

BBS

Carpi (MO), Mercoledì 6 Marzo 2024

Intelligenza Artificiale: a gentle introduction

Stefano P. Zingaro per il programma di formazione in Garc SpA

Di cosa parliamo?

In tre slot da 45 minuti per un totale di tre ore circa (15 minuti di pausa), affronteremo:

- 1) Le diverse tipologie di Intelligenza Artificiale
- 2) Inquadramento storico
- 3) I paradigmi dell'apprendimento (almeno quelli che conosciamo)
- 4) I paradigmi dell'apprendimento automatico
- 5) Cenni di algoritmi per l'apprendimento automatico
- 6) Tecniche di validazione sperimentale

Presentazioni

Il mio nome è Stefano Zingaro!

Insegno:

- Informatica (CS1) alla Laurea Triennale di Scienze Statistiche dell'Università di Bologna.
- Intelligenza Artificiale (Modulo 2) alla Laurea Magistrale di Informatica dell'Università di Bologna
- Decision Support System al Master in Digital Innovation and Technology Management per la Fondazione Bologna Business School
- Machine Learning al Master Executive in AI for Business per la Fondazione Bologna Business School

Organizzo:

- scuola estiva di Technology Enhanced Learning
- scuola estiva in AI per la Fondazione MAST

Faccio consulenza per aziende, tengo seminari su AI, etc. etc.

Le diverse tipologie di Intelligenza Artificiale

Dal Nuovo Dizionario di Psicologia di Umberto Galimberti (Edizioni Feltrinelli, 2019):

«Settore disciplinare che si propone di far risolvere a macchine problemi che, secondo l'opinione corrente, richiedono intelligenza. [...] In questo ambito le ricerche hanno assunto due direzioni tra loro interagenti che possono essere schematicamente ricondotte: 1) alla *SIMULAZIONE* del pensiero umano; 2) alla realizzazione di un comportamento.»

Da un punto di vista più *tecnico*, si evidenziano diversi ambiti di *SIMULAZIONE* del pensiero umano o capacità della macchine sulla base della quale misuriamo la sua *INTELLIGENZA*:

- **Reasoning**
- **Planning**
- **Learning**

Inquadramento storico

L'Intelligenza Artificiale, così come l'Informatica è un movimento filosofico, oltre che una Scienza e una disciplina, la cui storia è stata profondamente influenzata dai seguenti personaggi (in ordine cronologico, senza pretese di essere completi):

1. **Liebniz** e il suo sogno del *calculemus*;
2. **Boole** che ha trasformato la logica in algebra;
3. **Frege** grazie alla sue teorie rivoluzionarie;
4. **Cantor** e il suo trattato sull'infinito;
5. **Hilbert** e la rivoluzione del '900;
6. **Gödel** con il suo teorema di incompletezza;
7. **Turing** e l'idea del calcolatore generale.

Per approfondimenti, si veda «Il calcolatore universale» di Martin Davis (edito Adelphi, 2012).

I paradigmi di apprendimento

Possiamo dividere i paradigmi di apprendimento (umano) in due categorie (anche qui, nessuna pretesa di essere completo):

- Apprendimento condizionato - *istruttivismo*
 - condizionamento classico (Pavlov, Russia, fine '800)
 - condizionamento operante (Skinner, US, meta '900)
- Apprendimento cognitivo (a partire da Piaget, Svizzera, meta '900) - *costruttivismo*
 - osservazionale, percettivo, sociale, emotivo

Quale apprendimento abbiamo codificato nella macchina?

I paradigmi di apprendimento

Possiamo dividere i paradigmi di apprendimento (umano) in due categorie (anche qui, nessuna pretesa di essere completo):

- Apprendimento condizionato - *istruttivismo*
 - condizionamento classico (Pavlov, Russia, fine '800)
 - condizionamento operante (Skinner, US, meta '900)
- Apprendimento cognitivo (a partire da Piaget, Svizzera, meta '900) - *costruttivismo*
 - osservazionale, percettivo, sociale, emotivo

Quale apprendimento abbiamo codificato nella macchina?

> intelligenza < errore

I paradigmi di apprendimento

Possiamo dividere i paradigmi di apprendimento (umano) in due categorie (anche qui, nessuna pretesa di essere completo):

- Apprendimento condizionato - *istruttivismo*
 - condizionamento classico (Pavlov, Russia, fine '800)
 - condizionamento operante (Skinner, US, meta '900)
- Apprendimento cognitivo (a partire da Piaget, Svizzera, meta '900) - *costruttivismo*
 - osservazionale, percettivo, sociale, emotivo

Quale apprendimento abbiamo codificato nella macchina?

Definition di «apprendimento» da (Schunk, 2020):

Learning is an enduring change in behavior, or in the capacity to behave in a given fashion, which results from practice or other forms of experience.

- Le **teorie dell'apprendimento** descrivono come le persone imparano
- Psicologia, pedagogia, filosofia hanno prodotto decine di teorie ...

I paradigmi di apprendimento (per approfondire)

DISCOURSES ON LEARNING IN EDUCATION

Home **Map** Reading The Map Key Terms Comprehensive Index About Us

Searches: Entries on Map **Comprehensive Index** **Video Tour** PDF Downloads **Map** **Comprehensive L**

Defining Themes of EDUCATION: CONSERVATION/MAINTENANCE (OF KNOWLEDGE) PREPARATION (FOR ADULT LIFE) ENABLING (THE INDIVIDUAL) EMPOWERING (DEMOCRATIC CITIZENS) ANTICIPATING (THE FUTURE)

Key Metaphors of TEACHING: DELIVERING/TRANSMITTING TRAINING/CONDITIONING GUIDING/FACILITATING OCCASIONING/ORIENTING MODELING/ENGAGING/INVOLVING DESIGNING MENTORING/EMPOWERING CO-EVOLVING

Dominant Frames for Knowledge: Objectivity Subjectivity Intersubjectivity Interobjectivity

Discourses on Learning: A complex network of interconnected terms and concepts, including: Instructional Design Models, Assessment and Evaluation, Teaching Styles, Pedagogical Practices, Learning Theories, Educational Research, and various specific models like Zone Theory of Proximal Development, Unaffiliated Discourses, Technology-Infused Individual Learning, and Well-Being Discourses.

Discourses on Immersion Learning: Includes terms like Instructional Design Models, Assessment and Evaluation, Teaching Styles, and Pedagogical Practices.

Discourses on Interpreting Learning: Includes terms like Epistemology, Metaphors, and various learning theories.

Key Metaphors of LEARNERS: PASSIVE RECIPIENT MANIPULABLE ENTITY ACTIVE AGENT INTERACTIVE PARTICIPANT NESTED SYSTEM

UNSCIENTIFIC (relative to assumptions; tendency toward uncritical, entailment-heavy assertions about learning)
QUASI-SCIENTIFIC or **LIMITED-SCIENTIFIC** (lacking some critical element associated with robust, scientific knowledge)
SCIENTIFIC (robustly theorized and empirically grounded; aimed at innovative contributions to understanding learning)
HYACINED or **ADAPTED** (not originally formulated or intended as discourses on or associated with learning)

<https://learningdiscourses.com/learning-discourses/>

I paradigmi dell'apprendimento automatico

Distinguiamo (per comodità) diverse modalità di apprendimento automatico, che corrispondono a diversi algoritmi che si pongono all'intersezione tra Matematica, Statistica e Informatica (oltre alla già citata Filosofia e Psicologia).

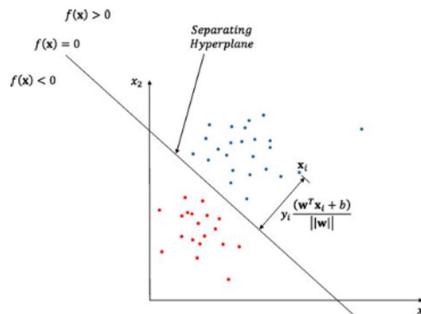
- Apprendimento automatico supervisionato
- Apprendimento automatico **non** supervisionato
- Apprendimento automatico di rinforzo
- Combinazioni delle precedenti ...

Apprendimento automatico supervisionato

In generale, identifichiamo in questo paradigma, i metodi di **regressione** e **classificazione**.

L'apprendimento automatico supervisionato, in ogni sua forma, mantiene le seguenti caratteristiche:

- I dati da cui la macchina apprende sono **etichettati**, portano con loro l'obiettivo di apprendimento (il prezzo di una casa, il valore di mercato di un'azione);
- I dati sono costituiti da coppie **input-output**. Chiamiamo l'input insieme di caratteristiche (o *feature*) e l'output etichetta (o *target*);
- L'obiettivo dell'apprendimento è quello di trovare una mappa da *input* ad *output* (una relazione) utile a meglio comprendere il fenomeno e **tentare di spiegare tale relazione**.



Esempio di regressione



Obiettivo:

Prevedere il consumo di energia in base ai dati storici.

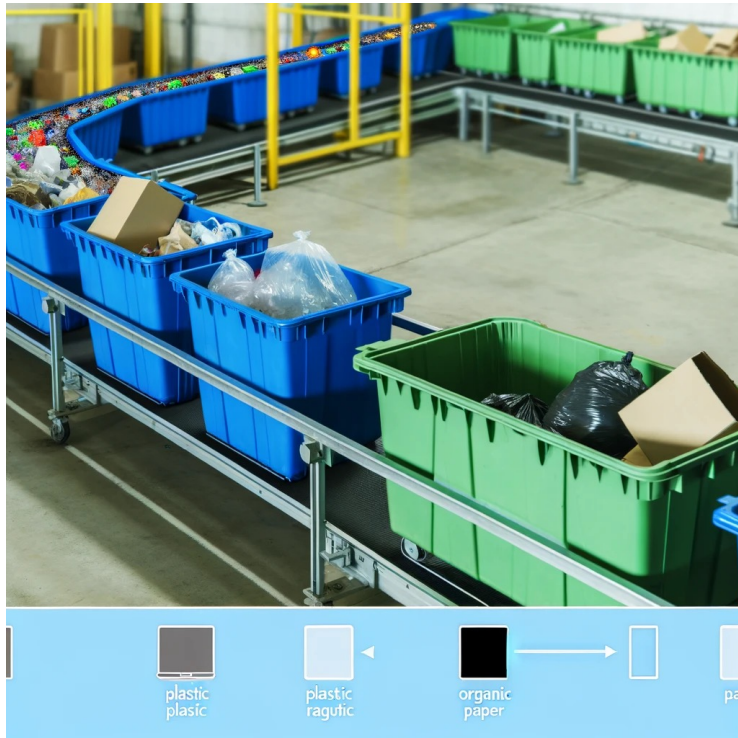
Esempio di input:

Serie temporale delle condizioni meteo geolocalizzate, delle ore di luce per ciascun edificio di un'area.

Esempio di output:

Consumo energetico orario/mensile, piano di efficientamento energetico.

Esempio di classificazione



Obiettivo:

Identificare il tipo di rifiuto per automatizzare la selezione del processo di riciclaggio.

Esempio di input:

Immagini dei rifiuti catturate da un sistema di riconoscimento visivo.

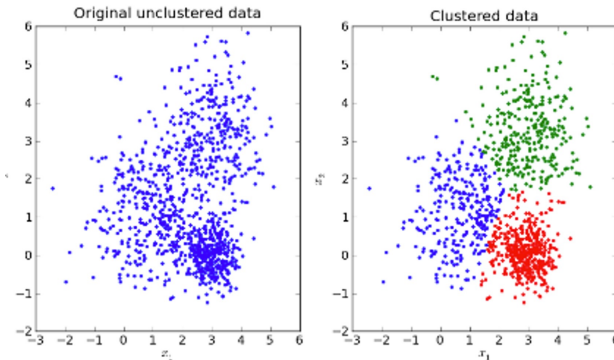
Esempio di output:

Etichette dei rifiuti sulla base della normativa vigente, ad esempio tipo di plastica, tipo di carta, vetro, tetrapak. Sistemi di regole per la separazione automatica.

Apprendimento automatico **non** supervisionato

In una situazione in cui non abbiamo a disposizione, tra i dati, l'**obiettivo di predizione** (cioè manca l'etichetta) possiamo sfruttare l'insieme di tecniche di apprendimento automatico chiamate **non** supervisionate.

- L'algoritmo identifica strutture e similarità tra i dati. Al termine della fase di addestramento dell'algoritmo, i dati simili avranno **distanza minima** mentre quelli dissimili avranno **distanza massima**.
- L'obiettivo è estrarre informazioni significative utili per la segmentazione dei dati. Un processo utile sia per successive analisi dei dati sia per agevolare il processo decisionale.



Esempio di *clustering*



Obiettivo:

Ottimizzare la gestione delle risorse identificando schemi nei dati ambientali.

Esempio di input:

Set di dati provenienti da sensori di qualità dell'aria con misurazioni di CO₂, particolato geolocalizzate.

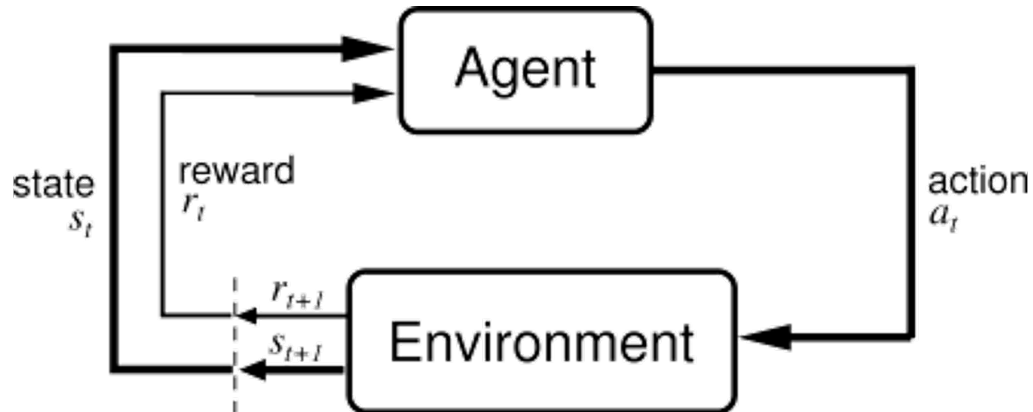
Esempio di output:

Cluster (gruppi) di zone urbane basati sui livelli di inquinamento: basso, medio, alto. Mappa di interventi mirati per il miglioramento ambientale.

Apprendimento automatico di rinforzo (*reinforcement*)

Esiste un ultimo paradigma di apprendimento automatico, ispirato dalle teorie di **Skinner** e dal suo approccio **cognitivist**. Un agente (sia esso umano, animale o virtuale) impara a prendere decisioni interagendo con un ambiente condizionato da un **guadagno** o da una **penalità**.

- L'agente mira a **massimizzare il guadagno** cumulato nel tempo, compiendo azioni e osservandone le conseguenze.
- A differenza dell'apprendimento supervisionato e non supervisionato, l'apprendimento per rinforzo può essere sfruttato direttamente dell'apprendimento di politiche decisionali ottimali.



Esempio di *reinforcement learning*



Obiettivo:

Adattare automaticamente le strategie di gestione energetica di impianti per massimizzare l'efficienza.

Esempio di input:

Dati in tempo reale sull'uso dell'energia, efficienza degli impianti, e condizioni operative attuali.

Esempio di output:

Aggiustamenti automatici delle impostazioni operative. Ad esempio regolazione della temperatura, ottimizzazione di cicli di lavoro per il miglioramento energetico e riduzione dei costi di gestione.

Cenni di algoritmi per l'apprendimento automatico

Distinguiamo tra gli algoritmi di apprendimento supervisionato noti:

- Regressione lineare a logistica;
- Alberi decisionali e la loro evoluzione in Random Forest;
- Support Vector Machine con kernel lineare, polinomiale e Gaussiano;
- K-Nearest Neighbors e misure di similarità con algoritmi di distanza euclidea, Manhattan, etc.

Cenni di algoritmi per l'apprendimento automatico

Distinguiamo tra gli algoritmi di apprendimento supervisionato noti:

- Regressione lineare a logistica;
- Alberi decisionali e la loro evoluzione in Random Forest;
- Support Vector Machine con kernel lineare, polinomiale e Gaussiano;
- K-Nearest Neighbors e misure di similarità con algoritmi di distanza euclidea, Manhattan, etc.

E algoritmi noti per l'apprendimento **non** supervisionato:

- K-means, Hierarchical clustering;
- Principal Component Analysis e t-SNE e, in generale, tecniche per la decomposizione delle componenti.

Cenni di algoritmi per l'apprendimento automatico

Distinguiamo tra gli algoritmi di apprendimento supervisionato noti:

- Regressione lineare a logistica;
- Alberi decisionali e la loro evoluzione in Random Forest;
- Support Vector Machine con kernel lineare, polinomiale e Gaussiano;
- K-Nearest Neighbors e misure di similarità con algoritmi di distanza euclidea, Manhattan, etc.

E algoritmi noti per l'apprendimento **non** supervisionato:

- K-means, Hierarchical clustering;
- Principal Component Analysis e t-SNE e, in generale, tecniche per la decomposizione delle componenti.

Un nuovo insieme di algoritmi di apprendimento automatico ha ormai *de facto* preso il sopravvento e viene sfruttato per ogni tipo di apprendimento (supervisionato e non, di rinforzo e combinazioni dei precedenti):

- **Reti neurali** artificiali, reti neurali profonde, LLMs e chi più ne ha ...

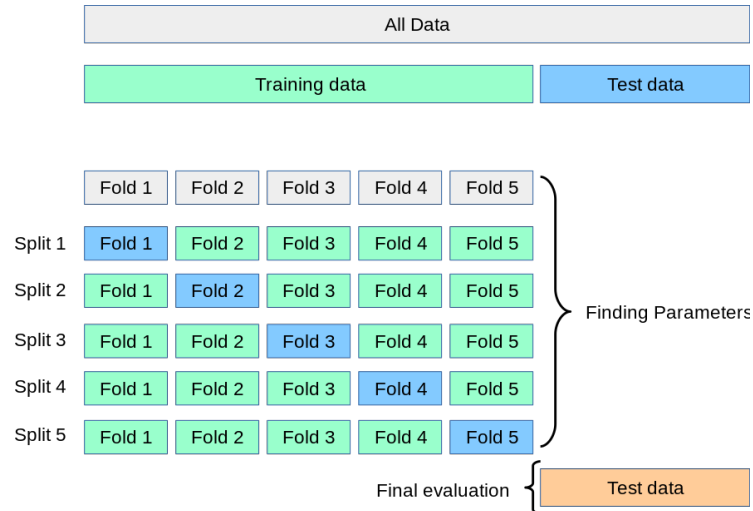
Tecniche di validazione sperimentale per AI

Come ogni altra disciplina scientifica basata sull'analisi di dati, anche l'informatica quando tratta algoritmi di apprendimento automatico, ha bisogno di un rigoroso procedimento sperimentale (formulazione di una tesi, ipotesi, significatività statistica, etc.).

Tecniche di validazione sperimentale per AI

Occorre qui ricordare alcune tecniche di importanza vitale per la sperimentazione con algoritmi di apprendimento automatico per la gestione dei dati. In particolare, è bene ragionare sui seguenti aspetti prima di intraprendere un'analisi approfondita.

L'adozione di tecniche di suddivisione dei dati in **dati di addestramento** e **dati di test** e l'adozione di tecniche di validazione incrociata (*cross validation*) nelle sue forme *Leave-One-Out* e/o *K-fold*.



Extra material – from model to business

Free Tools for ML

Weka <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

- Functionality: Offers data mining, preprocessing, and modeling capabilities.
- Ideal For: Beginners and those seeking a GUI-based approach to ML.

Orange 3 <https://orangedatamining.com/>

- Functionality: Includes data mining, preprocessing, modeling, and explaining features.
- User-Friendly: Intuitive interface suitable for those without extensive coding skills.

Python with ML Libraries <https://huggingface.co/>

- Libraries: Google TensorFlow, Meta PyTorch, Apache MXNet, HuggingFace (with PRO version providing IaaS and support).
- Skill Level: Requires coding skills. Pro and Enterprise versions offer IaaS support.

MLFlow <https://mlflow.org/>

- Multi-Language Support: Compatible with various programming languages.
- Use Case: Ideal for those with programming skills, offering flexibility across different ML projects.

Premium Tools (1 of 2)

ChatGPT 4 with data analytics and ChatGPT Turbo <https://openai.com/product>

- Feature: Interactive chatbot interface for data analysis.
- Application: Useful for conversational AI and text-based data analysis.
- OpenAI API for code interface with OpenAI models (DALLE, ChatGPT, etc.)

Datacamp for Business <https://www.datacamp.com/business>

- Learning and development: Combines coding skills development with a learning management system (LMS).
- Target Audience: Organizations focused on upskilling their teams in data science and ML.

RapidMiner + Altair Platform <https://rapidminer.com/>

- Integrates data preparation, model building, and deployment.

Sas Visual Data Mining and Machine Learning Platform https://www.sas.com/en_us/software/visual-data-mining-machine-learning.html

- Advanced analytics tool with a visual interface.

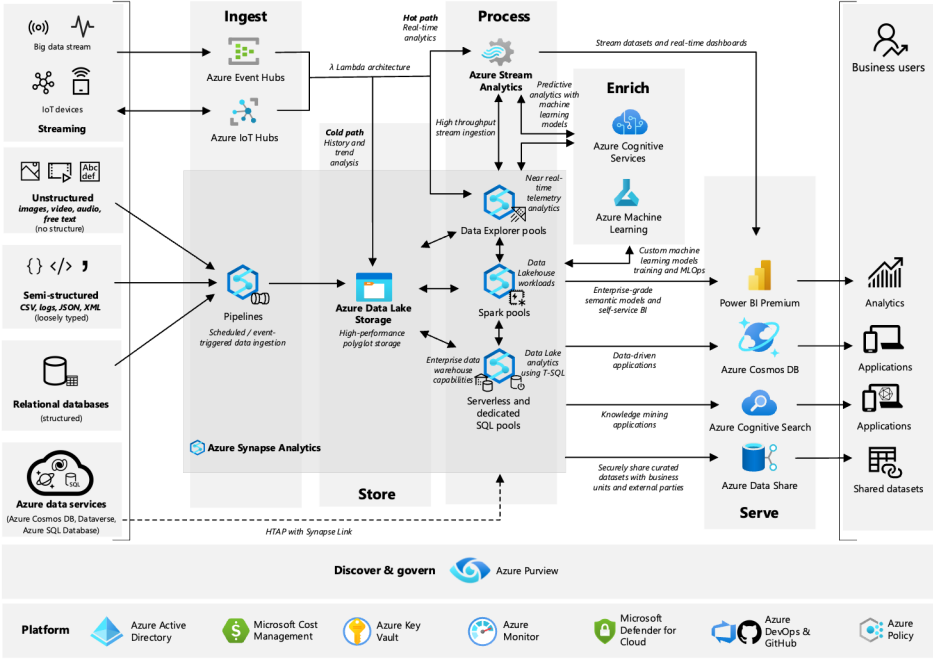
Tableau <https://www.tableau.com/>

- Known for data visualization, also offers ML capabilities.

Premium Tools (2 of 2) offering Automated ML lifecycle

- **IBM Watson** <https://www.ibm.com/watson>
 - Comprehensive AI and ML suite with strong enterprise support.
- **Azure Synapse Ecosystem** <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/synapse-analytics/>
 - Provides a GUI for machine learning pipelining, suitable for integration with other Azure services.
- **Amazon AWS SageMaker** <https://aws.amazon.com/sagemaker/>
 - ML platform implementation supporting workflows and integration with the AWS ecosystem.
- **Google Cloud AI platform** <https://cloud.google.com/vertex-ai/docs/training-overview>
 - Google ecosystem of tools providing hardware and software for AutoML

Example of Microsoft Azure



SBB



Villa Guastavillani, via degli Scalini, 18

40136 Bologna, Italy

T. +39 051 2090111

E. info@bbs.unibo.it

bbs.unibo.it