# Fondamenti di Machine Learning

## Laurea Triennale in Ingegneria delle Comunicazioni

# 1 - Introduzione

**Docente**: S. Scardapane

SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

# Introduzione

## Che cosa è il machine learning?

Un neolaureato in una filiale di una banca si vede assegnati due task da risolvere:

## Task 1

Filtrare un insieme di email in base alla dimensione dei loro allegati.

## Task 2

Filtrare un insieme di clienti in base alla probabilità che vadano in default.

Il primo task può essere risolto facilmente, mentre il secondo è un buon esempio di **apprendimento automatico**.

Il concetto di *probabilità di default* non è facile da definire, ma diventa possibile avendo uno storico: ad esempio, se i clienti sono andati in negativo in passato, sono (probabilmente) *inattendibili*.

**L'apprendimento automatico** (ML), ed in particolare **l'apprendimento supervisionato**, permettono di sfruttare questo concetto *inferendo* e *generalizzando* la relazione da dati storici a *nuovi potenziali clienti*.

> Questo è solo un esempio didattico, ed il **credit scoring** tramite ML è una pessima idea per varie ragioni, come vedremo più avanti.

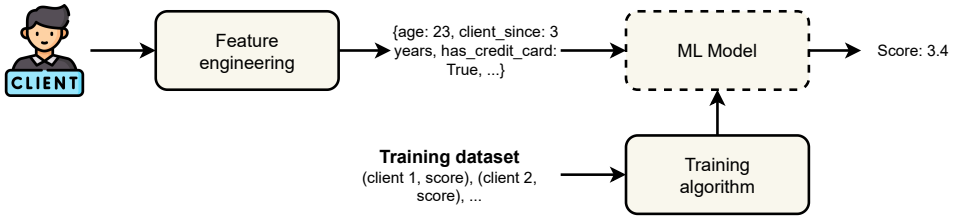



**Figure 1:** Componenti essenziali di un sistema di apprendimento automatico: definizione delle feature, dataset, modelli, e algoritmi di apprendimento.

Il primo passo di ogni sistema di machine learning è definire quale sono gli **input** e gli **output** del sistema:

1. Nel caso più semplice, ogni cliente può essere descritto da un insieme di valori numerici (**feature**), es., somme depositate nel conto negli ultimi mesi.
2. L'output del sistema definisce il problema: imparare a predire un valore numerico viene detto **regressione**. Una alternativa è **classificazione**, predire un singolo valore tra un insieme predefinito (es., {affidabile, neutro, poco affidabile}).

Un **dataset** è un insieme di coppie (input, output) che descrivono **esempi** di quanto vorremmo ottenere (es., stimare il credit score). Costruire un buon dataset non è banale ed è solitamente la parte più complessa del problema:

- Deve essere *rappresentativo* di tutti i possibili clienti (passati e futuri).
- Deve essere sufficiente *numeroso* per permettere di generalizzare a nuovi clienti.

Ritorneremo su questi aspetti più avanti quando definiremo il problema in maniera formale.

Spesso i dati su cui vengono allenati i modelli non corrispondono ai dati su cui vengono richieste predizioni: in questo caso, si parla di **domain shift**.

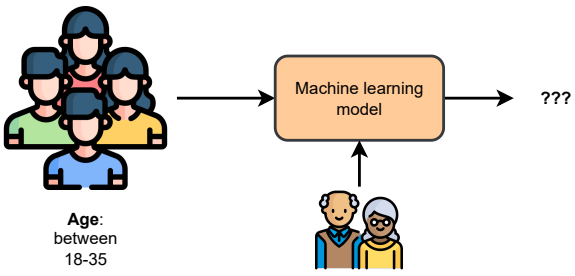



**Figure 2:** Un esempio artificiale di domain shift: una banca con clienti prevalentemente giovani allena un modello per uso interno, ma non può applicarlo su nuovi clienti che non rientrano in queste caratteristiche.

In questo corso consideriamo due tipi di feature molto semplici: feature **numeriche** (numeri reali), e feature **categoriche** (valori discreti). Un dataset in questo caso può essere rappresentato come una tabella, e viene detto **tabellare** (**tabular dataset**).

| Età | Cliente da (anni) | Disponibilità |
|---|---|---|
| 18 | 2 | 3000 |
| 42 | 5 | 10000 |
| ... | ... | ... |

Questo semplice esempio chiarisce anche che in molti casi è necessaria una fase di **pre-processing** dei dati per renderli più facilmente manipolabili, es.:

- Colonne diverse hanno diversi range (**normalization**);
- Alcuni dati potrebbero essere mancanti (**missing data imputation**);
- Alcuni valori potrebbero essere incorretti o sbagliati (**outlier detection** or **anomaly detection**);
- Nuove feature possono essere estratte da feature in nostro possesso, es., il CAP a partire dall'indirizzo (**feature engineering**).

Per concludere, dobbiamo scegliere un **modello** ed un **algoritmo di apprendimento**.

- Il modello descrive in che modo *rappresentare* la relazione tra input ed output: alberi decisionali, regole logiche, reti neurali...
- L'algoritmo di apprendimento descrive come costruire un modello che abbia buone prestazioni sul proprio dataset.

Come vedremo, scegliere questi due aspetti dipende da tanti fattori: capacità di rappresentazione, tipo di dato, efficienza computazionale. Dobbiamo anche avere buone **metriche** per valutare le performance.

Un famoso aneddoto (con buona probabilità apocrifo)[1] descrive una rete neurale allenata a riconoscere carri armati. Per errore, tutte le foto di carri armati nel training set sono scattate in giorni nuvolosi, e la rete 'impara' questa correlazione. Le prestazioni in fase di training sono eccellenti, mentre in fase di *deployment* sono pessime.

Questo è un esempio molto artificiale di **bias** nella collezione dei dati. Lo scarto di prestazione viene detto **overfitting**.

[1] https://gwern.net/tank

(a) Husky classified as wolf (b) Explanation

**Figure 11: Raw data and explanation of a bad model's prediction in the "Husky vs Wolf" task.**

Figure 3: Un famoso esempio (artificiale) di bias (riprodotto da Ribeiro et al., 2016): un sistema allenato a riconoscere gli husky impara in realtà a riconoscere la neve sullo sfondo.

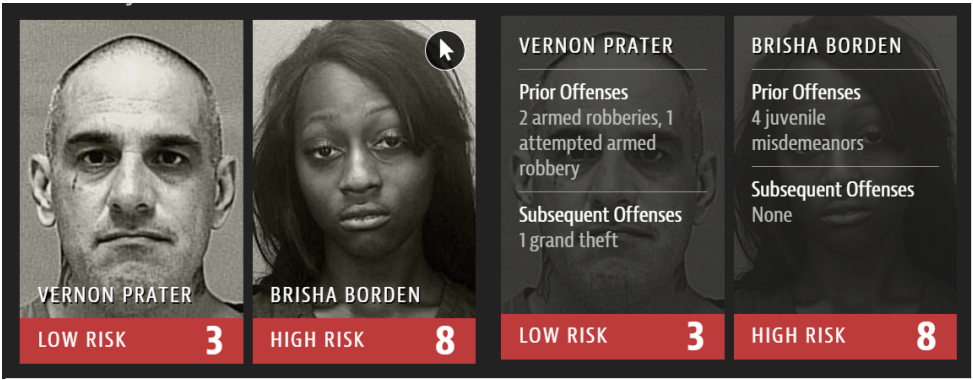


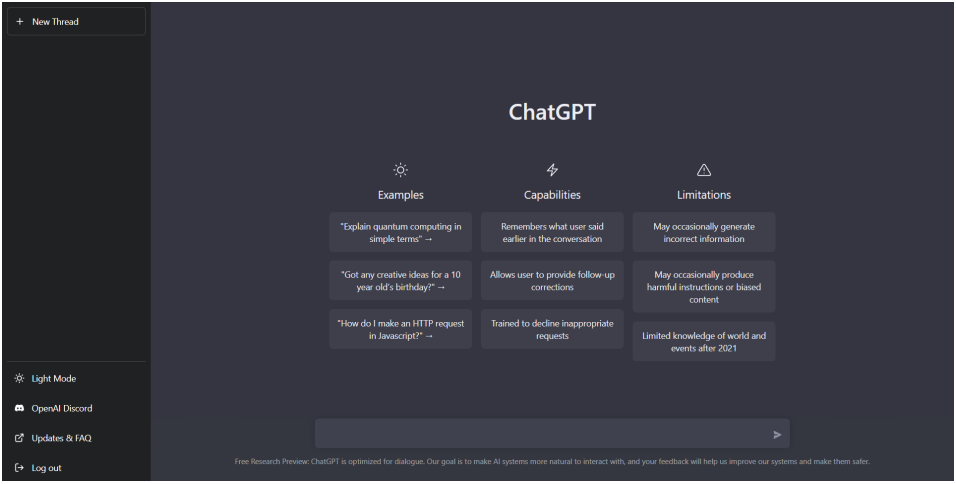

**Figure 4:** COMPAS è un importante esempio di bias in un sistema usato in ambito giudiziario, a seguito di una indagine di Pro Publica nel 2016. L'inchiesta ha avuto un ampio seguito mediatico ed accademico, in quanto le conclusioni possono variare a seconda di quale metrica di 'unfairness' scegliamo di usare.


**Figure 4: Images generated by Image Search Engines, DALLE-v2, and SD for the prompt "Office in Ethiopia". In comparison to the results from the Image Search, both models depict Ethiopia as being in a state of poor economic conditions.**

Figure 5: Diversi modelli di image generation (e text generation) tendono a favorire stereotipi se allenati su grandi moli di dati collezionate dal web.

# Introduzione

## Machine learning e reti neurali


New Thread
ChatGPT
Examples
"Explain quantum computing in simple terms" →
"Got any creative ideas for a 10 year old's birthday?" →
"How do I make an HTTP request in Javascript?" →
Capabilities
Remembers what user said earlier in the conversation
Allows user to provide follow-up corrections
Trained to decline inappropriate requests
Limitations
May occasionally generate incorrect information
May occasionally produce harmful instructions or biased content
Limited knowledge of world and events after 2021
Light Mode
OpenAI Discord
Updates & FAQ
Log out
Free Research Preview: ChatGPT is optimized for dialogue. Our goal is to make AI systems more natural to interact with, and your feedback will help us improve our systems and make them safer.

Un modello come ChatGPT genera una distribuzione sul **prossimo blocco di testo** (token), quindi viene chiamato un **language model**. Usandolo ripetutamente possiamo generare testi molto lunghi (**generazione autoregressiva**).

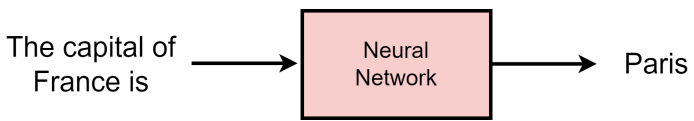
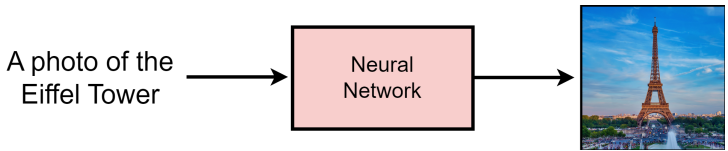
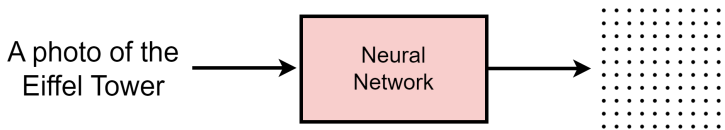


**Figure 6:** MCU Characters as 80s Wrestlers [Reddit]

Un modello generativo come Stable Diffusion rientra sempre nell'ambito dell'apprendimento supervisionato, ma in questo caso l'input è una descrizione testuale e l'output una immagine:



Predire una immagine vuol dire predire il colore di ogni singolo pixel di essa, mantenendo la consistenza spaziale e semantica dell'intera immagine:



Stable Diffusion e ChatGPT sono a loro volta esempi di apprendimento automatico, essendo allenati a partire da dataset di testo o di coppie (immagine, descrizione). Hanno però diverse caratteristiche peculiari:

- I loro input ed output possono essere estremamente complessi (testo, immagini, video, ...).
- Di conseguenza, i dataset richiesti possono a loro volta essere molto grandi (milioni di immagini, PB di testo).

Di tutti i modelli di apprendimento supervionato, le **reti neurali** sono l'unico metodo noto che possono scalare a questi contesti. In questo corso vedremo solo le basi per quanto riguarda le reti neurali.

# Introduzione

## Altri argomenti

L'apprendimento supervisionato è solo un sottoinsieme del campo del machine learning, seppur il più comune. Altre categorie interessanti di apprendimento automatico sono:

- **Unsupervised learning**: in questo caso il nostro obiettivo non dipende da una etichetta (*label*) associato agli input. Ad esempio nel **clustering** vogliamo raggruppare i nostri dati in insiemi sufficientemente omogenei. Nella **dimensionality reduction**, vogliamo proiettarli in uno spazio a 2D o 3D per la visualizzazione.
- **Reinforcement learning** (apprendimento con rinforzo): in questo caso il modello deve prendere diverse decisioni in sequenza, e riceve un reward solo al termine di ogni sequenza (es., giocare a scacchi).

Il clustering può essere inteso come un problema di classificazione per il quale non conosciamo le etichette in fase di training, es., segmentare i clienti di una azienda in gruppi non noti a priori per fini di marketing.

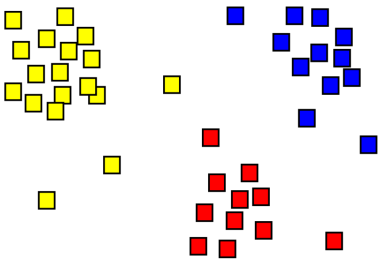


**Figure 7:** Esempio di clustering (riprodotto da Wikipedia).

La divisione tra apprendimento supervised, unsupervised, e per rinforzo è la più classica. Esistono però tantissime altre divisioni e scenari:

- **Semi-supervised learning**: consideriamo un misto di dati supervisionati e non supervisionati;
- **Active learning**: i dati vengono etichettati in sequenza su richiesta dell'algoritmo;
- **Self-supervised learning**: vengono generati problemi di apprendimento supervisionato a partire da dati non supervisionati (es., *predire la parola successiva*).

Esistono poi argomenti ortogonali alla scelta del modello e del tipo di apprendimento, che approfondiremo solo in parte:

- Misura delle performance (valutazione), soprattutto in situazioni con classi sbilanciate o costi diversi a seconda del tipo di errore.
- Interpretabilità delle predizione (*perché* è stata scelta una certa classe).
- Robustezza dei modelli e costo computazionale per l'apprendimento e per l'esecuzione.
- Deployment dei modelli e verifica costante del loro corretto funzionamento.