



HORSA®

Presentazione AUSED

Maggio 2023



AGENDA

-  Cambiano le prospettive
-  Utilizzare le immagini per monitorare la qualità dei prodotti
-  Il Machine Learning in linea aiuta? Una mappa per orientarsi
-  LLM al servizio del cliente: come supportare la servitizzazione

A photograph of several business professionals in a meeting, with their hands clasped in a central handshake gesture. The image is overlaid with a semi-transparent circular graphic on the left side. The text is positioned on the right side of the image.

Le Analitiche Avanzate cambiano le prospettive:

l'importanza di un facilitatore in azienda.



Possiamo riscrivere la fisica?





Possiamo riscrivere la fisica?

Storicamente quello che l'uomo non comprende è stato assegnato a due categorie:

- Una sfida da comprendere con la ragione.
- Qualcosa di divino ed inspiegabile.

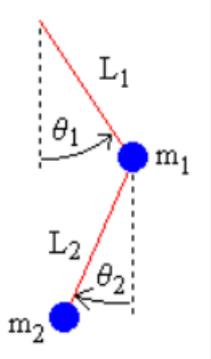
Per spiegare un fenomeno fisico abbiamo sempre avuto la necessità di definire delle **variabili** e raccogliere dei **dati**.

Da questi siamo stati in grado di **proiettare** perchè **prevedevamo**.

COSA SAPPIAMO OGGI

Con 6 variabili misurate possiamo descrivere il problema.

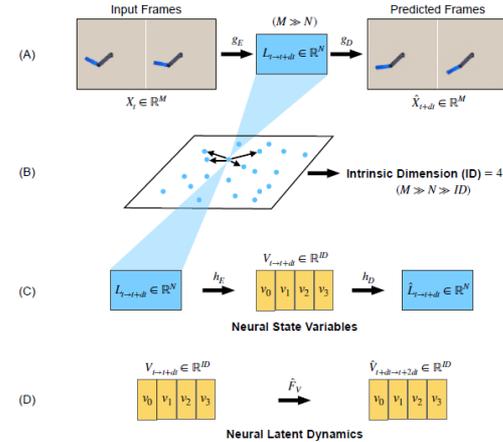
E' difficile ma è spiegabile e computabile.



$$\theta_1'' = \frac{-g(2m_1 + m_2) \sin \theta_1 - m_2 g \sin(\theta_1 - 2\theta_2) - 2 \sin(\theta_1 - \theta_2) m_2 (\theta_2'^2 L_2 + \theta_1'^2 L_1 \cos(\theta_1 - \theta_2))}{L_1 (2m_1 + m_2 - m_2 \cos(2\theta_1 - 2\theta_2))}$$

$$\theta_2'' = \frac{2 \sin(\theta_1 - \theta_2) (\theta_1'^2 L_1 (m_1 + m_2) + g(m_1 + m_2) \cos \theta_1 + \theta_2'^2 L_2 m_2 \cos(\theta_1 - \theta_2))}{L_2 (2m_1 + m_2 - m_2 \cos(2\theta_1 - 2\theta_2))}$$

COSA NON SAPPIAMO?



Un frame con risoluzione 128 x 128 e 3 livelli cromatici contiene 49152 variabili*

Utilizzando un neural network con latent embeddings è possibile prevedere gli stati futuri del sistema, ma con nuove Neural State Variables.

DIFFICILE

Il ruolo più difficile oggi in azienda è quello di **spiegare** a **chi conosce** già il problema che possono esistere approcci **alternativi** ma **non immediati**.



DI VALORE

Non si cambia perché è di **moda** ma si cambia per portare **più valore**. Nuovi approcci possono cambiare i processi ed aprire nuove **opportunità**.



MEDIATO

Fondamentale è avere persone che **medino** e **guidino** le **aspettative** e portino questa nuova cultura all'interno dell'azienda in maniera **incrementale**.



CASE 1

CONTROLLO QUALITÀ

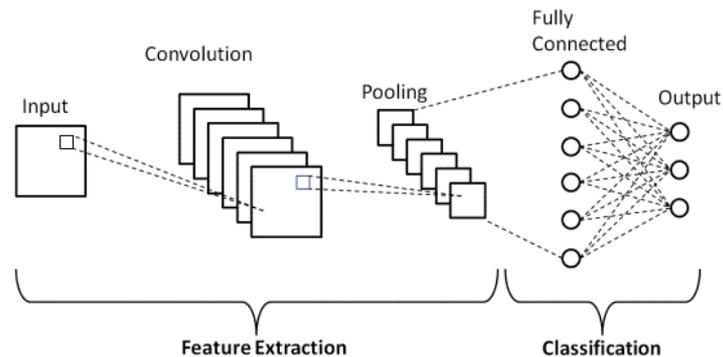


L'*image recognition* è la capacità di un software di processare immagini con l'obiettivo rilevare oggetti e caratteristiche presenti al loro interno.

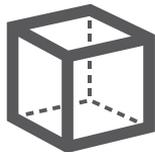
Le sue applicazioni sono multiple e tipicamente richiede l'utilizzo di tecniche di *deep learning* e in particolare di *Convolutional neural network* (CNN), modellazione tra le più performanti in questo ambito.

Sul mercato soluzioni sempre più all'avanguardia per eseguire questi task:

- [CLIP](#) → da testo a immagine e viceversa
- [SAM](#) → segmentazione di oggetti nelle immagini



1) Un **oggetto**



2) Un **obiettivo**

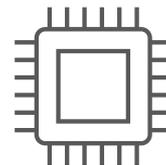


3) Delle **immagini etichettate** che permettano discriminare la caratteristica d'interesse e che abbiano sufficiente

- qualità (pixel)
- quantità (dipende dalla complessità del problema e dell'algoritmo che si vuole utilizzare)
- adeguatezza
- bilanciamento



4) **Risorse di calcolo** (una buona GPU permette di abbattere i tempi)

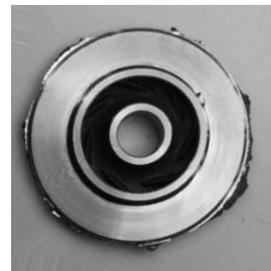


Il **casting** è una tecnica in cui il metallo fuso viene versato in uno stampo e trasformato nella forma desiderata.

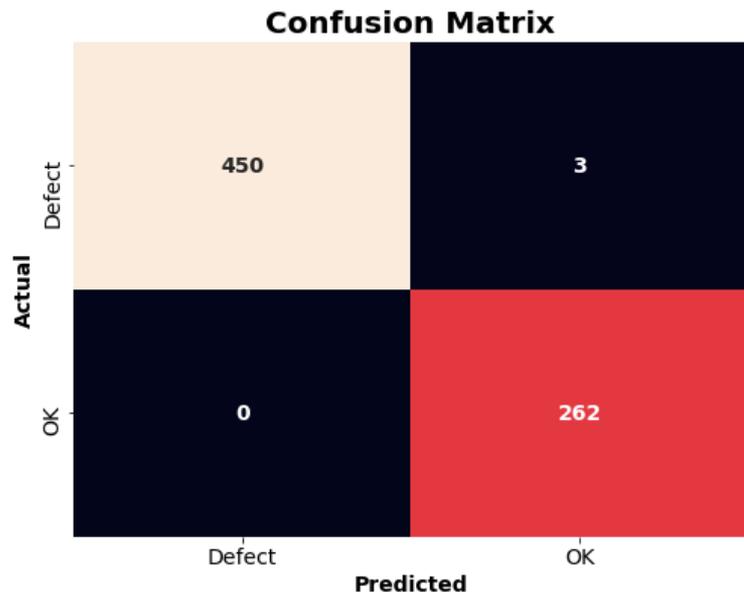
- Oggetto → girante per pompe sommerse
- Obiettivo → automatizzare il processo di ispezione qualità per rilevare diverse tipologie di difetti (sbavatura, difetti metallurgici, fori, etc.)
- **6633 immagini** dall'alto e in scala di grigi di dimensione 300 x 300, di cui 3758 relative a difetti (qualità pari a quella delle foto scattate da SAMSUNG SGH-V200, primo cellulare con fotocamera)
- Risorse di calcolo → GPU P100

Per il problema in questione è stato utilizzato un modello CNN con 3 fasi di *convolution* e *pooling* alternate (per un totale di **4,669,249 parametri**) e il suo *training* ha impiegato **13 minuti**.

Tempo di calcolo di una previsione \cong **0,1 s**



Il modello è stato valutato su un insieme di 715 immagini non utilizzate nella fase di allenamento.

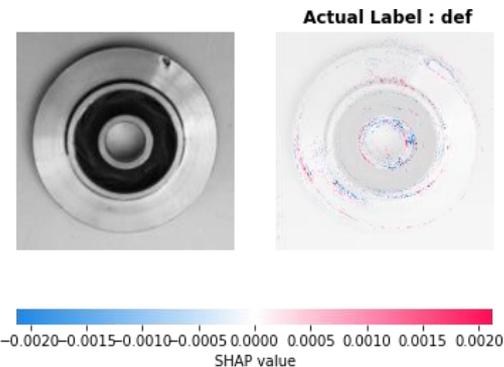


Solo 3 casi su 715 vengono classificati erroneamente dal modello, comportando un'accuratezza del **99.5%**.

Tutti e 3 gli errori riguardano unità difettose previste prive di anomalie (**falsi negativi**).

Il modello non sembra dare **falsi positivi**, ovvero unità funzionanti previste come difettose.

In base al peso delle due tipologie di errori, è possibile definire diverse **soglie** con cui trattare l'output del modello per ottenere una previsione.



Esempio di errore →

Possibili migliorie:

- Utilizzare modelli preallenati
- Aumentare la quantità e qualità delle immagini

A wide-angle photograph of a modern industrial factory floor. The scene is filled with numerous yellow robotic arms (likely KUKA) positioned at various workstations. The robots are arranged in rows, and the background shows a complex network of metal structures, pipes, and overhead lighting. The floor is a light-colored concrete with yellow safety lines. The overall atmosphere is one of a busy, automated manufacturing environment.

CASE 2

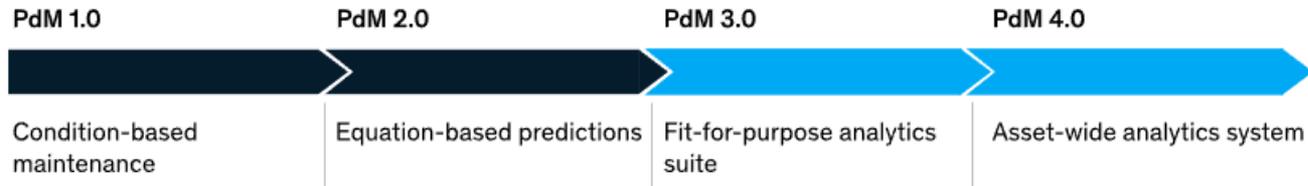
PREDICTIVE MAINTENANCE



Quando si parla di **Machine Learning in linea** si intende l'utilizzo di tecniche di modellazione nel contesto delle linee di produzione per aiutare ad automatizzare ed efficientare certi processi.

Ci sono diversi aspetti su cui focalizzarsi e migliorare ma l'approccio più richiesto dalle aziende è l'utilizzo della **Predictive Maintenance (PdM)**, ovvero la **previsione** di quando e come avverranno certi **guasti** di componenti.

PdM è largamente utilizzato come termine generico per descrivere **diversi stadi di maturità** dell'utilizzo delle analytics nel valutare l'affidabilità delle risorse.



Ci sono diversi contesti in cui l'utilizzo di tecniche *data driven* di PdM non è appropriato e uno di questi è quello delle **aziende chimiche**.

Sebbene vi sia l'abbondanza di dati necessaria per adattare sistemi di apprendimento automatico, il potenziale della PdM in questo ambito svanisce per i seguenti motivi:

- **Pochi malfunzionamenti** e quindi pochi eventi da cui il modello possa imparare;
- **Orizzonti di previsione** ottenibili troppo **brevi** rispetto ai tempi utili per programmare un intervento;
- I **guasti** spesso sono **ridondanti** e avvengono in pochi punti e quindi l'impatto di un approccio PdM *data driven* è limitato;
- **Risparmi limitati** → la manutenzione programmata non permette di aumentare la produttività rispetto a quella non programmata.



REQUISITI GENERALI

- **Dati sufficienti** e con caratteristiche adatte all'obiettivo da perseguire
- **Sensoristica e infrastruttura IT** commisurate al tipo di analisi d'interesse
- **Prioritizzazione degli asset** (sapere in quale investire in PdM)
- Presenza di figure con una **conoscenza approfondita** dei processi analizzati
- Mettere a disposizione in modo **semplice** gli output del modello agli **addetti ai lavori**

AMBITI DI APPLICABILITÀ

Caratteristiche per beneficiare della PdM *data driven*

- Diverse attività e impianti con un certo grado di **similarità**
- **Alti costi** diretti ed indiretti per aumentare la **produttività**
- **Un'ampia gamma di cause** alla base dei tempi di inattività
- **Modalità di guasto critiche** e che si verificano con bassa frequenza

In Z. Kang (2020)* viene effettuata una panoramica delle attuali applicazioni di machine learning nelle linee di produzione, basandosi su ben 271 articoli di successo presenti in letteratura.

Problema	ML Task	Variabile d'interesse	Percentuale di articoli
Ottimizzazione qualità	Regressione	Misurazioni continue	35,9 %
Indice di rischio	Classificazione	Pass/Fail	23,1 %
Identificazione di difetti nei prodotti	Classificazione	Pass/Fail	20,5 %
Ottimizzazione schedulazione	Regressione	Tempo di ciclo	5,2 %
Riduzione dello spreco	Regressione	Misurazioni continue	5,1 %
Miglioramento del rendimento	Regressione	Misurazioni continue	5,1 %
PdM	Regressione	<i>Remaining Useful Life (RUL)</i>	5,1 %

L'area con più casi di applicazione di tecniche di ML è quella relativa alla previsione della **qualità**, mentre l'analisi di **disponibilità** e **performance** sembra essere meno efficace.

La **PdM** si dimostra avere poche applicazioni in letteratura sia per la complessità del problema sia per la difficoltà di misurare **RUL**.

* <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106773>

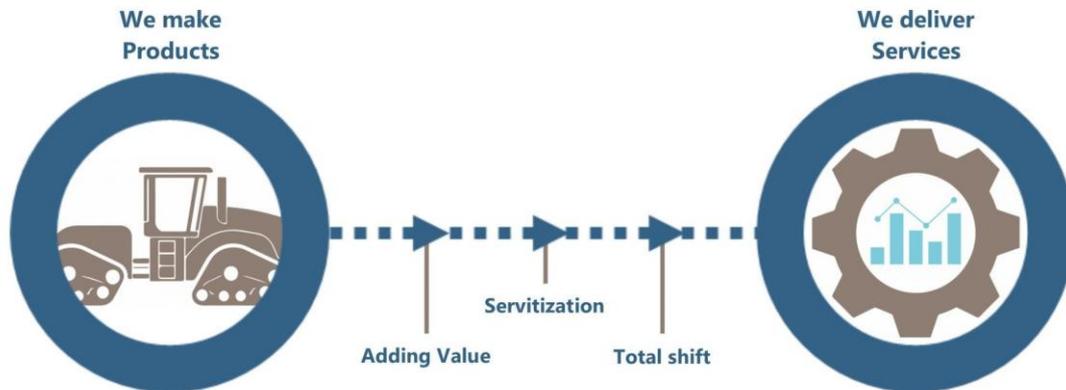
A photograph of several business professionals in a meeting, with their hands clasped together in a central handshake gesture. The image is overlaid with a semi-transparent circular graphic on the left side.

CASE 3

LLM al servizio del cliente



La **servitizzazione** è una strategia aziendale che consiste nell'offrire non solo prodotti, ma anche servizi a valore aggiunto ai propri clienti. In pratica, si tratta di un modo per ampliare la gamma di offerta dell'azienda, creare relazioni più profonde con i clienti e migliorare la fidelizzazione e la redditività complessiva.



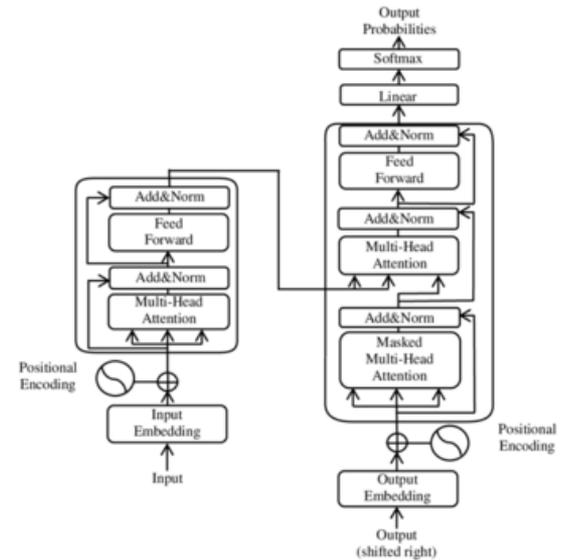
Spesso viene posta tutta l'attenzione sull'interfaccia che porta il servizio e meno attenzione su come i canali comunicativi «utilizzatore – produttore» cambiano.

LLM (*Large Language Models*) sono modelli di *deep learning* (*transformer*) che apprendono a generare testo in modo naturale attraverso l'elaborazione di grandi quantità di dati testuali con algoritmi di apprendimento automatico.

ChatGPT è un esempio di LLM sviluppato da OpenAI, in grado di conversare con gli utenti come in una chat. È stato generato da un enorme corpus di testo proveniente da diverse fonti.

Utilizza tecniche di **codifica** e **decodifica** del testo per convertire le parole in formato comprensibile per la rete neurale e viceversa.

È in grado di **adattarsi alle preferenze** e allo stile dell'utente grazie alla possibilità di personalizzare i parametri del modello e di fornire input specifici.

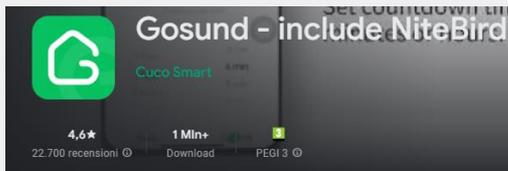


Ci sono diverse fonti da cui reperire dati utili al training di un modello di LLM:

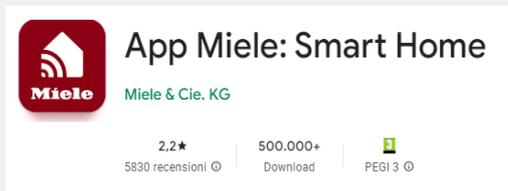
- Corpus di testo **pubblici** (Wikipedia, Twitter, Common Crawl, etc.)
- Corpus di testo **proprietario** → ad esempio dati provenienti dalla propria attività commerciale o di ricerca
- Raccolta di dati tramite *web scraping* → reperimento di recensioni e risposte su Google Play
- Richiesta direttamente a ChatGPT la costruzione di un corpus di testo per adempiere a un compito specifico
- Raccolta di dati tramite interazioni con gli utenti



Si è ritenuto d'interesse valutare l'**utilizzo** di LLM come **ChatGPT** per favorire la **servitizzazione**.
In particolare si sono prese in considerazione su Google Play due applicazioni per la gestione di elettrodomestici tramite smartphone.



Risposte alle recensioni →
più valutazioni positive e più download



Mancanza di risposte alle recensioni →
valutazioni negative e meno download

Fine-tuning ChatGPT su recensioni Gosund

1) Definizione del **contesto** di riferimento (descrizione app su Google Play), presentazione del **task** fornendo:

- email servizio clienti
- limite massimo di parole

2) Invio di circa **20 esempi** di recensioni e relative risposte

★☆☆☆☆

Ho per sbaglio rimosso il dispositivo Non si connette più e anzi, dice errore di rete quando mai ho avuto di questi problemi. Probabilmente rimuoverò la striscia led.

Cuco Smart

Ciao, ci scusiamo per il disagio e la difficoltà che hai riscontrato. Siamo sempre qui per aiutarti. Per assisterti meglio, non esitare a contattare l'e-mail del nostro servizio clienti online: globalservice@gosund.com. Ci piacerebbe sistemare le cose se ci dessi un'altra possibilità.

3) **Test delle risposte generate** da nuove recensioni fornite

4) Serie di **interazioni e suggerimenti** volti a:

- ricordare di fornire l'indirizzo email
- mantenere contenuta la lunghezza della risposta
- aumentare immedesimazione nell'azienda
- aumentare empatia verso il cliente

Gosund

Esempio di risposta fornita per una recensione negativa dell'applicazione *Gosund*



★☆☆☆☆

Ho per sbaglio rimosso il dispositivo Non si connette più e anzi, dice errore di rete quando mai ho avuto di questi problemi. Probabilmente rimuoverò la striscia led.

Cuco Smart

Ciao, ci scusiamo per il disagio e la difficoltà che hai riscontrato. Siamo sempre qui per aiutarti. Per assisterti meglio, non esitare a contattare l'e-mail del nostro servizio clienti online: globalservice@gosund.com. Ci piacerebbe sistemare le cose se ci dessi un'altra possibilità.



Mi dispiace sentire che hai avuto problemi con la connessione della tua striscia led. Ti consiglio di contattare il servizio clienti all'indirizzo email globalservice@gosund.com per ricevere assistenza e trovare una soluzione al tuo problema.

Miele – Smart Home

Si sono forniti a ChatGPT la **descrizione** dell'applicazione *Miele* e il relativo **indirizzo** email per il servizio clienti.

Esempio di risposta fornita a una recensione negativa dell'applicazione *Miele – Smart Home*



★★★☆☆

Da quando la app ha fatto l'ultimo aggiornamento non mi funziona più. Riesco entrare nella app seleziono la lavatrice ma quando vado impostare il programma si chiude tutto. Cosa devo fare? Grazie.



Gentile Stefano, ci scusiamo per l'inconveniente. Potrebbe provare a disinstallare completamente l'app e a reinstallarla dallo store. In alternativa, potrebbe contattare il nostro servizio clienti all'indirizzo email info@miele.de per ulteriori assistenze. Grazie per la comprensione.

A high-angle, blurred photograph of a crowd of people walking on a paved street. The image is overlaid with a semi-transparent circular graphic on the right side. The background is a solid red color.

HORSA[®]

VISIT US
horsa.com
academy.horsa.com

events@horsa.com

GRAZIE!