogiochi, ma anche nello sviluppo delle auto a guida autonoma che imparano a conoscere l’ambiente circostante e adottano un comportamento in base alle situazioni da affrontare lungo il tragitto.

1.3 Caratteristiche dei dati

Per scegliere l’algoritmo giusto dobbiamo far riferimento dalla tipologia di dati che abbiamo a disposizione, per esempio tipologie di dati complessi come immagini e suoni iniziano l’elaborazione dal valore che assumono per ogni singolo componente, sia esso un pixel o un valore d’onda in un certo intervallo di tempo. Gli attributi, le caratteristiche o le

dimensioni sono caratteristiche dei dati che l'algoritmo di Machine Learning considera per determinare il risultato. Nelle strutture dati semplici come le tabelle, le caratteristiche sono le colonne della tabella; per le immagini, le caratteristiche possono essere la forma o il colore del bordo dell'oggetto.

Analizzare una grande quantità di dati potrebbe risultare faticosa per quanto riguarda l'impossibilità di raccogliarli o dai limiti dell'algoritmo, come nel caso delle reti neurali che vanno ad esaminare le immagini con risoluzione non superiore ad un valore preimpostato. A riguardo esistono tecniche per aggregare i dati.

1.3.1 Campionamento

Avendo a disposizione una grossa mole di dati la scelta più adeguata sarà quella di campioni rappresentativi, che sono un insieme di elementi dotati di caratteristiche simili all'insieme dei dati originali. Il campionamento sarà caratterizzato dal fatto che ogni elemento ha la stessa probabilità di essere estratto, che modificherà la probabilità di selezione degli elementi ed elimina i duplicati, e che i dati originari saranno divisi in base ai loro attributi e verranno campionati a partire dai sottoinsiemi.

1.3.2 Riduzione dimensionalità

La Dimensionality reduction è una tecnica di mapping dei dati. È utile per eliminare le informazioni in eccesso da un set di dati nell'apprendimento automatico, che è più o meno correlato al problema da risolvere. Gli obiettivi dell'algoritmo sono due: eliminare il rumore dei dati e combinare le informazioni correlate. Per far ciò si fa riferimento a delle tecniche di riduzione della dimensionalità:

- **Principal Component Analysis** questa tecnica include la mappatura lineare non supervisionata dei dati. Chiamata anche tecnologia KL (Karhunen Loeve). L'obiettivo di questa tecnica è determinare la dimensione che meglio rappresenta il modello.
- **Linear Discriminant Analysis** la tecnologia LDA è una mappatura di dati lineari supervisionata. L'obiettivo di questa tecnologia è determinare la dimensione che può meglio distinguere i modelli.

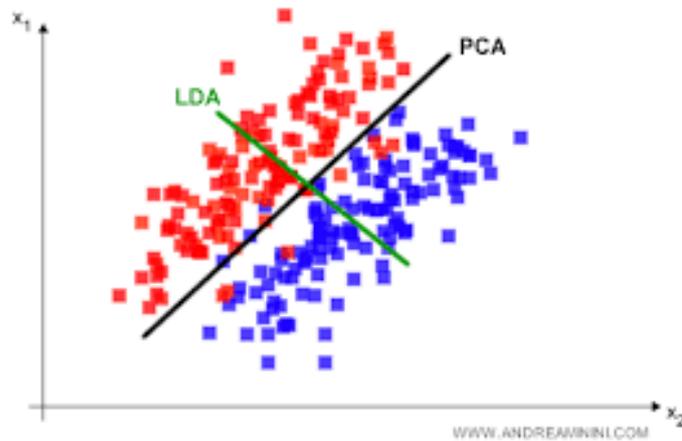


Figura 2: In questa immagine vengono messe a paragone le due tecniche. Si può notare come la tecnica PCA conserva l'informazione mentre la tecnica LDA distingue meglio le due classi.

1.4 Algoritmi di classificazione

Gli algoritmi di classificazione fanno parte al metodo di apprendimento supervisionato e si occupano della definizione di un modello matematico, detto classificatore, che va ad assegnare ad ogni oggetto una delle classi definite in fase di training. La scelta dell'algoritmo va in base al problema preso in esame; infatti, questo è caratterizzato da diverse proprietà:

- *Accuratezza*, importante perché è indicatore della sua abilità di anticipare la classe obiettivo delle osservazioni future, inoltre in base ai valori dell'accuratezza è possibile confrontare i modelli diversi per selezionare il classificatore con la performance migliore
- *Velocità*, solitamente i metodi di classificazione sono rappresentati da tempi lunghi di computazione che vengono applicati a training set di dimensioni scarse ricavati da set più grandi.
- *Robustezza*, un metodo è definito robusto se le proprietà precedentemente elencate non dipendono dalla scelta di training set e dal test set e se ha la competenza di gestire dati mancanti o outliers.
- *Scalabilità*, dipende dalla velocità computazionale e fa riferimento alla capacità di apprendere da data sets grandi
- *Interpretabilità*, dato che il compito del classificatore è interpretare e predire, allora le regole generate devono essere semplici e di facile comprensione dagli esperti.

1.4.1 Principali algoritmi di classificazione

Per quanto riguarda l'elaborazione delle immagini gli algoritmi più utilizzati sono K-Nearest Neighbor, Support Vector Machines, Classificatore Bayesiano e Reti Neurali.

1.4.2 K-Nearest Neighbor

Il KNN fa parte alla famiglia dell'apprendimento supervisionato, viene utilizzato quando ci sono problemi di tipo predittivi di classificazione con regressione. Questo algoritmo individua l'etichetta della classe prevista in base a un tipo di distanza, che può essere euclidea, piuttosto che quella di Hamming, di Manhattan o Minkowsky; una volta calcolata viene portata l'etichetta della classe di maggioranza dell'insieme delle istanze k selezionate. Se k è piccolo verrà limitata la regione di previsione e di conseguenza il classificatore sarà più limitato, mentre un k grande va a ridurre l'impatto di variazione causato da un errore casuale e si rischia di ignorare dei dettagli che potrebbero essere rilevanti.

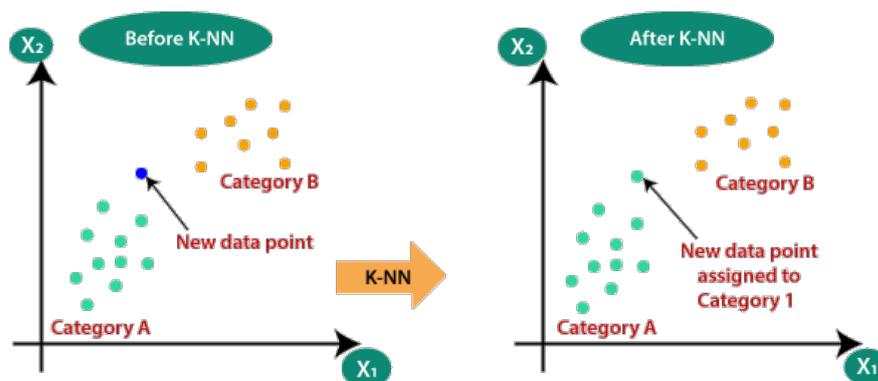


Figura 3 Rappresentazione dell'algoritmo KNN

1.4.3 Support Vector Machines

L'SVC ha come obiettivo l'identificazione dell'interpiano che va meglio a dividere i vettori di supporto in classi, per far ciò vengono svolti due passaggi. In primis si cerca un interpiano linearmente separabile che appunto separa i valori di una classe dall'altra. Nel caso in cui esiste più di un interpiano si prende in considerazione quello che ha il margine più alto con i vettori di supporto. Se invece l'interpiano non esiste, l'algoritmo utilizzerà una mappatura non lineare per trasformare i dati di allineamento in una dimensione superiore, così da ottenere due classi da dividere con un interpiano.

L'interpiano ottimale sarà:

$$\vec{w}\vec{x} + w_0 = 0$$

W è il vettore peso, x il vettore caratteristico in input e w_0 il bias.

Pertanto, si può dire che in n dimensioni un iperpiano di separazione è una combinazione lineare di tutte le dimensioni uguagliate a zero.

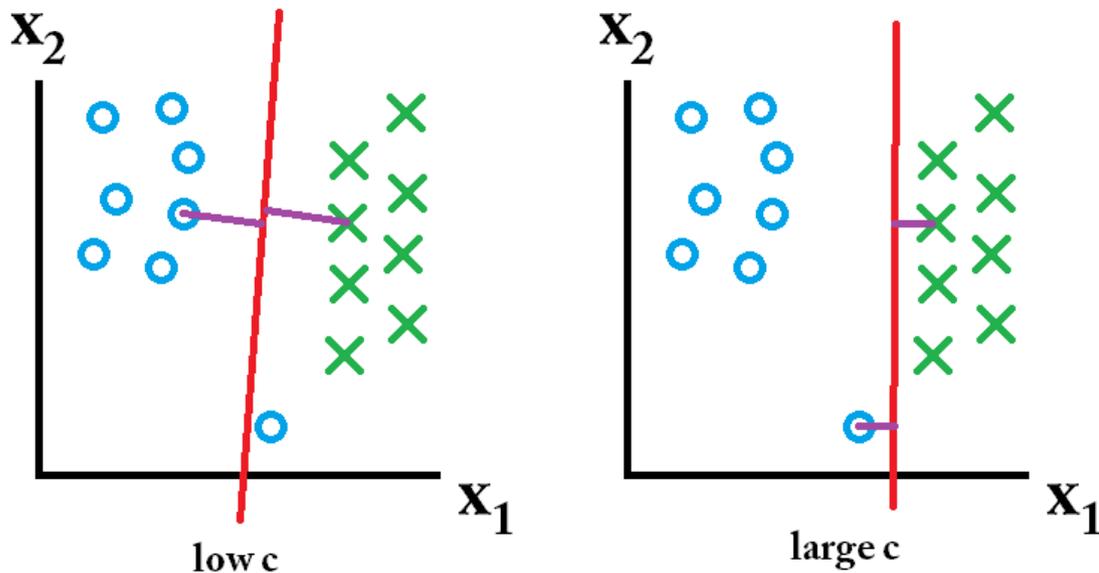


Figura 4 Rappresentazione algoritmo SVM

1.4.4 Classificatore Bayesiano

Questo classificatore si basa sul Teorema di Bayes:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

Dove A e B sono uguali a $\langle x_1, x_2, \dots, x_k \rangle$ e sono le variabili casuali rappresentanti l'etichetta di classe e il dato da classificare.

$P(B)$ è costante per tutte le A , pertanto, non è utile per la previsione della classe.

$P(A)$ è la frequenza della classe A nel training set (N_A/N).

$P(A|B)$ è la probabilità che il dato B appartenga alla classe A . Per questo bisogna trovare questo valore applicando la formula descritta sopra.

$P(B|A) = P(x_1, x_2, \dots, x_k|A)$ è calcolabile diversamente in base alle assunzioni fatte sull'indipendenza statistica tra gli attributi di un dato. L'ipotesi Naïve dell'indipendenza statistica è:

$$P(B|A) = P(x_1|A)P(x_2|A) \dots P(x_k|A)$$

Semplificando il calcolo di $P(x_k|A)$ per ogni attributo k :

$$P(x_k|A) = |x_{kC}|/N_C$$

Dove $|x_{kC}|$ è il numero di dati che assumono il valore $|x_k|$ e appartengono alla classe A . Il vantaggio di questo algoritmo è che aggiornabile incrementato sia il numeratore che il denominatore di uno.

1.4.5 Reti Neurali

Le reti neurali Neural Network ricordano molto il funzionamento dei neuroni biologici, nello specifico sono un modello matematico-computazionale costituito da neuroni artificiali connessi tra loro. Questa rete che va a formarsi è costruita su più livelli:

- Input layer costituito dai neuroni d'ingresso dei dati
- Hidden layer, sarebbero i neuroni intermedi dove è possibile trovare uno strato nascosto detto deep learning neural network.
- Output layer costituito dai neuroni con i dati in uscita.

Questi livelli sono tutti interconnessi tra di loro, quindi i dati che si ricevono in ingresso vengono poi "passati" negli altri livelli. Molto importante è il numero dei livelli intermedi perché determinano la potenzialità di calcolo e la complessità della rete. L'algoritmo più utilizzato è il Perceptron.

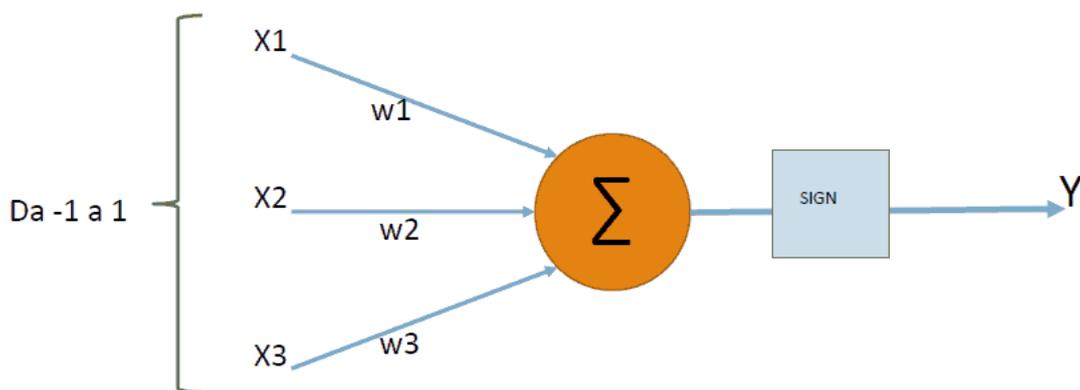


Figura 5 Struttura del Perceptron

Come input viene dato il vettore X e viene fatto il prodotto scalare con il vettore dei pesi W . Il risultato che si otterrà è la somma pesata dagli attributi del dato in input a cui è sommato un offset come parametro. Successivamente viene applicata una funzione di attivazione a ciò che è stato calcolato e da ciò si otterrà l'output. La funzione di attivazione utilizzata è quella sigmoide definita come:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Il fatto che l'output non sia lineare determinerà una maggiore profondità di apprendimento del modello. I neuroni si andranno a disporre in maniera parallela, suddivisi in livelli, ciò aumenterà il numero dei pesi e di conseguenza il dettaglio nell'analisi degli attributi dei dati, per di più la presenza di più livelli aumenterà la non linearità del modello. Per costruire un modello NN si determinano casualmente l'insieme dei pesi e i valori di offset per ogni nodo, attraverso, poi, un approccio iterativo si aggiorneranno i valori inizialmente esplicitati.

Si determinerà un record training set per volta nella fase di Forward Propagation, si andranno a calcolare gli output per ogni perceptron così da avere il vettore di confidenza delle classi. Si andranno a confrontare l'output previsto con quello ottenuto e si otterrà l'errore utilizzato nella fase di Backpropagation. Successivamente verranno aggiornati i pesi e gli offset di ogni perceptron, questo processo si ripeterà fin quando non verrà raggiunta la convergenza. La fase di Backpropagation è attuata con l'algoritmo di discesa del gradiente, dove la minimizzazione dell'errore precedentemente calcolato viene effettuato con il calcolo del gradiente dei pesi. La regola di aggiornamento dei pesi è:

$$w_i \leftarrow w_i - \eta \frac{\partial L}{\partial w_i}$$

Dove la derivata è quella della Funzione Loss rispetto al peso da aggiornare e η è il parametro di rapidità di discesa del gradiente.

Il vantaggio principale di questo algoritmo è l'accuratezza raggiunta alla fine della fase di training, inoltre abbiamo la resistenza a training set fino al 15% dei dati outliers, mentre tra gli svantaggi troviamo l'irrepetibilità del modello e l'alto numero di risorse computazionali necessarie che può essere migliorato con le tecniche di elaborazione parallela eseguite su processori grafici.

2. Machine Vision

2.1 Cos'è la Computer Vision

La visione artificiale è lo studio interdisciplinare che si occupa della comprensione di come i computer possono ridurre i processi dell'apparato visivo umano. Quindi non si tratta solo di acquisire immagini statiche o animate, ma di identificarle, riconoscerle ed estrarre informazioni utili per il processo decisionale. La visione più complessa per la Computer Vision è la visione high level, ovvero immagini 2D che riescono a svilupparsi, costruire e analizzare un intero contesto 3D dove l'immagine verrà immessa. Ogni immagine digitale è scomponibile in puntini, pixel, dove le unità minime della superficie dell'immagine va a costituire una matrice 2D o 3D. le dimensioni dell'immagine dipende dal numero di righe e di colonne della matrice, mentre il colore dal numero o dalla terna di numeri associati ad ogni pixel, questo tipo di rappresentazione è chiamata raster.

Un altro modo per rappresentare un'immagine digitale è con il metodo vettoriale. L'immagine viene descritta con equazioni matematiche che descriveranno punti, linee, segmenti e triangoli, ovvero le primitive geometriche. In entrambi due casi di rappresentazione il computer avrà un insieme di numeri che costituirà l'immagine digitale.

Per quanto riguarda un sistema di visione artificiale, l'immagine viene prelevata attraverso un sensore, che può essere fotosensibile, termografico o radar, questo produce un segnale in uscita che verrà inviato al computer che a sua volta lo digitalizzerà e memorizzerà. In questo caso l'immagine verrà letta, ma prima verrà pre-processata dal software (resa idonea), successivamente verrà elaborata in senso stretto, ovvero verranno estratte le caratteristiche che ci interessano. Il risultato verrà messo a confronto con il modello di riferimento (high level) e verrà utilizzato per prendere le decisioni (decision marking).

2.2 Come la macchina riconosce gli oggetti

Il processo di riconoscimento di un oggetto non è molto diverso da quello del riconoscimento di un'immagine. Quando il software capta un oggetto tridimensionale, realtà "vede" una grande serie di attributi vettoriali legati all'immagine catturata. Viene calcolata la dimensione, le rotazioni e vengono tracciate tutte le caratteristiche di superficie e luminosità, tutto questo porta la macchina a decidere se ciò che sta vedendo è per esempio un umano o un oggetto.

Per avere la certezza che si tratti di un oggetto, il software deve essere addestrato con un vasto database visivo, ciò avviene tramite il Deep Learning in connessione con una rete neurale convolutiva che permette all'intelligenza artificiale di imparare in modo indipendente.

L'utilizzo di una rete neurale convolutiva è dettato dal fatto che ogni strato di neuroni può influenzare un altro. Infatti, la macchina quando focalizza un oggetto lo dispone in una griglia poligonale così da elaborare i pixel dell'immagine visualizzata. Vengono determinati i punti chiave che verranno poi approfonditi e analizzati da strati della rete neurale artificiale.

2.3 Computer Vision e Deep Learning

Una rete neurale artificiale è un sistema di calcolo matematico che funziona mediante connessioni, perché in una rete naturale ogni neurone è connesso a decine di migliaia di neuroni. La rete è plastica, cioè modifica il peso delle sue connessioni sinaptiche in base alle informazioni visualizzate durante la fase di apprendimento. Le reti neurali convoluzionali si sono dimostrate le più efficaci nell'identificazione di oggetti nella visione artificiale e si ispirano alla corteccia visiva animale. Si tratta di una rete "feedforward", ovvero il flusso di informazioni si sposta solo in avanti, senza loop, dall'ingresso all'uscita. Una rete neurale convoluzionale è composta da 5 livelli: il livello di input, come i pixel dell'immagine da analizzare; il livello convoluzionale, che riconosce diversi pattern nell'immagine; il livello "ReLU-Rectified Linear Units", che annulla il negativo valori ottenuti il livello prima della "correzione"; il livello "pool", che identifica se la caratteristica analizzata esiste nel livello precedente; il livello "Completamente connesso", che è completamente connesso, collega tutti i neuroni precedenti e identifica il "trovato" in base alla classe di identificazione della probabilità. La rete neurale convoluzionale è un'architettura di deep learning, in cui ogni livello della rete calcola il valore del livello successivo per un'elaborazione delle informazioni sempre più raffinata.

Come tutte le reti neurali, sono anche ottime "scatole nere": possono essere alimentate all'ingresso, imparare con esse e attendere l'uscita, senza "interferire" nell'elaborazione.

2.4 Computer Vision nel settore industriale

Nell'ultimo periodo la Computer Vision ha trovato posto sempre di più nel settore manifatturiero grazie alla disponibilità di soluzioni integrabili sulle linee di produzione, questo perché integrano i sistemi per individuare le immagini con i software per la loro analisi. I casi d'uso di soluzioni informatiche tracciabili o di visione artificiale possono essere riassunti in quattro famiglie:

- Manutenzione predittiva

- Analisi e controllo della difettosità
- Scansione e lettura di codici a barre
- Sicurezza nei luoghi di lavoro

2.4.1 Manutenzione predittiva

Nel settore manifatturiero, i tempi di fermo non pianificati sono una possibilità che può influire sulla produttività e sui tempi di consegna e ha un impatto negativo sull'intera catena di fornitura, nonché sull'immagine e sulla reputazione aziendale. Pertanto, è molto importante assicurarsi che la macchina sia sempre in perfette condizioni di lavoro.

L'ispezione manuale e il monitoraggio di ogni singola attrezzatura sono costosi, sia in termini economici che di tempo e soggetti a errori. Pertanto, non sorprende che nei settori in cui il grado di automazione è in aumento, come quello manifatturiero, la tecnologia sia la soluzione che può passare dalla manutenzione passiva alla manutenzione predittiva più significativa. In particolare, il sistema di visione può svolgere efficacemente le necessarie attività di ispezione.

Equipaggiando i robot sulle linee di produzione è possibile catturare immagini di ogni macchinario, mandarle al cloud, compresi i dati relativi ai parametri di funzionamento. Da ciò i responsabili di produzione trarranno informazioni utili riferiti ai guasti o malfunzionamenti, al fine di apportare correzioni per evitare un guasto imprevisto.

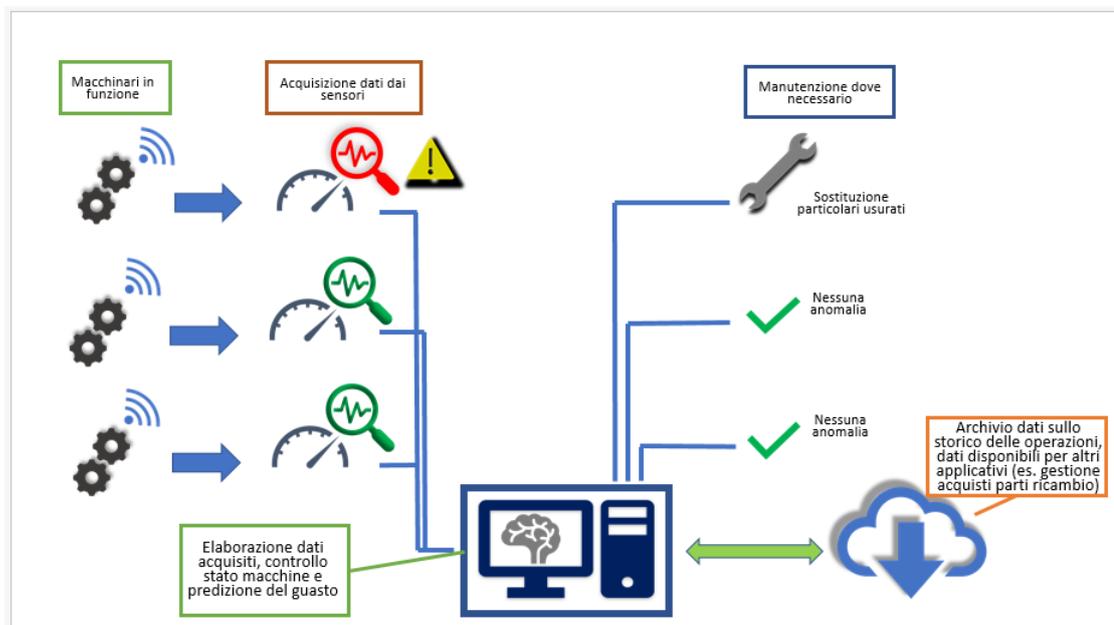


Figura 6 Schema della manutenzione predittiva

2.4.2 Analisi della difettosità

Per soddisfare al meglio il cliente bisogna limitare il più possibile i problemi del post-vendita; infatti, le ispezioni lungo la fase di produzione e il controllo qualità del prodotto finito sono mansioni indispensabili. Pertanto, utilizzando sistemi di visione artificiale le aziende ottimizzano i processi di ispezione e di controllo qualità, attraverso misurazioni accurate. Questo avviene perché le macchine catturano le immagini e le inviano attraverso il cloud per l'elaborazione al personale interessato così da rendersi conto di eventuali difetti prima di terminare la linea di produzione.



Figura 7 Esempio di una scansione 3D di un'ispezione di supporti ad alta precisione

2.4.3 Scansione e lettura dei codici a barre

Nella gestione del processo produttivo il codice a barre introdotto nuovi livelli di efficienza e affidabilità. Ciononostante, i sistemi di visione artificiale possono migliorare ancora di più la situazione: si tratta di sostituzione scanner manuali, con sistemi di visione artificiale combinati con il riconoscimento ottico dei caratteri (OCR), il riconoscimento ottico dei codici a barre (OBR) con altre tecnologie di elaborazione delle immagini, al fine di arrivare ad un processo del tutto automatizzato, con la certezza che tutti gli oggetti si troveranno al momento giusto nel posto giusto della linea di produzione.

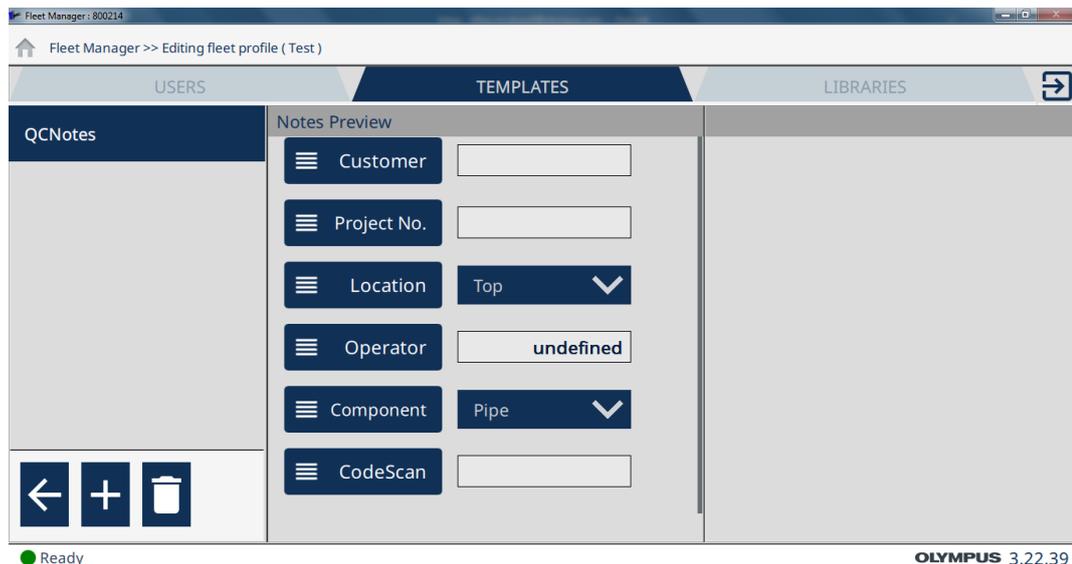


Figura 8 Esempio interfaccia

2.4.4 Sicurezza nei luoghi di lavoro

Gli incidenti sul luogo di lavoro, tutt'ora sono frequenti sempre a causa di misure di sicurezza non adeguate o sufficienti. La visione artificiale può contribuire all'aumento della sicurezza degli operai, questi sono in grado di catturare le immagini dell'impianto, dei lavoratori e anche delle loro azioni, così in caso di pericolo riescono a segnalare situazioni di pericolo evitando così gli incidenti.

2.5 Machine Vision Camera

Queste camere sono disposte in più fasi della linea di produzione e vengono collegate a computer edge attraverso USB o Ethernet. Queste sono caratterizzate soprattutto dal tipo di sensore montato, il sensore d'immagine è un componente elettronico con forma rettangolare ed ha il compito di immagazzinare i fotoni, e a seconda dell'intensità convertire la luce in segnali elettrici. Si hanno due categorie: Charge Coupled Device (CCD) e Complementary MOS (CMOS).

Il CCD ha il sensore che è da una matrice di photosites, da dove vengono estratte le informazioni per ogni riga. I dati vengono fatti passare prima in un amplificatore e successivamente in un convertitore analogico digitale (ADC). Questa tecnologia permette di fornire un'alta qualità delle immagini e anche alte risoluzioni.

Il CMOS è una tecnologia meno onerosa e permette di avere dentro il sensore elementi che nel CCD sono separati da esso, come il convertitore ADC. Questa procedura va a ridurre il fill factor, cioè quanti fotoni che urtano il sensore sono acquistati, ciò porta ad avere la necessità di tempi di esposizione maggiori.

Nei sensori è presente anche del rumore causato a delle imperfezioni del circuito, ciò è migliorabile attraverso dei filtri anche se causeranno dei ritardi nell'acquisizione delle immagini.

La scelta della giusta camera va fatta in base all'analisi di diversi parametri, quali:

- Sensibilità ai colori, dove un sensore monocromatico è sufficiente per stabilire colori nella scala dei grigi, mentre un sensore a colori permette di acquisire lo spettro elettromagnetico visibile.
- Risoluzione, la scelta di dispositivi ad alta risoluzione può essere dovuta dall'esigenza di procedere ad un'analisi dei dettagli di un'immagine.
- Frame Rate, dato che i nastri trasportatori di una linea di produzione hanno una certa velocità, il tasso di immagine acquisite al secondo può essere un parametro importante affinché possano presentarsi casi di blurring dell'immagine
- Modalità di esposizione, se prendiamo in esame i sensori CCD l'unica modalità di esposizione è Global Shutter, invece nei sensori CMOS si può scegliere tra Global e Rolling Shutter. Il Global Shutter è la modalità in cui tutti i photosites acquisiscono la luce in un determinato tempo e trasferiscono informazioni acquistate. Mentre il Rolling Shutter vengono esposte varie parti del sensore nel tempo.

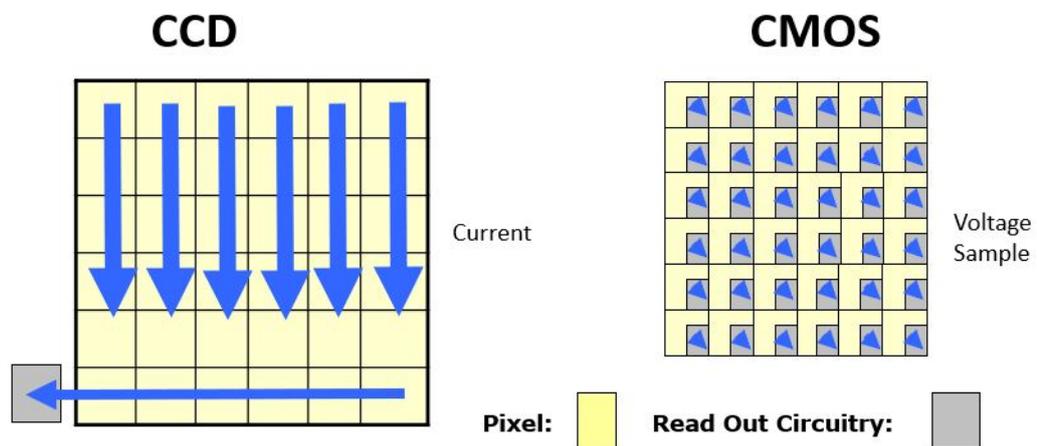


Figura 9 CCD a confronto con CMOS

3. Deep Learning

3.1 Cos'è il Deep Learning

Il Deep Learning è una potente forma di apprendimento automatico che permette ai computer di risolvere problemi percettivi come, per esempio, il riconoscimento delle immagini e del parlato. Questi metodi, come anche le reti neurali artificiali profonde, usano più livelli di elaborazione per scoprire modelli e strutture di insiemi di dati molto ampi. Ogni livello impara un concetto su cui si baserà il livello successivo (più è alto il livello più è astratto il concetto appreso). Il Deep Learning è importante nel contesto dei big data, perché estrae informazioni di alto livello da set di dati molto ampi.

3.1.1 Architetture Shallow e Deep

Nel contesto del riconoscimento delle immagini, c'è una distinzione tra le tecniche chiamate "shallow", ovvero superficiali, e quelle chiamate "deep", cioè profonde, e questa risiede nella fase di estrazione delle caratteristiche.

Un classificatore di immagini tradizionale è costituito da una fase di estrazione delle caratteristiche, partendo dall'input e da una fase dove viene fornito un generico classificatore di dati relativi alle caratteristiche dell'oggetto. Le tecniche come SIFT (Scale Invariant Feature Transform) e HOG (Histogram of Oriented Gradients) hanno l'obiettivo di estrarre le caratteristiche per l'individuazione degli oggetti, facendo riferimento ai gradienti e pertanto, sul riconoscimento dei bordi. Queste tecniche sono progettate a mano, ovvero non si verifica una fase di apprendimento automatico dei dettagli dell'oggetto; tant'è che le tecniche vanno create in base al tipo di oggetto da riconoscere.

Un classificatore deep è privo della componente che si occupa dell'estrazione delle caratteristiche, mentre la struttura gerarchica a più livelli elabora da sé le caratteristiche di basso livello e le trasforma in caratteristiche di alto livello fino ad avere il risultato di confidenza delle classi.

3.2 Deep Learning all'interno dell'industria 4.0

Coma abbiamo già capito dai capitoli precedenti, l'importanza della competitività nazionale ed estera, oggi dipende soprattutto dalla qualità dei prodotti.

I consumatori hanno sempre l'aspettativa di comprare prodotti sempre di alta qualità, ciò non è sempre soddisfatto da parte delle aziende. Il fatto che i tempi di produzione siano ridotti fa sì che anche il time-to-market vada a diminuire, tutto ciò si ripercuote sui processi manifatturieri.

I responsabili, di conseguenza, sono portati a lavorare a ritmi più elevati e spesso accade che il cliente rimane deluso dalla qualità del prodotto o perché un prodotto è difettoso, tutto ciò si ripercuote sull'azienda.

Sono presenti quattro tipi di conseguenze:

- Conseguenze materiali che portano a costi aggiuntivi per quanto riguarda lo smaltimento dei materiali e ad un aumento del costo della produzione.
- Conseguenze immateriali che riguardano la sostituzione e i richiami di prodotto.
- Conseguenze finanziarie perché accade che le consegne vengano ritardate.
- Conseguenze intangibili rappresentate dalla perdita di fiducia da parte del cliente, reclami, passaparola negativo e rovinare l'immagine del marchio.

Le industrie sono consapevoli dell'efficienza di approcci zero defect manufacturing. Infatti, stanno prendendo sempre più piede. L'utilizzo di questi sistemi impiega tecnologie IoT e Deep Learning per eliminare i difetti ed evitare che si presentino in futuro.

3.2.1 Real-time monitoring e identificazione dei difetti

Nella piattaforma è inserito il sistema di rilevamento intelligente, che prevede l'utilizzo di una tecnologia di elaborazione delle immagini da applicare alla telecamera o videocamera sulla linea di produzione, dotata di un sistema di allarme e di un attuatore. Una volta rilevato un problema, il sistema indicherà in tempo reale all'operatore le misure da adottare per eliminare il componente non conforme ed intervenire sulla sua causa, impedendo così che il difetto si propaghi alla successiva fase di lavorazione. I dati di feedback così ottenuti vengono spesso utilizzati per guidare al meglio il processo di progettazione e sviluppo in un'ottica di miglioramento continuo.

Il principio alla base di questa visualizzazione è di disporre di tutti gli strumenti possibili in grado di rilevare i dati da analizzare secondo un pattern definito in grado di intercettare la più piccola deviazione dal protocollo definito al livello con la massima accuratezza e la massima velocità. In questo modo è spesso possibile per la comunità produttiva e operativa intervenire nel sistema per ridurre al minimo gli sprechi e riportare la produzione a livelli di qualità standard nel più breve tempo possibile.

3.2.2 La Predictive Quality

L'automazione completa del controllo qualità è una sfida importante per le aziende manifatturiere, soprattutto perché le ispezioni si basano principalmente sull'esperienza maturata dai tecnici del settore. Tuttavia, l'apprendimento automatico è un prezioso alleato. Il

deep learning e il machine learning possono supportare efficacemente gli operatori professionali nell'identificare in anticipo possibili cause di difetti di produzione, come variazioni di temperatura e umidità. Ovviamente, ragionare allo scopo di prevenire i difetti piuttosto che correggerli sembra essere un'opzione fattibile e desiderabile. Questo spiega perché si sente sempre più parlare della qualità delle previsioni nell'industria manifatturiera, il che dimostra che la combinazione di visione artificiale e deep learning ha spinto le tecniche di ispezione tradizionali all'ultimo piano e supporta metodi a zero difetti.

3.2.3 Integrazione tra Deep Learning e image processing

L'elaborazione delle immagini è combinata con l'uso di un sistema cognitivo che elabora le informazioni acquisite per cercare correlazioni non ovvie, segno di possibili problemi in futuro. Pertanto, non consideriamo più il rilevamento tempestivo di parti difettose, ma la prevenzione dei difetti. In questo senso, le attività di addestramento degli algoritmi sono fondamentali: i risultati delle raccomandazioni degli algoritmi vengono esaminati da tecnici professionisti del controllo qualità, che approvano questi risultati o suggeriscono le modifiche necessarie.

3.2.4 Il training del Deep Learning

Più sono precisi i dati immessi nella fase di training più i risultati saranno precisi.

Nel tempo, l'algoritmo sarà in grado di suggerire azioni in modo completamente autonomo per migliorare l'efficacia e l'efficienza del processo di controllo della qualità.

Svariate ricerche, infatti, hanno portato alla luce i vantaggi raggiunti riguardo la riduzione del down time di fabbrica, dei costi di manutenzione delle macchine e oltretutto il fatto che si verifica sempre più spesso un aumento della qualità dei prodotti.

3.2.5 IBM Watson IoT

L'evidenza della ricerca IBM mostra che più della metà dei controlli di qualità del prodotto include la conferma visiva. L'ispezione visiva assicura che tutte le parti del prodotto abbiano la forma perfetta, la posizione corretta, il colore corretto e la consistenza corretta. A causa dei tipi e delle quantità di componenti e prodotti che passano attraverso la linea di produzione ogni minuto, è molto difficile automatizzare le ispezioni visive. Attraverso Watson e Power AI, IBM mira a fornire supporto ai tecnici del controllo qualità attraverso un esercito di "assistenti cognitivi" digitali che scansionano i componenti e i semilavorati trasportati in officina per trovare difetti e difetti.

Gli algoritmi di Watson automaticamente captano difetti come crepe, graffi,

fessure o bolle e segnalano al tecnico che si occuperà di rimediare. Per far ciò basta caricare un'immagine campione nell'algoritmo Watson, questo analizzerà le immagini di tutti i pezzi che passeranno sotto la fotocamera, gli algoritmi individueranno quali sono difettosi in base ai dati inseriti nella fase di addestramento. Già nella fase di allenamento il sistema è capace di ridurre i tempi di validazione della qualità della produzione dell'80% e gli errori del 10%.

4. Quality Inspection

Il controllo qualità ha l'obiettivo di valutare che un prodotto sia conforme, ciò è determinato sia da come è stato progettato che da quanto sia simile alle specifiche del progetto. Il controllo avviene durante la produzione o successivamente, questa fase viene svolta dai supervisori specializzati, che attraverso una valutazione ad occhio e con misurazioni decidono se i prodotti sono da scartare o no. Il riconoscimento dei difetti non è un fallimento perché servirà in futuro per minimizzare i problemi di qualità che potrebbero presentarsi. Questo avviene perché i dati riguardo ai difetti sono mandati ai manager, che vanno ad analizzare l'ambiente di produzione per limitare o eliminare del tutto ciò che causa il difetto, ciò è definito come Quality control.

4.1 Metodi di controllo

Gli approcci per valutare i prodotti che sono più all'avanguardia:

- Ispezione completa, dove sono analizzati tutti i prodotti, non è una soluzione praticabile per grandi quantità.
- Ispezione statistica, dove i prodotti sono scelti a caso, pertanto i parametri saranno la frequenza e la dimensione dei campioni scelti.
- Statistical Process Control (SPC), questo approccio si basa sulle statistiche dei difetti rilevati, si misurano e si assegnando delle probabilità di errore nelle fasi di produzione, così da definire un modello. I control chart e i diagrammi Causa-Effetto sono gli strumenti che vengono usati per tentare di prevenire gli errori di produzione.

4.1.1 Modello dell'ispezione industriale

La scelta della strategia dipende fortemente dai numeri della produzione, ai processi di dimensioni grandi solitamente viene applicata la Statistical Process Control.

Per quanto riguarda la produzione di unità ridotte (short-runs) prevedono un approccio di riduzione dei costi complessivi prevedendo dei controlli in fasi non controllate. Questo modello viene rappresentato da un grafico di step produttivi. Gli errori che si potrebbero ottenere sono i falsi positivi e i falsi negativi, i primi si ottengono quando un prodotto privo di difetti viene scartato, i secondi quando un prodotto difettoso non viene considerato tale.

I parametri del modello sono:

- p_i : probabilità di un errore al passo i
- pFP_i : probabilità che si verifichi un falso positivo
- pFN_i : probabilità che si verifichi un falso negativo

Il calcolo risulta tutt'altro che semplice, perché il primo parametro dipende dalla qualità della produzione e gli altri due parametri dipendono dalla qualità del controllo.

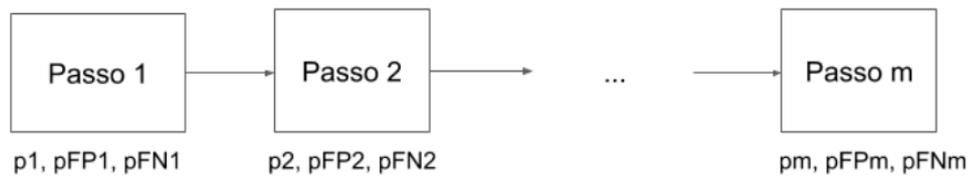


Figura 10 Esempio di modello produttivo

In questo modello la probabilità di rilevare un difetto è:

$$P_i (\text{rileva difetto}) = p_i (1 - p_{FN}) + (1 - p_i) p_{FP}$$

Invece la probabilità di non rilevarlo:

$$P_i (\text{non rileva difetto}) = p_i p_{FN} + (1 - p_i) (1 - p_{FP})$$

Una misura dell'efficienza del sistema di ispezione è data dalla media percentuale dei difetti non rilevati lungo tutte le fasi del processo di produzione:

$$EFF = \sum_1^m p_i p_{FN}$$

I costi che si incontreranno lungo il processo produttivo sono:

- costi di valutazione (c_i)
- costi di prevenzione (cP_i)
- costi di prevenzione non necessari (cFP_i)
- costi di mancata prevenzione (cFN_i)

Il costo per ogni passo produttivo è dato dalla seguente formula:

$$C_i = c_i + cP_i \cdot p_i \cdot (1 - p_{FN}) + cFP_i \cdot (1 - p_i) \cdot p_{FP} + cFN_i \cdot p_i \cdot p_{FN}$$

Invece il costo totale della quality inspection si ha sommando per ogni i di c_i .

Per far sì che il sistema quality inspection sia valido, bisogna far sì che i costi di prevenzione non necessari e di mancata prevenzione siano limitati il più possibile. Le spese da sostenere per un falso negativo sono superiori rispetto a un falso positivo, pertanto bisogna equilibrare questi errori.

4.1.2 Stato nell'arte

Attualmente il controllo di qualità sono alla base di un'azienda che ha come punto di forza, appunto la qualità.

Uno strumento utilizzato per evitare i problemi di produzione dal principio è la dashboard. Questa deve essere facilmente accessibile e consultabile dai manager, così da semplificare il lavoro di analisi e correzione dei problemi nei processi. Un ulteriore accorgimento sarebbe quello di automatizzare i sistemi di controllo per ridurre gli errori umani e aumentare la competitività.

4.2 La struttura di un sistema Quality Inspection

Le componenti del sistema sono tre: la Web Application, il client e il servizio deep learning fornito da IBM.

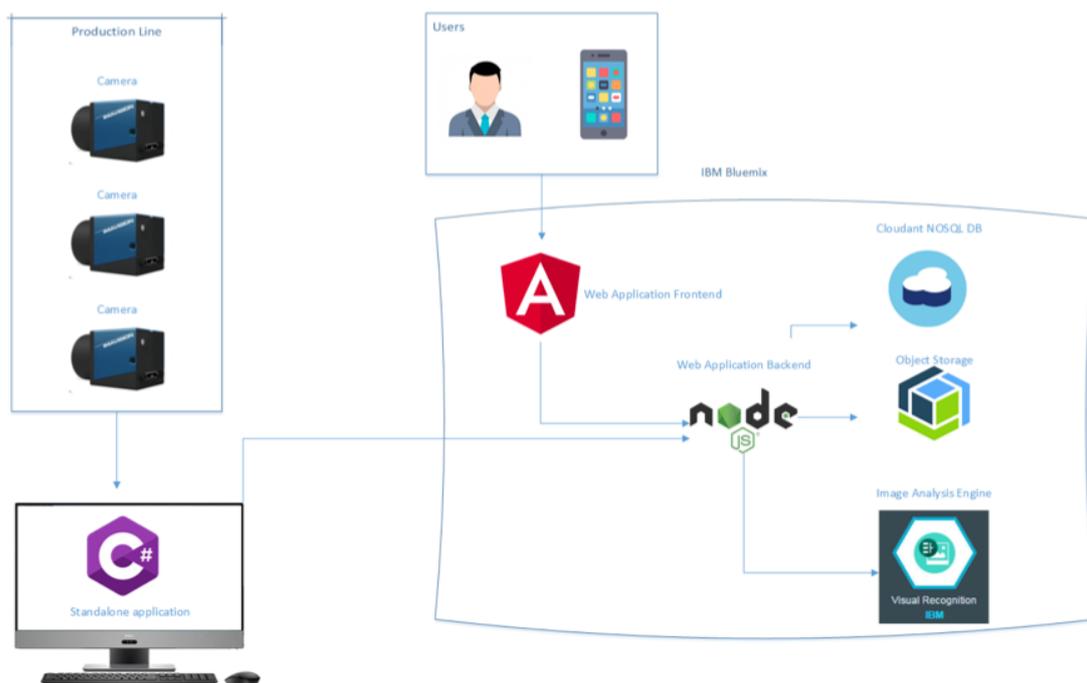


Figura 11 Struttura sistema Quality Inspection

4.2.1 Camera Client Application

La classificazione in tempo reale richiede il supporto hardware necessario: un computer periferico collegato a una telecamera di visione artificiale per ottenere immagini dei prodotti nella linea di produzione ed eventualmente un sistema di segnalazione (alarm endpoint) che si attiva ogni volta che viene eliminato un prodotto difettoso. Sul computer perimetrale è installato un software che consente alla fotocamera di acquisire immagini e inviarle a un'applicazione Web per la classificazione. Il software ha anche il compito di visualizzare i risultati della classificazione e, se necessario, comunicare l'esistenza di difetti inviando messaggi REST all'endpoint di allerta.

In particolare, l'applicazione client consente di acquisire le immagini in maniera temporizzata o manuale previa verifica. I risultati vengono visualizzati nel registro dello schermo.

4.2.2 Web Application

Le applicazioni web si dividono in back-end e front-end. Il compito del front-end è quello di visualizzare l'interfaccia navigabile dal browser all'utente, che viene utilizzata per gestire il sistema di controllo qualità. Dopo che l'utente è stato autenticato, viene visualizzata una dashboard che fornisce una panoramica dello stato dei classificatori definiti. La dashboard mostra i numeri più importanti da controllare, come l'immagine da visualizzare e l'immagine da utilizzare per il prossimo retraining. Inoltre, è presente un grafico che mostra l'evoluzione dell'incertezza nella classificazione nel tempo. Altre operazioni possibili includono: visualizzazione di un elenco di immagini scansionate e/o classificate, visualizzazione di immagini di classificazione incerta, caricamento di immagini aggiuntive, riqualificazione, visualizzazione del riepilogo dei costi e configurazione dei parametri del classificatore.

Il compito del back-end è fornire API REST alle applicazioni della fotocamera front-end e lato client. Le immagini di cui è richiesta la classificazione sono inoltrate al Visual Recognition, che da un risultato al backend. Quest'ultimo esegue un algoritmo decisionale e la soluzione viene esposta all'utente. Il framework individuato per la gestione delle API REST è Node.js, invece per la presentazione grafica è utilizzato Angular.

4.2.3 IBM Watson Visual Recognition

Questo servizio dà la possibilità di realizzare nuovi classificatori inoltrandogli le immagini attraverso REST. Per ogni immagine servirà specificare il classificatore da usare, la risposta avrà per ogni classe definita in fase di training, un punteggio di confidenza compreso tra 0 e 1.

4.3 Ridefinizione processi produttivi

La notazione utilizzata in questa fase dedicata alla ridefinizione è BPMN (Business Process Model and Notation), sviluppata da OMG (Object Management Group). I tre “attori” a far parte di questo processo sono: la business function manifatturiera del cliente, il fornitore del servizio Quality Inspection e del Deep Learning as a Service/DLaaS.

4.3.1 Ispezione in tempo reale

Questo processo parte con la captazione dell’immagine dell’oggetto attraverso una camera dedicata, ciò può avvenire manualmente da un operatore o automaticamente, quindi in modo temporizzato o basato su sensori. L’invio dell’immagine all’applicazione web viene svolta da un client installato su un computer edge dove sono collegate una o più camere. L’applicazione web una volta ricevuta una richiesta autenticata di classificazione decide tenendo conto dei parametri di consumo se avviare la classificazione. Se questo passaggio viene superato, allora l’immagine verrà inoltrata al classificatore reale e da questo si aspetterà una risposta con i punteggi di confidenza relativi alla difettosità del prodotto. Ricevuta la risposta dal Visual Recognition, l’applicazione web esegue l’algoritmo decisionale sulla base dei punteggi ottenuti, i risultati possono essere: ok, defective e uncertain. Questi risultati verranno restituiti ai clienti e verranno archiviati insieme all’immagine relativa e ad altri parametri d’interesse. In seguito, verrà mostrato lo stato in cui possono trovarsi le immagini.

La linea di produzione del cliente che è collegata al client del sistema reagirà in base al risultato del classificatore: se i risultati sono difettosi o incerti si effettuerà uno stop della linea di produzione, per effettuare lo scarto automatico del prodotto o una segnalazione acustica.

4.3.2 Ispezione di qualità posticipata

Le immagini vengono captate offline, poi compresse in uno zip e caricate sulla web app. una volta eseguita la classificazione i risultati appariranno sulla web app.

4.3.3 Classificazioni incerte

Per quanto riguarda le immagini classificate “defective” o “ok” non sono previsti ulteriori controlli umani, mentre per le immagini classificate “uncertain” è previsto l’intervento di un supervisore umano che assegnerà manualmente la classe di difettosità.

Il supervisore ha il compito di visionare le immagini “uncertain” che verrà autenticata sulla web app ed entrerà nella sezione delle immagini di analizzare. Il supervisore in base all’interfaccia grafica assegnerà una classe “ok” o “defective”. A questo punto il sistema immagazzinerà la nuova classificazione per ogni immagine e setterà i flag analyzed a TRUE e retrained a FALSE per segnalare che l’immagine dovrà essere utilizzata per il retraining del modello.

4.3.4 Retraining del modello

Questo processo viene effettuato idealmente in un intervallo di tempo collocato fuori dai periodi di attività di classificazione. Infatti, il sistema è progettato per schedare il retraining nel momento ritenuto opportuno.

Una volta iniziata questa fase, il sistema prende le immagini che non ancora sono state utilizzate per il retraining e le raggruppa in due zip diversi. Per evitare l’overfitting viene richiesto un numero minimo di immagini per entrambe le classi. Viene risolta la sovra rappresentazione della classe “ok” effettuando l’Undersampling, vincolando il numero delle immagini “ok” nel training set ad essere al massimo pari al numero di immagini “defective”. A questo punto l’utente richiederà di applicare tecniche di Data Augmentation caricando manualmente varianti di immagini reali pronte per il retraining. La Web Application invierà le immagini al classificatore e sospenderà la disponibilità del modello di classificare. Il periodo di attesa sarà di circa un ora con un training di 500 immagini. Una volta terminata questa fase, l’utente classificherà nuovamente le immagini con il modello appena riaddestrato.

4.4 Modello dei dati

La fase successiva riguarda la definizione di un modello dei dati del sistema, l'organizzazione dei dati è costituita da:

- User: per la gestione dei classificatori serve l'autenticazione dell'utente. Quindi sono salvati email e hash della password di tutti gli utenti autorizzati
- Classifier: Il nome è associato al classificatore in modo che gli utenti possano identificarlo rapidamente. Viene salvata la data di creazione e l'ultima modifica del classificatore: il locale aggiornato viene aggiornato ad ogni operazione su di esso, e l'aggiornamento si riferisce alla data dell'ultima riqualificazione, restituita direttamente dal provider DLaaS, e lo stato del classificatore. Lo stato può essere: "pronto" (pronto a classificare), "riqualificazione" (ricezione formazione) e "non formazione" (non formazione). L'ok class weight è un parametro che bilancia l'influenza dei punteggi della classe "ok" e "difettoso" (per quest'ultima classe, il peso è peso classe 1-ok). Il valore accettabile è nell'intervallo [0,1]. Un valore pari a 0,5 non favorisce nessuna categoria, mentre un peso inferiore a 0,5 riduce la classificazione dei prodotti "ok" in caso di ambiguità.

Cron schedule è un'espressione cron [36], un formato utilizzato da Unix per definire eventi periodici e definisce la frequenza del riaddestramento. Definendo l'ora e la data della settimana/mese/anno si può stabilire una frequenza settimanale, mensile o annuale.

Max images retrain è il numero massimo di immagini che possono essere utilizzate per riaddestrare un singolo classificatore.

- PaidEvent: si memorizzano tutti gli eventi a pagamento (retraining e classificazione) e il loro costo, l'istante e solo per gli eventi retraining sono salvati il numero di immagini utilizzati per ogni classe.
- Image: le immagini vengono salvate su un Cloud Object Storage salvando il percorso sul database. L'immagine viene ridimensionata alla risoluzione di 256x256. L'utente può scegliere un titolo per l'immagine, una descrizione e l'identificativo della camera che ha captato l'immagine. Viene poi memorizzato il risultato di classificazione (ok, defective o

uncertain), a questo punto i flag reviewed e retrained indicano se l'immagine è controllata da un supervisore o se è stata utilizzata per l'addestramento del classificatore.

- Score: per ogni immagine classificata vengono memorizzate le coppie che rappresentano il punteggio di confidenza per ogni classe.

Conclusioni

Dal lavoro di tesi è emerso che i difetti di produzione gravano fortemente sui costi e sull'immagine dell'azienda verso i clienti. Per limitare questi problemi le aziende fanno sempre più ricorso ad un controllo di tipo visivo, per lo più svolto da macchine in grado di riconoscere gli oggetti e di identificarne, se presenti, i difetti. Per quanto queste attività vanno a ridurre costi, tempi e rischi di incidenti, la mia paura è che le macchine possano presto sostituire l'operaio. Per questo si può far luce sulle differenze tra il lavoro effettuato dagli operai e quello svolto dalla visione industriale di riconoscimento di difettosità dei prodotti. Un operatore impara in modo intuitivo, riesce a concettualizzare e generalizzare meglio delle macchine, è soggetto a distrazioni e stanchezza e può processare un numero limitato di osservazioni. Mentre un macchinario applica le regole in modo rapido e autonomo, processa un numero più ampio di osservazioni ed è poco flessibile perché le regole sono impostate nella fase iniziale e non variano nel tempo.

Purtroppo, o per fortuna l'intelligenza artificiale è già parte della nostra realtà, tutto sta nel capire quanto ancora dovrà diventarla. Questa rivoluzione non deve far paura, ma deve essere considerata come un'opportunità per dar vita ad un nuovo futuro.

Bibliografia

- Machine Vision. Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck Published by McGraw-Hill, Inc., ISBN 0-07-032018-7, 1995
- Douglas C. Montgomery. Introduction to statistical quality control. 6. ed. Wiley, 2009.
- Richard Szeliski. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2010.
- Abien Fred M. Agarap. "Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU)". In: (2018).

Sitografia

- <https://techblog.smc.it/it/2020-05-25/machine-learning-industry>
- <https://www.andreaminini.com/ai/machine-learning/riduzione-dimensionality-dati>
- <https://www.lorenzogovoni.com/knn/>
- <https://www.lorenzogovoni.com/support-vector-machine/> <https://www.intelligenzaartificiale.it/reti-neurali/>
- <https://blog.topnetwork.it/riconoscimento-oggetti-e-robotica-come-fanno-le-macchine-a-vedere>
- <https://www.internet4things.it/industry-4-0/computer-vision-come-come-funziona-e-applicazioni/>
- <https://www.industry4business.it/industria-4-0/deep-learning-per-vincere-le-sfide-della-qualita-nel-manifatturiero/>
- <https://www.reply.com/it/topics/artificial-intelligence-and-machine-learning/automatizzare-la-defect-recognition>
- <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1084804520302368>
- <https://academic.oup.com/jamia/article/16/1/109/864557?login=true>
- <https://www.gntechonomy.com/soluzioni/gn-quality-assurance/>

- <https://www.digital4.biz/supply-chain/gestione-della-qualita-con-intelligenza-artificiale/>
- <https://www.techedgegroup.com/it/blog/il-processo-di-data-science-modelli-di-machine-learning-in-azione>
- <https://universeit.blog/machine-learning/>
- <https://www.polarisengineeringsrl.it/gestione-della-qualita-lultima-frontiera-e-lintelligenza-artificiale/>
- <https://techblog.smc.it/it/2020-05-25/machine-learning-industry>
- <https://it.myservername.com/defect-management-process>

Sitografia figure

Figura 1: <https://www.pmf-research.eu/intelligenza-artificiale-e-learning/>

Figura 2: <https://www.agronomofioentini.it/pca-lda-kernel-pca/>

Figura 3: <https://ichi.pro/it/scrivere-knn-in-python-da-zero-7082997739877>

Figura 4: <https://qastack.it/stats/31066/what-is-the-influence-of-c-in-svms-with-linear-kernel>

Figura 5: <https://www.retineuraliartificiali.net/reti-neurali/il-percetttrone/>

Figura 6: <https://www.giardinodellecompetenze.it/manutenzione-predittiva-definizione-funzioni-e-applicazioni/>

Figura 7: <https://www.creaform3d.com/it/soluzioni/scansione-3d-e-ispezione-automatizzata-di-supporti-di-alta-precisione>

Figura 8: <https://www.olympus-ims.com/it/insight/track-your-batch-using-the-vanta-barcode-scanner-in-a-few-simple-steps/>

Figura 9: <https://astropills.it/il-binning-in-astrofotografia/>

Ringraziamenti

Questo spazio voglio dedicarlo a tutti coloro che mi sono stati accanto nel mio percorso universitario, supportandomi sempre.

Al professore e relatore Maurizio Bevilacqua, sempre gentile e disponibile, per le conoscenze trasmesse durante le sue lezioni.

All'ingegnere e correlatore Giovanni Mazzuto, per avermi consigliata e guidata nella realizzazione di questa tesi.

Ai miei genitori, per avermi spronata e lasciata libera e indipendente nel mio percorso universitario, credendo nelle mie potenzialità e rimanendo in ogni occasione, sempre dalla mia parte.

A mio fratello Loris, al mio fianco in ogni mio traguardo, che è anche un po' il suo.

A mio zio Fabrizio, per avermi motivata e spinta a dare sempre il meglio.

Alla mia Big Family, per essermi stati sempre accanto.

Ai miei compagni di studio, senza i quali, tra risate, uscite, disagi pre e post esami, il mio percorso non sarebbe stato lo stesso.

A Letizia, per aver creduto in me e per avermi supportata nei giorni no, per essermi stata vicina anche se lontana.

A Lucrezia e Ludovica, per essermi state accanto e per avermi capita e sostenuta sempre.

A Simone, presente dall'inizio di questo percorso, mi ha sempre confortata e spinta a fare di più.

A me stessa, testarda e tenace, sempre dritta come un treno, per essere arrivata a destinazione e per avercela fatta, finalmente.

Lascia una dedica...

