

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI AL CODICE



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

Prof. Angelo Gargantini
Ing. Silvia Bonfanti, PhD

ANGELO GARGANTINI

Master in Electronic Engineering **1994**
and PhD **2000** at Politecnico di Milano

After jobs in industry, research centers,
PA, assistant and associate professor

2021: Full Professor, DIGIP, University
of Bergamo Coordinator of the CS
engineering program at the University
of Bergamo

Head of the FOSELAB at UniBG
<https://foselab.unibg.it/>



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI
AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

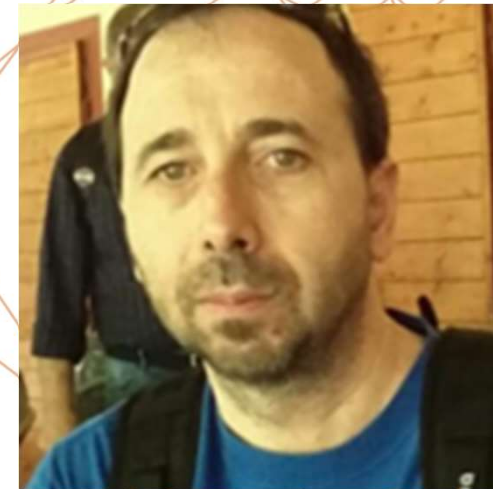
Software
engineering

Formal
methods

Software
testing

Model-driven
engineering

Programming
languages



angelo.gargantini@unibg.it

SILVIA BONFANTI

2013: MSc in Computer Engineering
at University of Bergamo

2017: PhD in Engineering and
Applied Sciences at University of
Bergamo

Since 2018: Iscrizione Ordine degli
Ingegneri di Bergamo

Since 2023:
Research Associate



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI
AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

Formal
methods

Medical Software
certification

Quality of medical
software

Robustness
evaluation of ANN

AAC
Augmentative and
Alternative
Communication

3D applications for
amblyopia



silvia.bonfanti@unibg.it

INTRODUZIONE ALL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Cos'è l'Intelligenza Artificiale?
Perché l'IA è importante oggi?
I termini dell'Intelligenza Artificiale

TECNICHE E ALGORITMI DI BASE

Apprendimento supervisionato
Apprendimento non supervisionato
Apprendimento per rinforzo

APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO

Fasi dell'apprendimento supervisionato
Esempio pratico con tool online
Confusion matrix

CONCLUSIONI

OUTLINE





INTRODUZIONE ALL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

COSA È L'INTELLIGENZA?

- Cosa è caratteristico dell'**homo sapiens**
 - **Intelligenza**
 - Come facciamo a parlare, pensare, capire, predire,
 - Impossibile darne una definizione univoca.
 - L'intelligenza potrebbe essere definita come la capacità di risolvere problemi, di adattarsi e di imparare dall'esperienza.
- E quella artificiale?
 - Possono le macchine risolvere problemi? Come gli umani...



COSA È L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE?

Thinking Humanly	Thinking Rationally
<p>“The exciting new effort to make computers think . . . machines with minds, in the full and literal sense.” (Haugeland, 1985) “[The automation of] activities that we associate with human thinking, activities such as decision-making, problem solving, learning . . .” (Bellman, 1978)</p>	<p>“The study of mental faculties through the use of computational models.” (Charniak and McDermott, 1985) “The study of the computations that make it possible to perceive, reason, and act.” (Winston, 1992)</p>
Acting Humanly	Acting Rationally
<p>“The art of creating machines that perform functions that require intelligence when performed by people.” (Kurzweil, 1990) “The study of how to make computers do things at which, at the moment, people are better.” (Rich and Knight, 1991)</p>	<p>“Computational Intelligence is the study of the design of intelligent agents.” (Poole et al., 1998) “AI . . . is concerned with intelligent behavior in artifacts.” (Nilsson, 1998)</p>



SI PUÒ FARE UNA MAPPA?

Abilità come
ascolto, visione,
lettura,
movimento,
ragionamento

Cosa è (e cosa non è) **Intelligenza Artificiale**



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

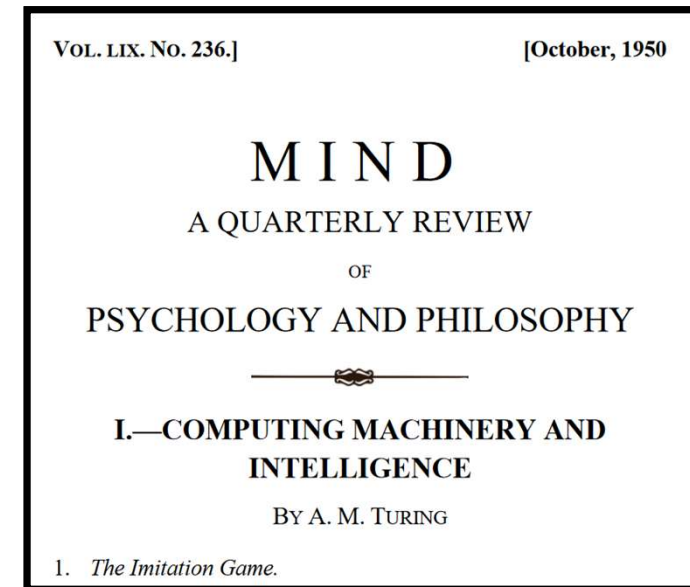
BOTIKA
ALCHIMISTI DIGITALI

Mappa realizzata dai nerd di Botika.ai a dicembre 2018

Liberaente tratto da Karen Hao, <https://www.technologyreview.com/5/612404/5s-this-ai-we-drew-you-a-flowchart-to-work-it-out/>

TEST DI TURING

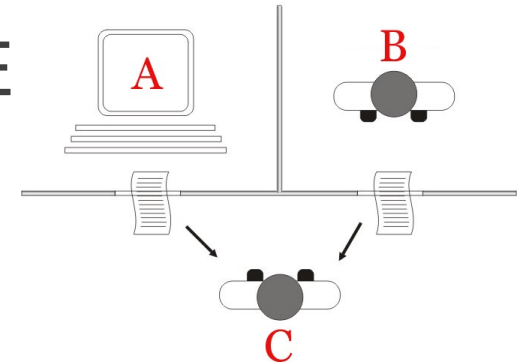
- “Can machines think?”
- Si può definire pensare?
- Turing imagine **l’imitation game**



in cui un giudice umano dialoga sia con un computer che con un umano (un "foil"), ognuno dei quali gareggia per convincere il giudice di essere l'umano. È importante notare che il computer, il foil e il giudice non si vedono; comunicano esclusivamente tramite testo. Dopo aver conversato con ogni candidato, il giudice indovina chi dei due è il vero umano. La nuova domanda di Turing era: "Ci sono computer digitali immaginabili che potrebbero fare bene nel gioco dell'imitazione?"



NOTE SULL'IMITATION GAME



- Non è un vero test pratico
- Che tipo di comunicazione? Per quanto tempo?
- Per quante partite? Che argomento?
- Esistono macchine che passano il test di Turing?

```
Welcome to
EEEEEE LL IIII ZZZZZZ AAAAA
EE LL II ZZ AA AA
EEEEEE LL II ZZ AAAAAA
EE LL II ZZ AA AA
EEEEEE LLLLLL IIII ZZZZZZ AA AA

Eliza is a mock Rogerian psychotherapist.
The original program was described by Joseph Weizenbaum in 1966.
This implementation by Norbert Landsteiner 2005.

ELIZA: Is something troubling you ?
YOU: Men are all alike.
ELIZA: What is the connection, do you suppose ?
YOU: They're always bugging us about something or other.
ELIZA: Can you think of a specific example ?
YOU: Well, my boyfriend made me come here.
ELIZA: Is it important to you that your boyfriend made you come here ?
YOU: He says I'm depressed much of the time.
ELIZA: I am sorry to hear that you are depressed.
YOU: It's true, I am unhappy.
ELIZA: Can you explain what made you unhappy ?
YOU:
```

ChatGPT-4 passes the Turing Test for the first time: There is no way to distinguish it from a human being

by [Edwin O.](#) — 10/02/2024 in Technology



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

WEAK VS STRONG

- **Intelligenza Artificiale debole (Weak AI):** racchiude al suo interno sistemi in grado di simulare alcune funzionalità cognitive dell'uomo senza tuttavia raggiungere le capacità intellettuali tipiche dell'uomo.
 - problem-solving, prendere decisioni, ecc. (come nel gioco degli scacchi);
- **Intelligenza Artificiale forte (Strong AI):** si fanno rientrare in questa categoria i sistemi in grado di diventare sapienti (o addirittura coscienti di sé).
 - macchine con intelligenza propria (non emuleranno quindi quella dell'uomo), autonoma e probabilmente superiore a quella degli esseri umani



PERCHÉ L'AI È «ESPLOSA» RECENTEMENTE?

1. **Potenza di calcolo:** (raddoppiato ogni 12-24 mesi negli ultimi 50 anni (legge di Moore), possono eseguire algoritmi sofisticati (esempio deep learning)
2. **Dati:** i dati globali sono raddoppiati circa ogni due anni e si prevede che raggiungeranno i 175 zettabyte (ovvero 175 miliardi di milioni di megabyte) nel 2025. Molti sono dati etichettati che sono stati utilizzati per allenare sistemi intelligenti



PERCHÉ L'IA È IMPORTANTE OGGI?

- Impatto sulla società e sull'economia
 - Sia diretto che indiretto
- Numero sempre crescente di applicazioni pratiche:
 - il riconoscimento della voce e la sintesi vocale,
 - la traduzione in tempo reale tra lingue diverse,
 - il riconoscimento di immagini
 - la guida semi-autonoma delle automobili o dei robot.
 - ...



TERMINI DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

MACHINE LEARNING	ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
Algoritmi di apprendimento automatico: <ul style="list-style-type: none">• Supervisionato• Non supervisionato• Reinforcement Learning	Ispirate al funzionamento del cervello umano



TERMINI DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

COMPUTER VISION	ROBOTICA	NATURAL LANGUAGE PROCESSING
Capacità di un sistema di interpretare e comprendere il mondo visivo	Le macchine fisiche devono essere in grado di eseguire compiti autonomamente	Capacità delle macchine di comprendere, interpretare e generare il linguaggio umano



TERMINI DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

PIANIFICAZIONE E RISOLUZIONE DEI PROBLEMI	INTERAZIONE UOMO-MACCHINA	ETICA E RESPONSABILITÀ DELL'IA
L'abilità delle macchine di prendere decisioni autonomamente e risolvere problemi complessi	Il modo in cui gli esseri umani interagiscono con i sistemi di IA	Implicazioni morali, legali e sociali delle tecnologie IA



MACHINE LEARNING



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

MACHINE LEARNING

APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO	APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO	APPRENDIMENTO PER RINFORZO
Apprendimento automatico in cui un modello viene addestrato su un dataset etichettato	Apprendimento automatico in cui un modello cerca di trovare pattern e strutture nascoste nei dati senza la presenza di etichette	Apprendimento automatico in cui un agente riceve un feedback (rinforzo) sotto forma di ricompense o penalità con l'obiettivo di massimizzare la ricompensa cumulativa nel lungo termine



APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

ALGORITMI DI APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO

CLASSIFICAZIONE

- Riconoscimento di immagini
- Analisi del sentiment
- Riconoscimento vocale
- Rilevamento di frodi
- Diagnosi medica

REGRESSIONE

- Previsione delle vendite
- Previsione del prezzo delle case
- Previsione della domanda di energia



CONCETTI CHIAVE

DATI ETICHETTATI

MODELLO

ADDESTRAMENTO



DATI ETICHETTATI

Dati a cui è stata associata una specifica categoria o classe, detta **ETICHETTA**

Immagini: Immagini di gatti etichettate come "gatto", immagini di cani etichettate come "cane"

Dati numerici: Dati medici etichettati come "malato" o "sano".

Testi: Recensioni di prodotti etichettate come "positive" o "negative"

- Fondamento dell'apprendimento
- Migliore accuratezza
- Personalizzazione





MODELLO

Algoritmi e sistemi complessi per elaborare e analizzare i dati al fine di formulare previsioni o prendere decisioni





ADDESTRAMENTO

Come il modello "impara" dai dati etichettati, cercando di mappare le caratteristiche degli input alle etichette corrette



FASI APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO

PREPARAZIONE DEI DATI

ADDESTRAMENTO

VALIDAZIONE

TEST

PREDIZIONE



ALGORITMI DI CLASSIFICAZIONE

- Alberi di decisione
- Random Forest
- K-Nearest Neighbors
- Support Vector Machines (SVM)
- Logistic Regression
- Naive Bayes
- Reti Neurali
- Gradient Boosting



ALGORITMI DI REGRESSIONE

- Reegressione lineare
- Regressione polinomiale
- Regressione Ridge
- Regressione Lasso
- Elastic Net
- Support Vector Regression
- Decision Tree Regression
- Random Forest Regression
- Gradient Boosting Regression
- Regressione Bayesiana
- Reti Neurali (per regressione)





ESEMPIO
CLASSIFICAZIONE:
*ALBERO DI
DECISIONE*





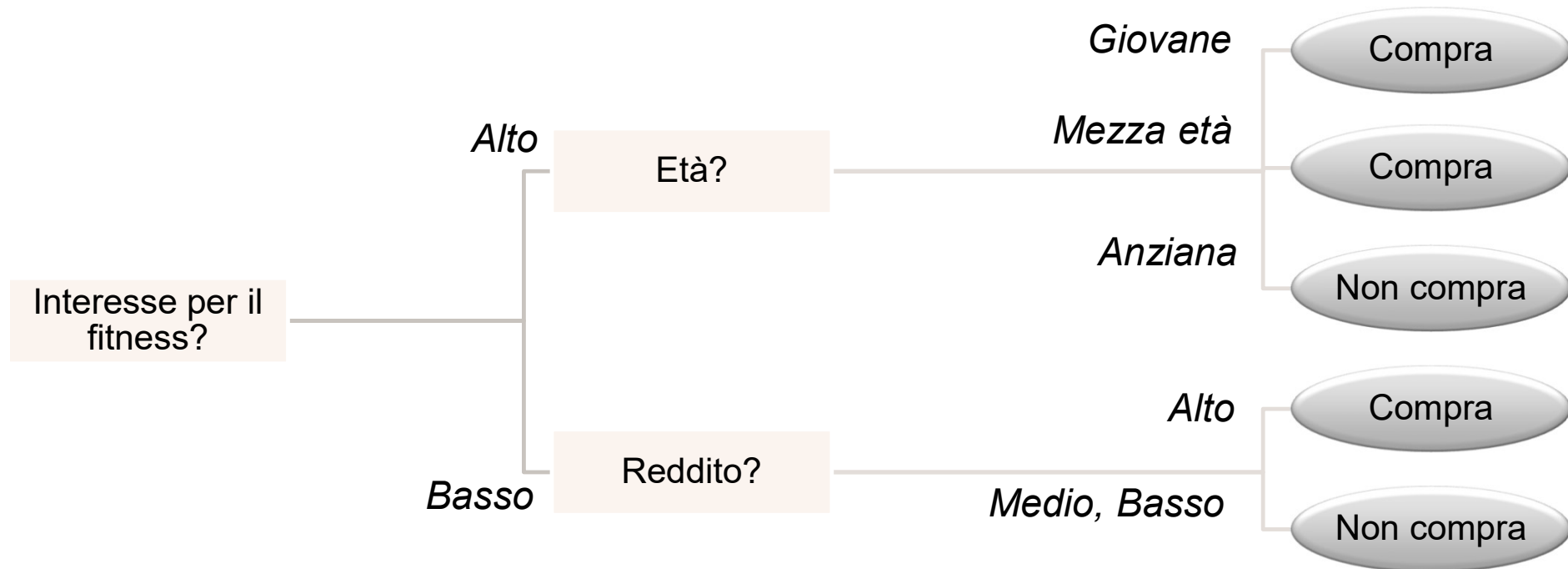
ESEMPIO

Supponiamo di voler prevedere se una persona comprerà un abbonamento a una palestra, in base a tre caratteristiche:

- Età (Giovane, Mezza età, Anziana)
- Reddito (Basso, Medio, Alto)
- Interesse per il fitness (Alto, Basso)



ESEMPIO





ESEMPIO
REGRESSIONE:
*REGRESSIONE
LINEARE*





ESEMPIO

Supponiamo di voler prevedere il prezzo di una casa in base alla sua superficie (in metri quadrati).

Superficie (m ²)	Prezzo (in migliaia di euro)
50	150
70	200
100	300
120	350
150	450





ESEMPIO

Formula generale	Formula dopo algoritmo di apprendimento	Previsione
$y = mx + b$ <p>Dove: y è il prezzo previsto. x è la superficie. m è la pendenza della retta (coefficiente). b è l'intercetta (valore di y quando $x=0$).</p>	$y = 3x + 0$ <p>(il prezzo aumenta di 3.000€ per ogni metro quadrato)</p>	<p>Stima del prezzo di una casa di 80 m²:</p> $y = 3 \cdot 80 + 0 = 240$ <p>Quindi, il prezzo previsto è 240.000€.</p>





APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO



QUANDO UTILIZZARE L'APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

Dati non etichettati

Scoperta di pattern

Segmentazione

Riduzione della dimensionalità



SFIDE DELL'APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

Scelta del modello

Valutazione dei risultati

Interpretazione dei risultati



ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

CLUSTERING

- Segmentazione clienti
- Bioinformatica
- Analisi di immagini
- Gestione delle risorse

RIDUZIONE DELLA DIMENSIONALITA'

- Visualizzazione dati
- Pre-elaborazione per modelli supervisionati
- Compressione dei dati



ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

ASSOCIAZIONE

- Raccomandazioni di prodotti
- Marketing
- Analisi di rete

MODELLI GENERATIVI

- Creazione di immagini e video
- Generazione di testi
- Denoising
- Scoperta di anomalie



ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

ANALISI DI SEQUENZE E ORDINE

- Riconoscimento vocale
- Previsione temporale
- Analisi delle sequenze biologiche

RILEVAMENTO DI ANOMALIE

- Frode finanziaria
- Manutenzione predittiva
- Cybersecurity



ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO CON DATI COMPLESSI

- NLP (Elaborazione del linguaggio naturale):
- Clustering di testi per argomenti o contesto.
- Robotica e IoT
- Identificare pattern nei dati dei sensori.
- Raggruppare comportamenti o movimenti.



FASI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

PREPARAZIONE DEI DATI

SCELTA DELL'ALGORITMO

ADDESTRAMENTO

VALUTAZIONE DEI RISULTATI

INTERPRETAZIONE DEI RISULTATI



ALGORITMI DI CLUSTERING

- K-Means
- Clustering gerarchico
- DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)
- Gaussian Mixture Models (GMM)
- Biclustering
- Fuzzy clustering
- Spectral clustering



ALGORITMI DI MODELLI GENERATIVI

- Modelli Variational Autoencoder (VAE)
- Generative Adversarial Networks (GAN)
- Flow-based Models
- Autoregressive Models
- Deep Boltzmann Machines



ESEMPIO ALGORITMO DI CLUSTERING: *K-MEANS*





ESEMPIO

Dato un dataset di clienti, descritti da età, sesso, località, importo speso e tipo di prodotti acquistati, si vuole capire se ci sono gruppi di clienti con comportamenti d'acquisto simili, in modo da personalizzare le campagne di marketing.





ESEMPIO

PREPARAZIONE DEI DATI

- **PULIZIA:** eliminazione dati mancanti o errati
- **TRASFORMAZIONE:** trasformazione variabili categoriche in variabili numeriche
- **NORMALIZZAZIONE:** scalare i dati per renderli confrontabili

SCELTA DELL'ALGORITMO

K-MEANS: raggruppare i clienti in un numero predefinito di cluster

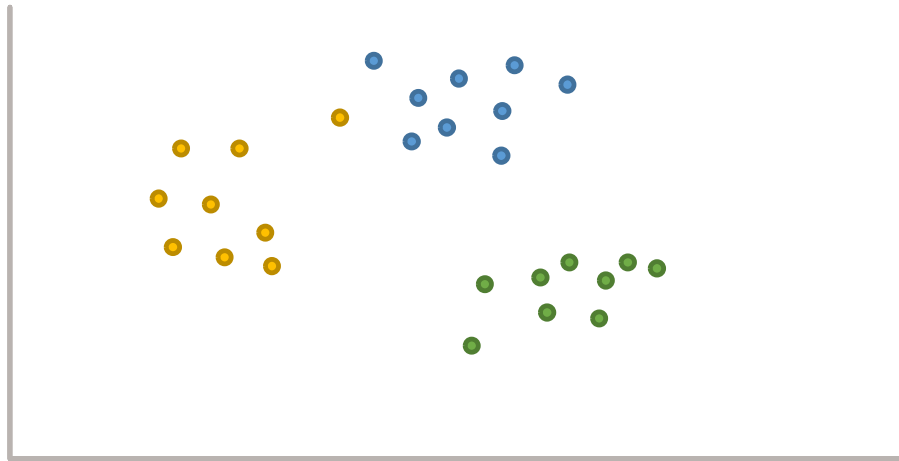




ESEMPIO

ADDESTRAMENTO DEL MODELLO

- L'algoritmo K-means assegna inizialmente i clienti a cluster casuali

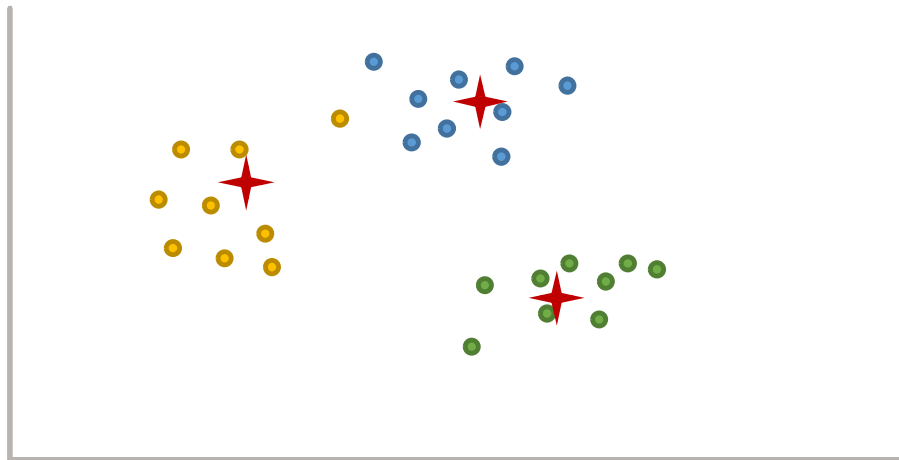




ESEMPIO

ADDESTRAMENTO DEL MODELLO

- Calcola i centroidi (punti centrali) di ciascun cluster

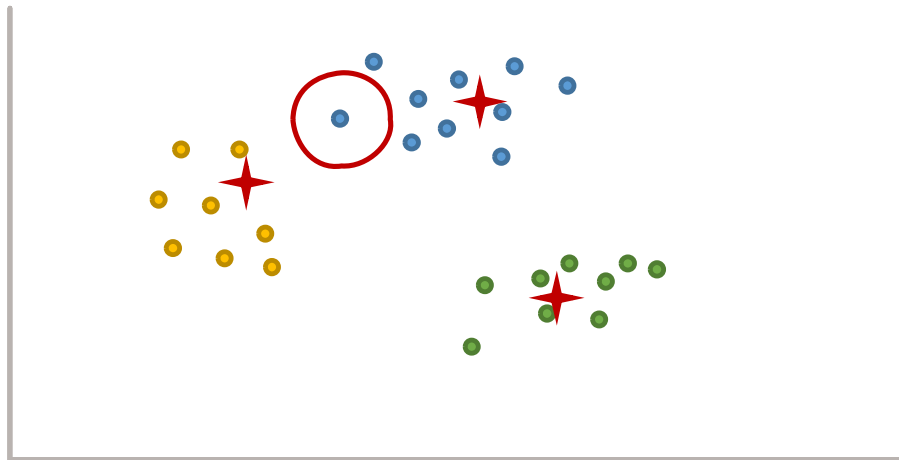




ESEMPIO

ADDESTRAMENTO DEL MODELLO

- Assegna ogni cliente al cluster con il centroide più vicino

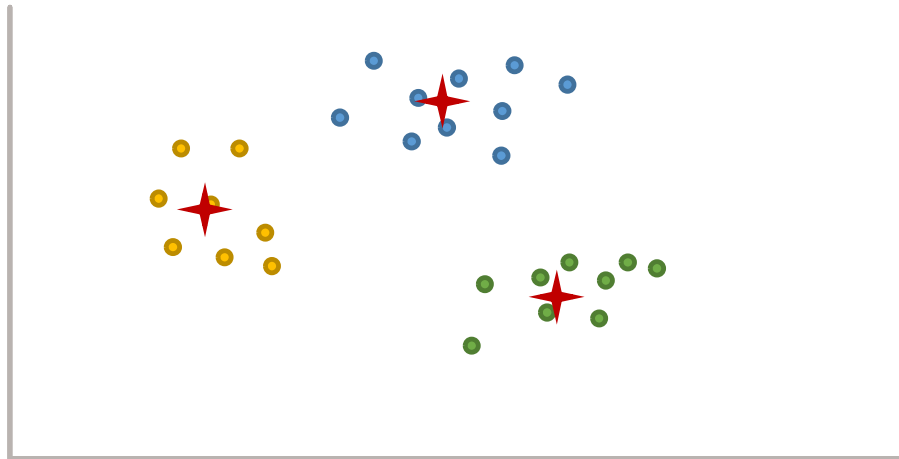




ESEMPIO

ADDESTRAMENTO DEL MODELLO

- Aggiorna i centroidi e ripete il processo fino a convergenza





ESEMPIO

VALUTAZIONE DEI RISULTATI

- **VISUALIZZAZIONE:** grafico a dispersione a due dimensioni per visualizzare i cluster (es. utilizzando le prime due componenti principali ottenute con PCA).
- **PROFILO DEI CLUSTER:** analisi delle caratteristiche dei clienti in ciascun cluster (es. età media, sesso predominante, prodotti più acquistati).

INTERPRETAZIONE DEI RISULTATI

- *Cluster 1:* Clienti giovani, amanti della moda, che acquistano spesso capi alla moda.
- *Cluster 2:* Clienti di mezza età, interessati a prodotti di qualità e durevoli.
- *Cluster 3:* Clienti anziani, che acquistano principalmente abbigliamento casual.





ESEMPIO

UTILIZZO DEI RISULTATI

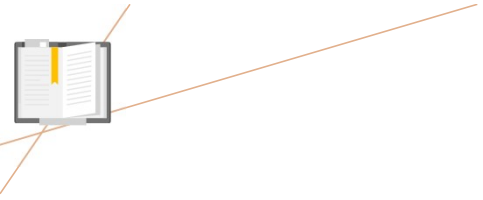
- *Marketing personalizzato*: Crei campagne marketing specifiche per ciascun cluster, offrendo prodotti e promozioni su misura.
- *Sviluppo di nuovi prodotti*: Identifichi nuovi segmenti di mercato e sviluppi prodotti che soddisfano le loro esigenze specifiche.
- *Miglioramento dell'esperienza cliente*: Personalizzi le raccomandazioni di prodotti in base ai comportamenti d'acquisto dei clienti.





ESEMPIO MODELLI GENERATIVI: *GANs* (*Generative Adversarial Networks*)





ESEMPIO

Generazione automatica di volti umani





ESEMPIO

RACCOLTA E PREPARAZIONE DEI DATI

- **RACCOLTA:** Si raccoglie un ampio dataset di immagini di volti da internet o da altre fonti.
- **PRE-PROCESSING:** Le immagini vengono ridimensionate, centrate e convertite in un formato adatto all'algorithmo.

SCELTA DELL'ALGORITMO

GANs (Generative Adversarial Networks): composto da due reti neurali: un generatore e un discriminatore. Il generatore crea nuove immagini, mentre il discriminatore cerca di distinguere le immagini generate da quelle reali.



ESEMPIO

Generatore: genera immagini causali

Discriminatore: valuta se le immagini sono reali o generate

Il generatore viene aggiornato per ingannare il discriminatore creando immagini sempre più realistiche

Il discriminatore viene aggiornato per diventare sempre più bravo a distinguere le immagini reali da quelle generate.

A
D
D
E
S
T
R
A
M
E
N
T
O

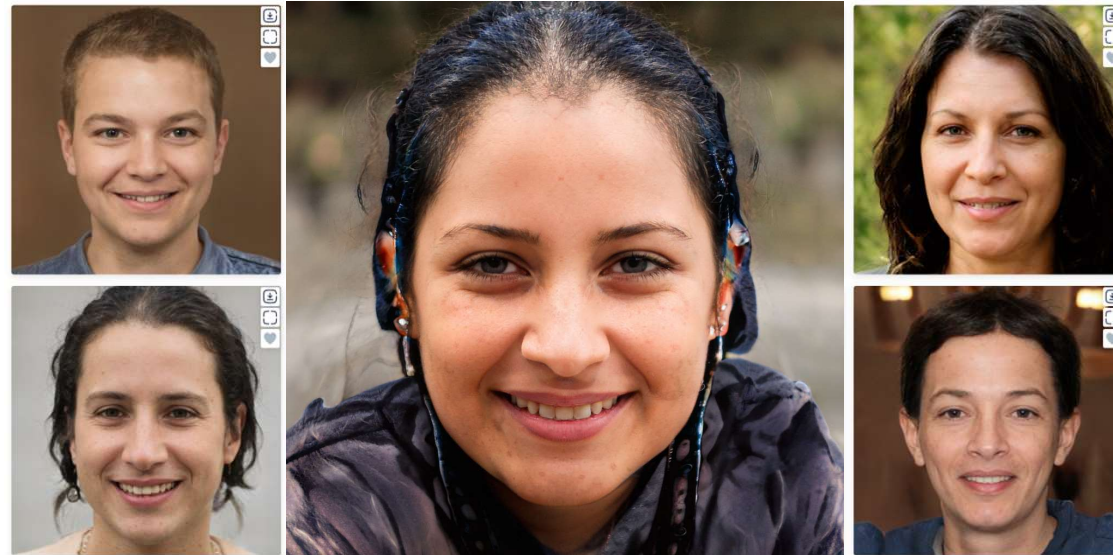




ESEMPIO

GENERAZIONE DI NUOVE IMMAGINI

- Il generatore può essere utilizzato per creare nuove immagini di volti



<https://thispersonnotexist.org/>



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

APPRENDIMENTO PER RINFORZO



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

QUANDO NON UTILIZZARE L'APPRENDIMENTO PER RINFORZO

Problemi con soluzioni analitiche

Dati etichettati abbondanti

Problemi semplici



QUANDO UTILIZZARE L'APPRENDIMENTO PER RINFORZO

GIOCHI: Giocare a scacchi, Go, videogiochi.

ROBOTICA: Imparare a camminare, manipolare oggetti.

FINANZA: Prendere decisioni di investimento.

MEDICINA: Sviluppare trattamenti personalizzati.



CONCETTI CHIAVE

AGENTE

AMBIENTE

AZIONI

STATI

RINFORZI



FASI APPRENDIMENTO PER RINFORZO

L'AGENTE OSSERVA LO STATO
DELL'AMBIENTE

L'AGENTE SCEGLIE UN'AZIONE

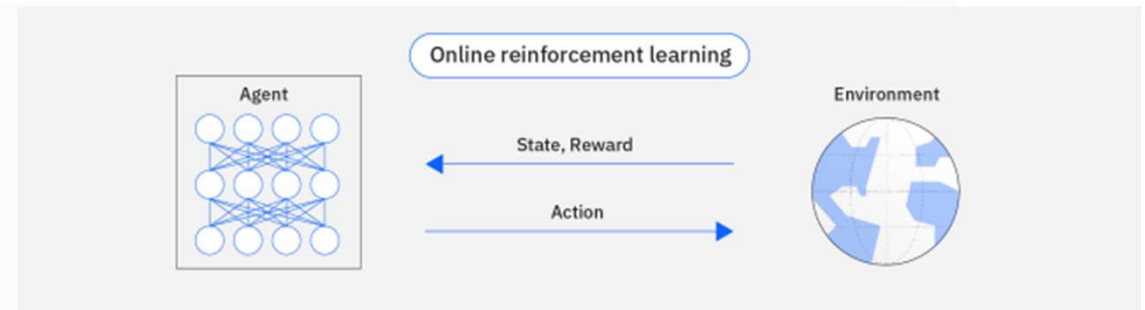
L'AGENTE ESEGUE L'AZIONE E
RICEVE UN RINFORZO

L'AGENTE AGGIORNA LA SUA
POLITICA

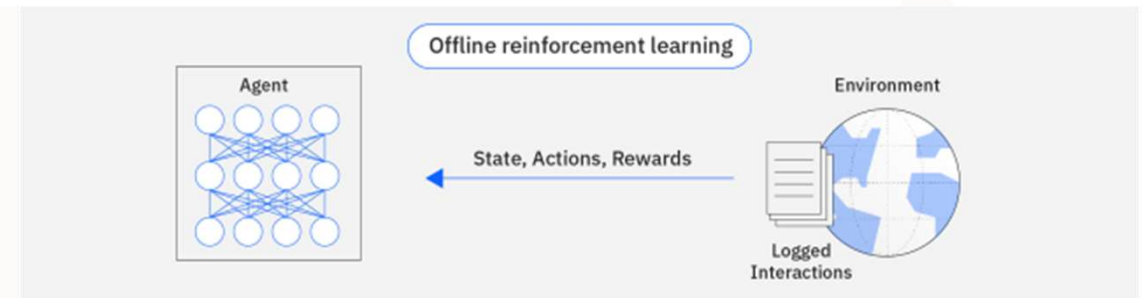


ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

ONLINE



OFFLINE



ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO

ONLINE

- Interazione Continua
- Aggiornamento Continuo
- Adattamento flessibile
- Costo computazionale elevato

OFFLINE

- Dati Pre-raccolti
- Efficiente
- Sicuro
- Difficoltà nell'apprendere comportamenti complessi



ALGORITMI DI APPRENDIMENTO NON SUPERVISIONATO: QUALE METODO?

ONLINE

- Ambiente moto dinamico

OFFLINE

- Dataset di grandi dimensioni
- Costo delle iterazioni elevato
- Requisiti di performance





ESEMPIO APPRENDIMENTO PER RINFORZO: *ROBOT*





ESEMPIO

Ipotizziamo di avere un robot posizionato all'inizio di un labirinto. L'obiettivo del robot è raggiungere l'uscita. Ad ogni passo, il robot può scegliere tra diverse direzioni (su, giù, destra, sinistra).





ESEMPIO

Elementi dell'apprendimento per rinforzo:

- **Agente:** Il robot.
- **Ambiente:** Il labirinto.
- **Stati:** Le diverse posizioni all'interno del labirinto.
- **Azioni:** Le direzioni in cui il robot può muoversi.
- **Rinforzi:**
 - **Positivo:** Il robot riceve una ricompensa quando raggiunge l'uscita.
 - **Negativo:** Il robot riceve una penalità se si scontra con un muro o rimane bloccato.





ESEMPIO

ALGORITMO Q-LEARNING

INIZIALIZZAZIONE

Tabella Q stato-azione (posizione,direzione) con valori casuali

ESPLORAZIONE

Scelta di azioni in modo casuale/con ricompensa maggiore

AGGIORNAMENTO TABELLA Q





APPRENDIMENTO SUPERVISIONATO: APPLICAZIONI



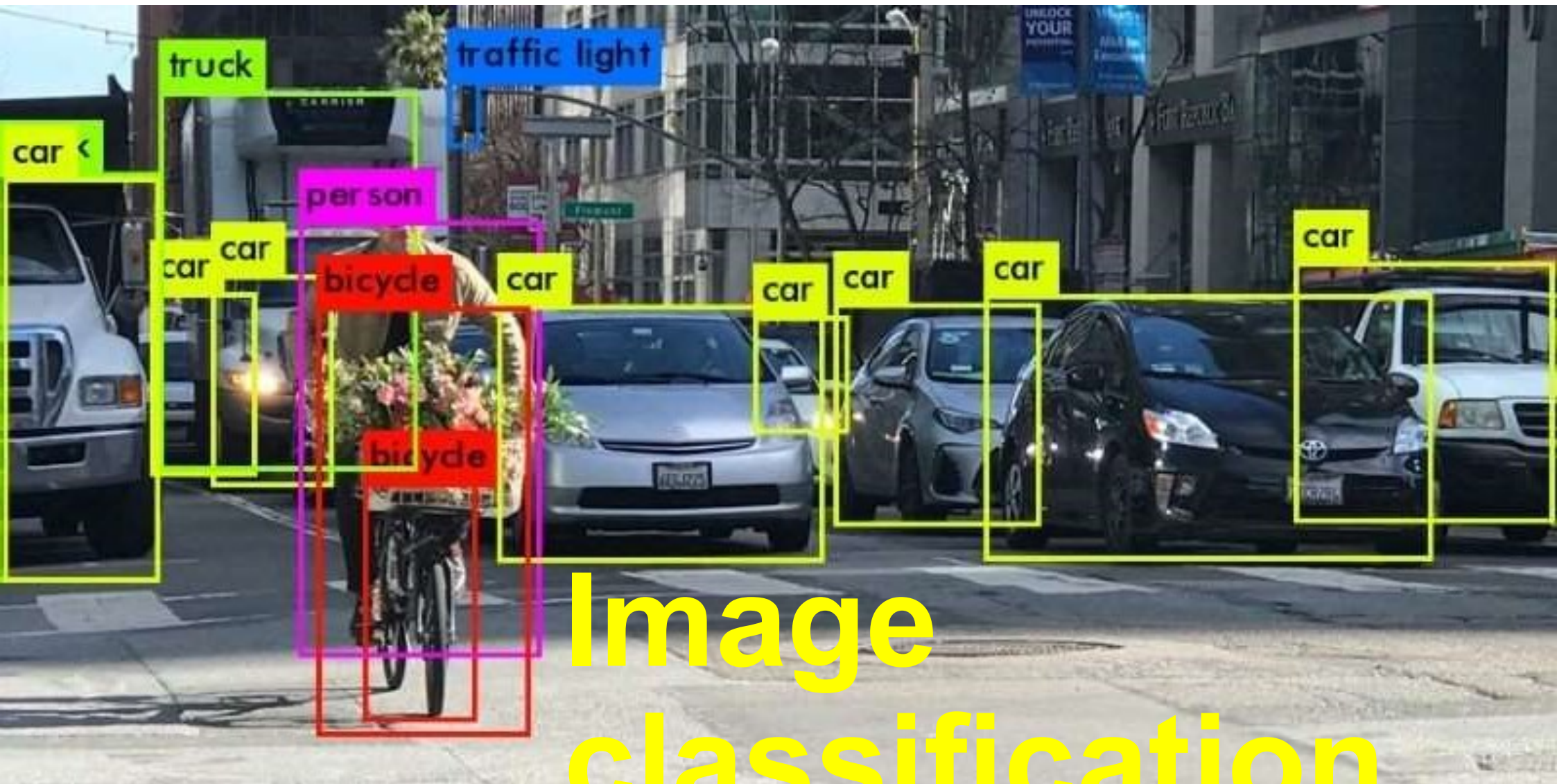


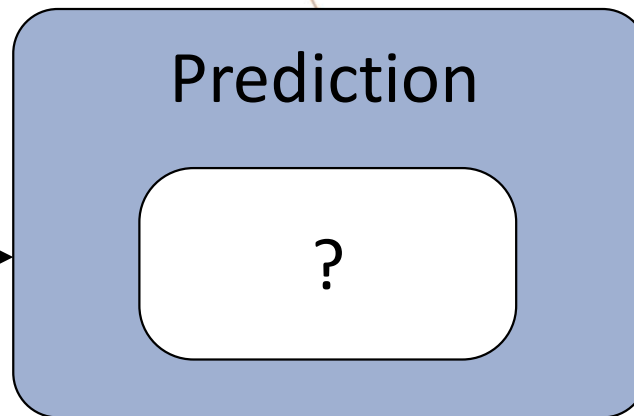
Image classification

IMAGE CLASSIFICATION

Input: Image

Output: Category that object in image belongs to (label)

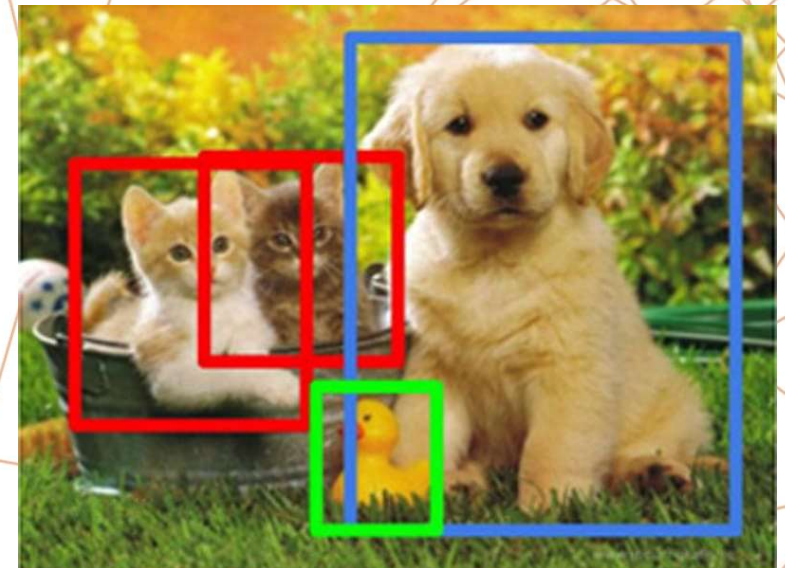
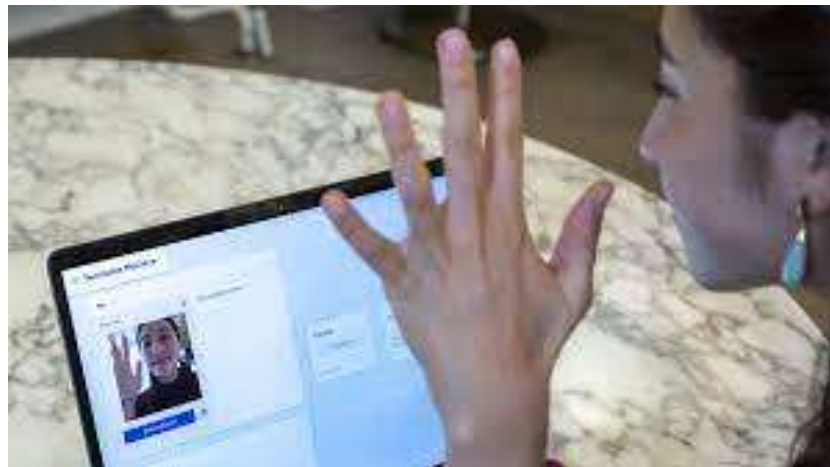
Input



Predicted Output



TEACHABLE MACHINE

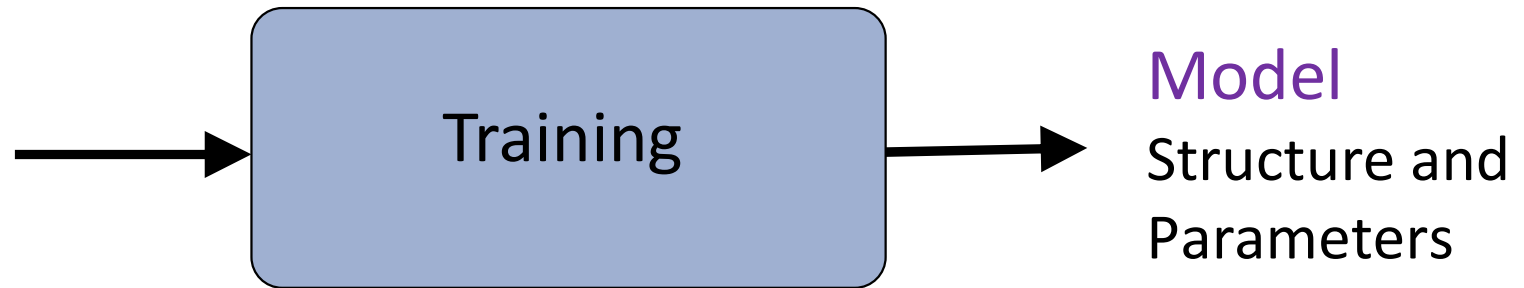


REMINDER: MACHINE LEARNING

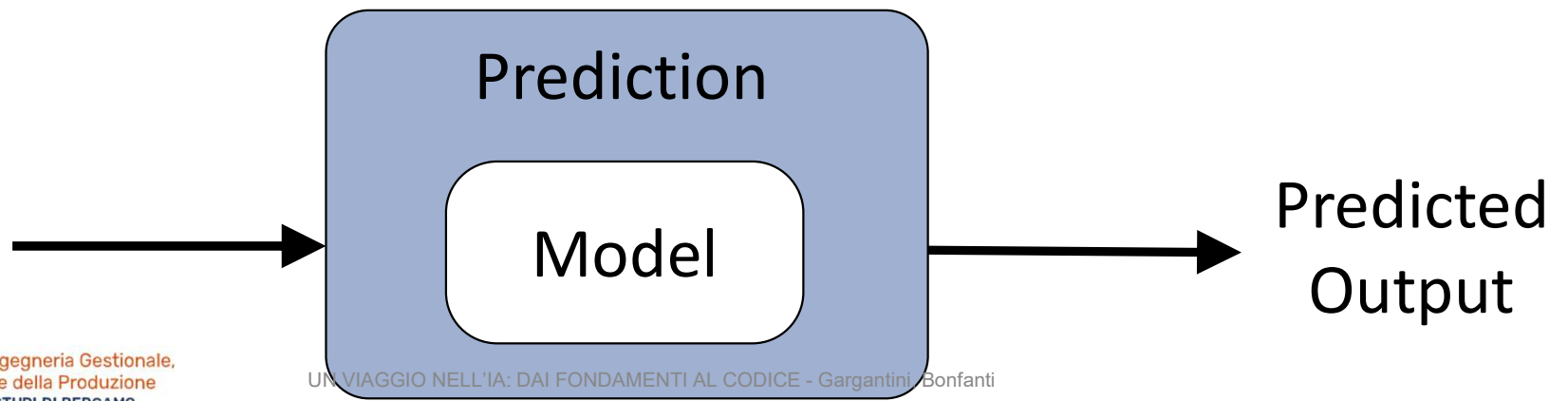
- Using (training) data to learn a model that we'll later use for prediction

Training Data

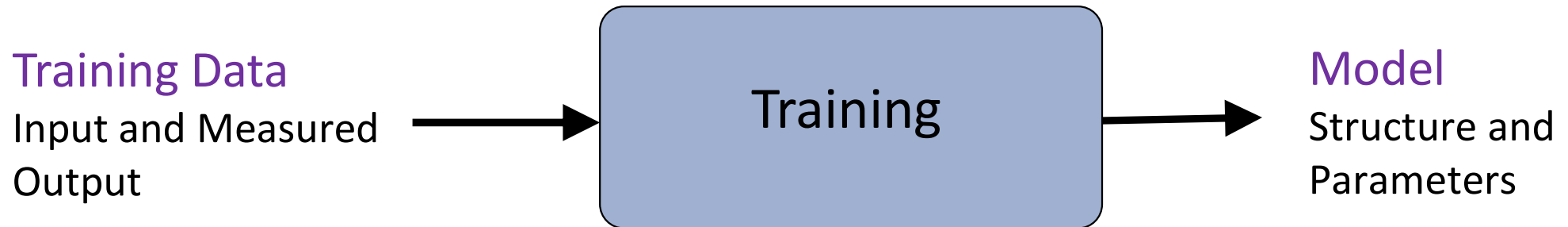
Input and
Measured Output



Input



ML IMAGE CLASSIFICATION TRAINING



- **Training Data:**
- Images and corresponding labels
- **Model:**
- Neural network
- Humans design the neural network *structure*
- Network *parameters* (think slope and intercept, but a whole lot of them) are determined during training to minimize training error



NEURAL NETWORKS

Inspired by actual human brain

Input
Signal

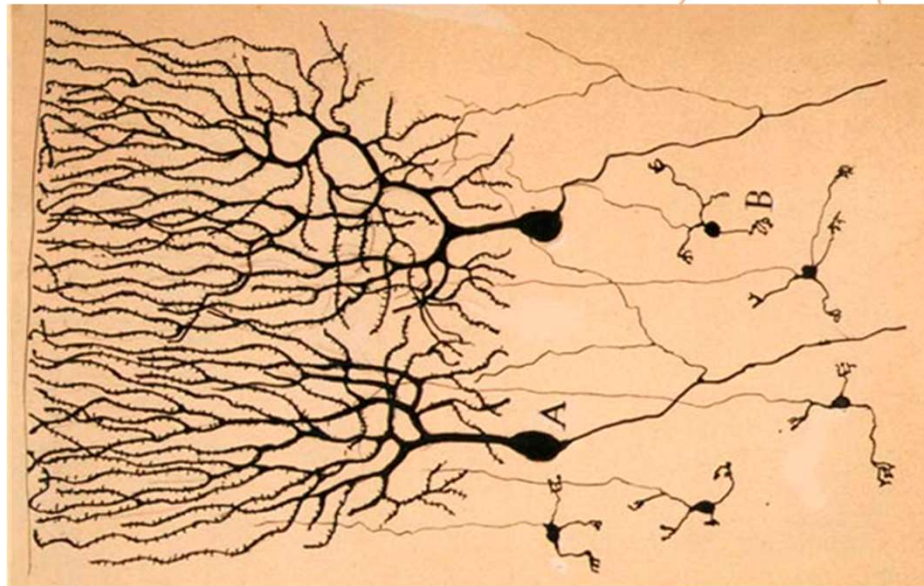
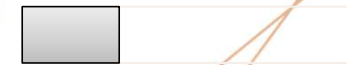


Image: <https://en.wikipedia.org/wiki/Neuron>

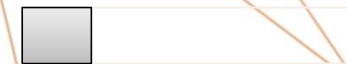
Output
Signal



DOG



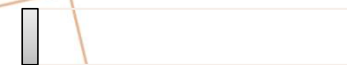
CAT



TREE



CAR



SKY

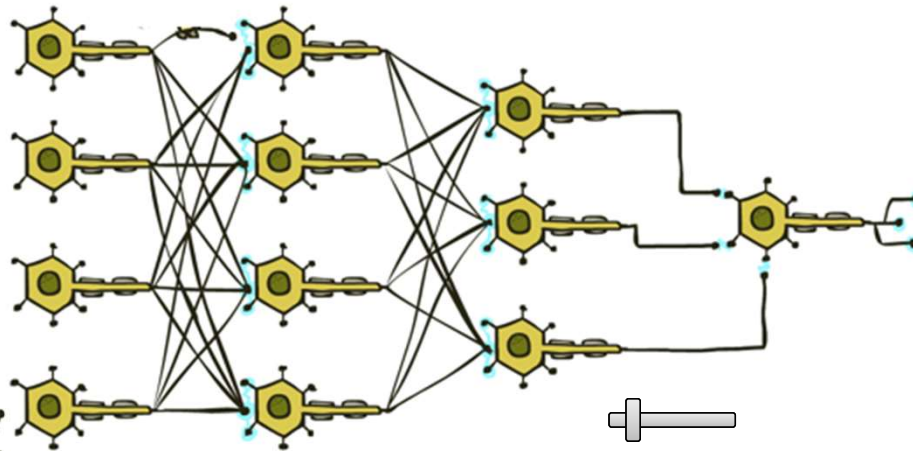


NEURAL NETWORKS

Output
Signal

- Many layers of neurons, millions of parameters

Input
Signal



y_{pred}



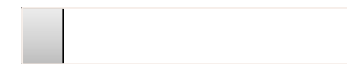
DOG



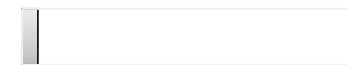
CAT



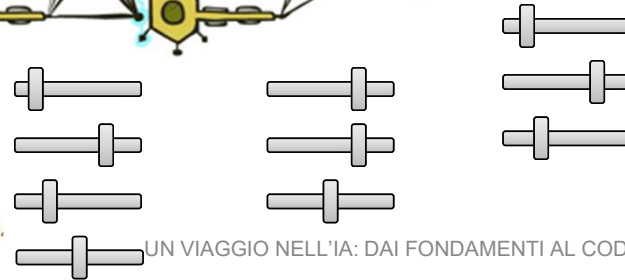
TREE



CAR



SKY



Gestionale,
roduzione

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

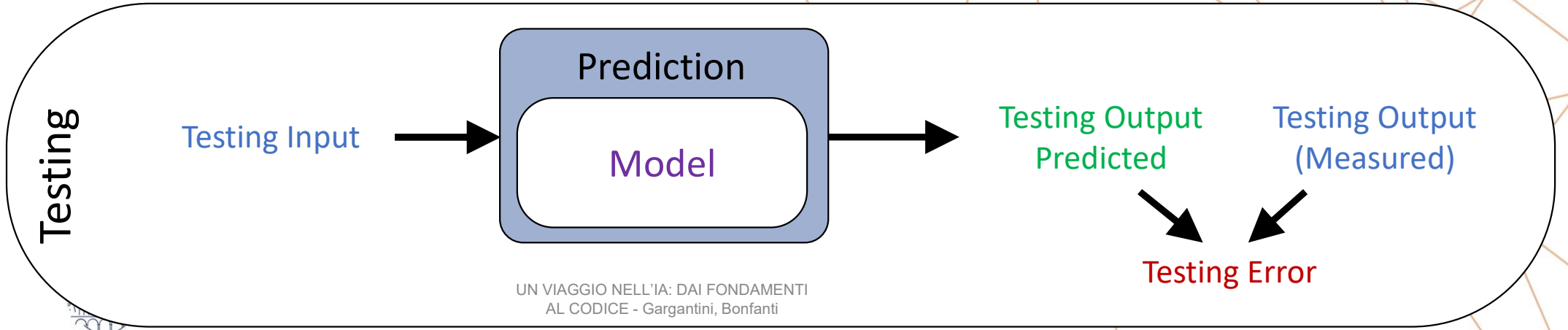
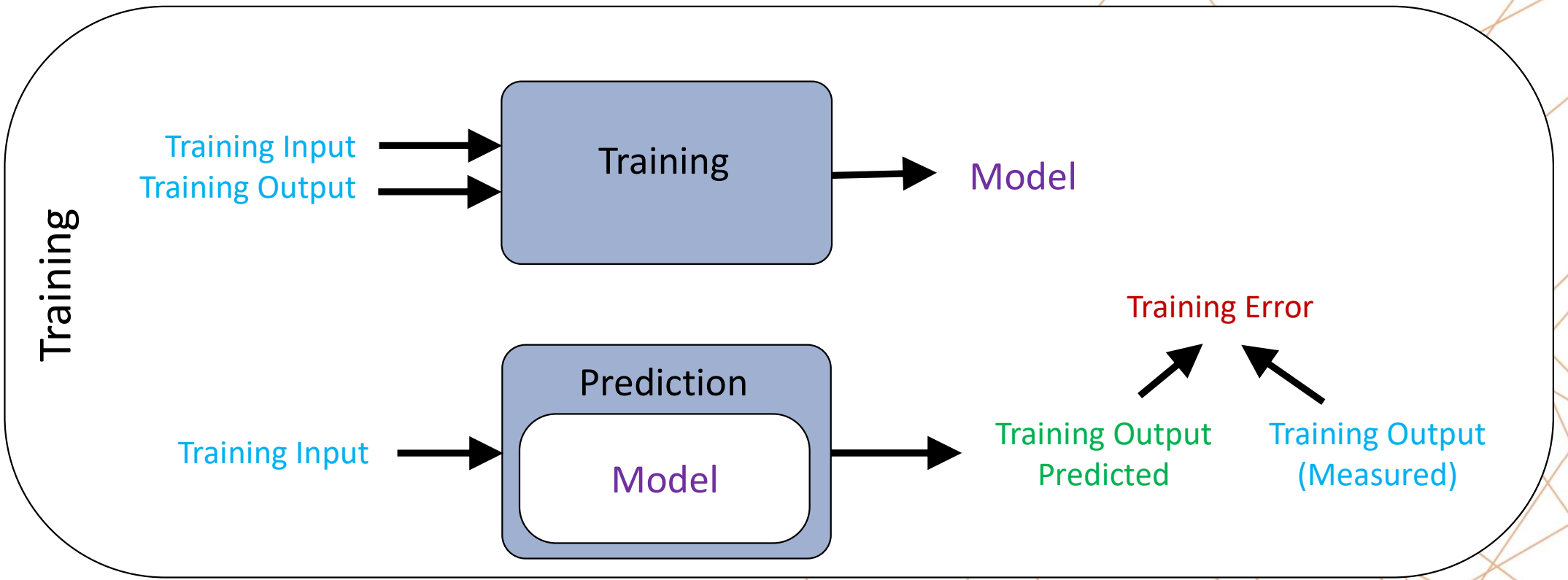


TEACHABLE MACHINE

<https://teachablemachine.withgoogle.com/>

- Creiamo un nuovo progetto di classificazione delle immagini con almeno tre classi
- Proviamo ad addestrare un progetto con poche immagini
- Vediamo se «funziona»





INSEGNA TU AD UNA MACCHINA

Google Teachable Machine è un programma di apprendimento automatico che puoi addestrare a classificare immagini o suoni in categorie.

In questa attività utilizzeremo **Google Teachable Machine** per classificare le immagini di una categoria – esempio la frutta. Lo farai fornendogli immagini di esempio per ciascuna categoria.



COSA FACCIAMO

1. Raccolta dati
 - TRE CLASSI
 - 10 IMMAGINI per CLASSE
 - 10 IMMAGINI PER TEST
2. Alleniamo la rete (training)
3. Validiamo se funziona correttamente
 - CALCOLO DELL'ACCURATEZZA



PARTE 1: RACCOLTA DEI DATI


Innanzitutto, specificherai le categorie di immagini che desideri che Google Teachable Machine riconosca, ad esempio mele e arance, quindi raccoglierai immagini di esempio per ciascuna categoria.



PARTE 1: RACCOLTA DEI DATI

Passi

Ulteriori istruzioni

<p>1. Visita il sito web di Google Teachable Machine.</p>	<p>Apri un browser e visita: https://teachablemachine.withgoogle.com/</p>  <p>Clicca su</p>
<p>2. Specificare che si addestrerà la macchina a classificare le immagini .</p>	<p>Seleziona Progetto immagine .</p>
<p>3. Specificare che inizialmente ci saranno due categorie di immagini.</p> <p>Ogni immagine sarà classificata come una mela o un'arancia .</p>	<p>Ci sono già due classi nel progetto, quindi dovrai solo rinominarle .</p> <p>Rinomina in Class 1 ✎ Apple ✎ Rinomina in Class 2 ✎ Orange ✎</p>

RACCOLTA DATI

Passi

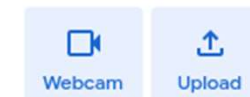
4. Specifica che fornirai immagini di esempio per la lezione **Apple** utilizzando la webcam.

Ulteriori istruzioni

Nella classe **Apple** , sotto "Aggiungi esempi di immagini", seleziona **Webcam** .

Apple 

Add Image Samples:



RACCOLTA DATI

Passi

5. Fornisci esempi di immagini per la classe **Apple** .

Potrebbe essere necessario modificare le impostazioni.

Suggerimento : un gran numero e una varietà di esempi di formazione miglioreranno la precisione della macchina.

Limitatevi però a non più di qualche decina di immagini per ogni lezione, altrimenti la fase formativa richiederà più tempo.

Ulteriori istruzioni

Fare clic sul pulsante in basso per acquisire le immagini. Rilasciando il pulsante si interromperà la registrazione delle immagini.



Se è scomodo tenere premuto il pulsante durante l'acquisizione di immagini, fare clic sul pulsante "Impostazioni" (ingranaggio) e disattivare **Mantieni per registrare** . Ciò ti consentirà di catturare immagini per un determinato periodo di tempo.



Prova a ridurre al minimo il "rumore" di sfondo nelle tue immagini. Utilizza l'icona "Ritaglia" per ingrandire il frutto il più possibile.

RACCOLTA IMMAGINI

Passi

Ulteriori istruzioni

6. Ripetere i passaggi 4 e 5 per fornire immagini di esempio per la classe Orange .	
--	--

PARTE 2: ALLENA LA RETE

PARTE 2: ALLENA

Passi

7. Allena la tua macchina utilizzando il esempi che hai fornito.

Ulteriori istruzioni

Individua il rettangolo **di allenamento** .
Clicca su



Train Model

Una barra di avanzamento ti informerà del tempo rimanente fino al completamento dell'allenamento.

Training



Training...

00:14 - 34 / 50

Nota : la formazione potrebbe richiedere del tempo. Assicurati di non cambiare scheda durante il processo.

TEST

PARTE 3: TESTA LA RETE

Passi

Ulteriori istruzioni

8. Utilizzare la macchina addestrata per classificare le immagini come **mele** o **arance** .

Individua il rettangolo **di anteprima** .
L'"Output" mostrerà quanto è sicura la macchina che l'immagine corrente possa essere classificata come una **mela** o **un'arancia**.

Esempio : sicuramente una **mela**

Output



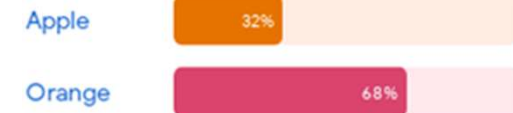
Esempio : sicuramente un'arancia

Output

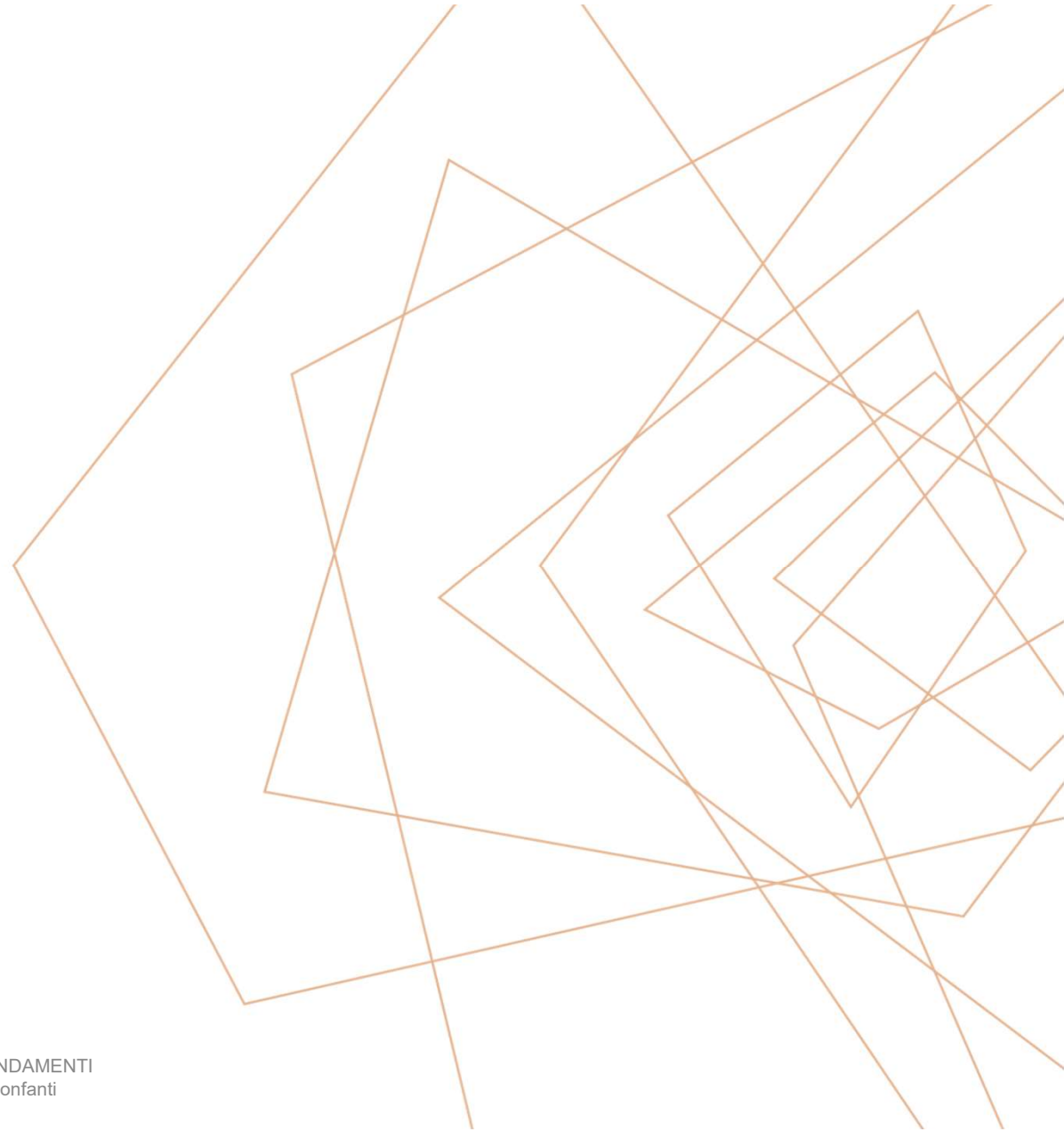


Esempio : inconcludente

Output



COME SI VALUTANO LE PRESTAZIONI???



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI
AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Number of correct predictions}}{\text{Total number of predictions}}$$

Accuracy is one metric for evaluating classification models.

Informally, **accuracy** is the fraction of predictions our model got right. Formally, accuracy has the following definition:



MATRICE DI CONFUSIONE

		VALORI PREDETTI		
		SOMMA	CANE	GATTO
REALI	CANE			
	GATTO			
	SOMMA			

$Accuracy$ di X = (numero di valori correttamente classificati come classe X)
/ (numero di valori appartenenti alla classe X)



NOTE

- Accetto anche accuratezza minore del 100%??
- Se arriva una immagine «strana» cosa dice la rete
- (proviamo)



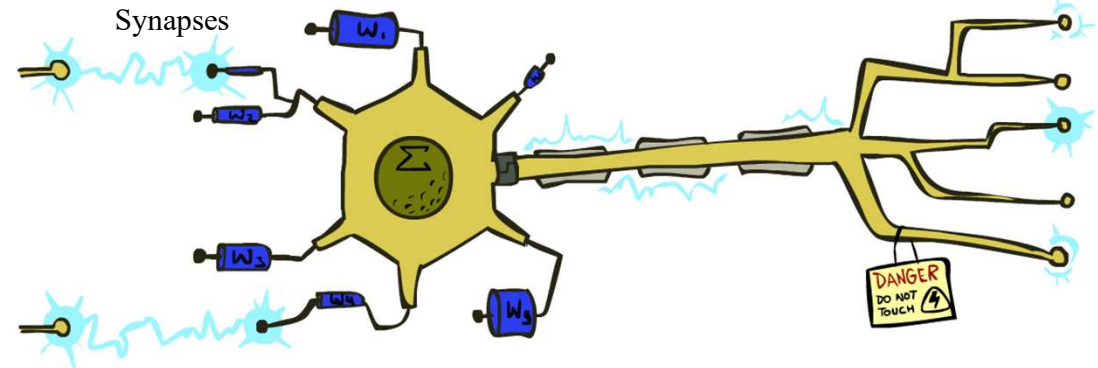
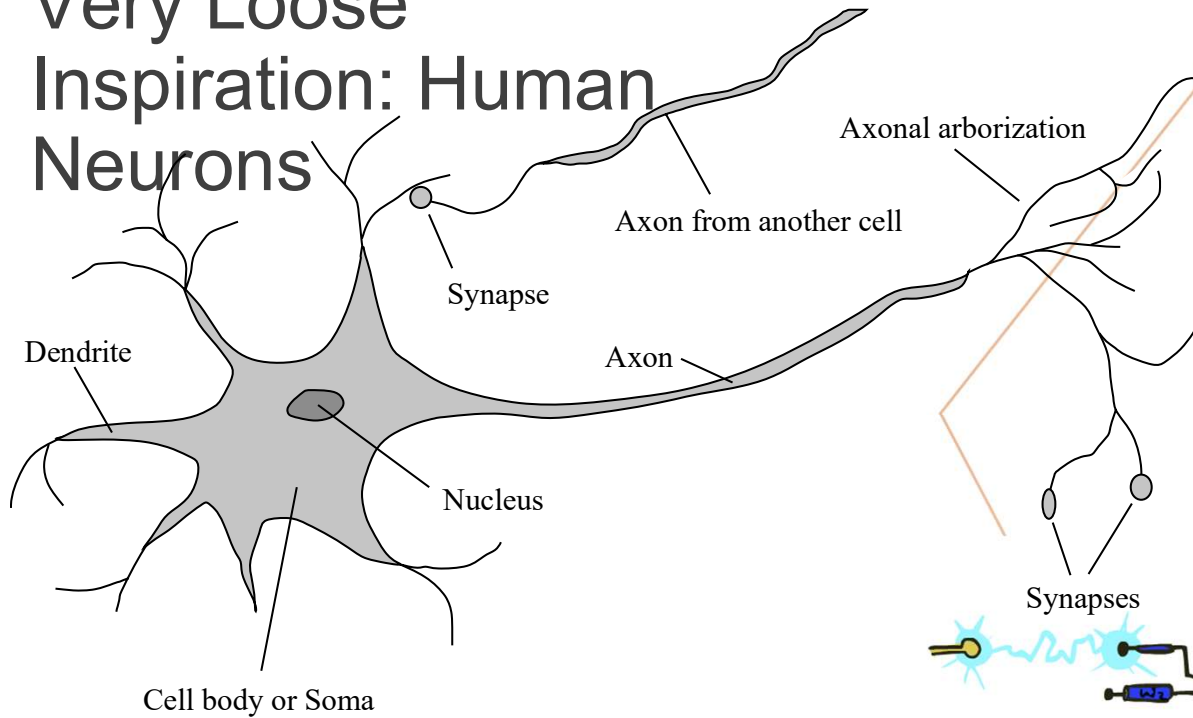
COME SONO DENTRO LE RETI NEURALI?



Dipartimento di Ingegneria Gestionale,
dell'Informazione e della Produzione
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI BERGAMO

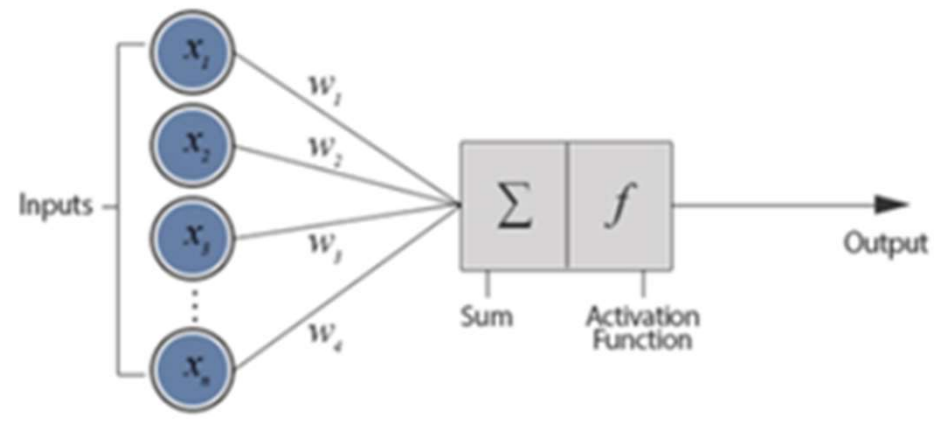
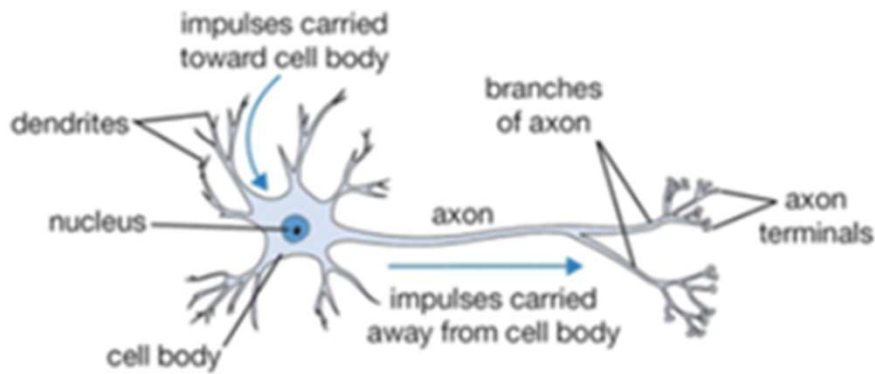
UN VIAGGIO NELL'IA: DAI FONDAMENTI AL CODICE - Gargantini, Bonfanti

Very Loose Inspiration: Human Neurons



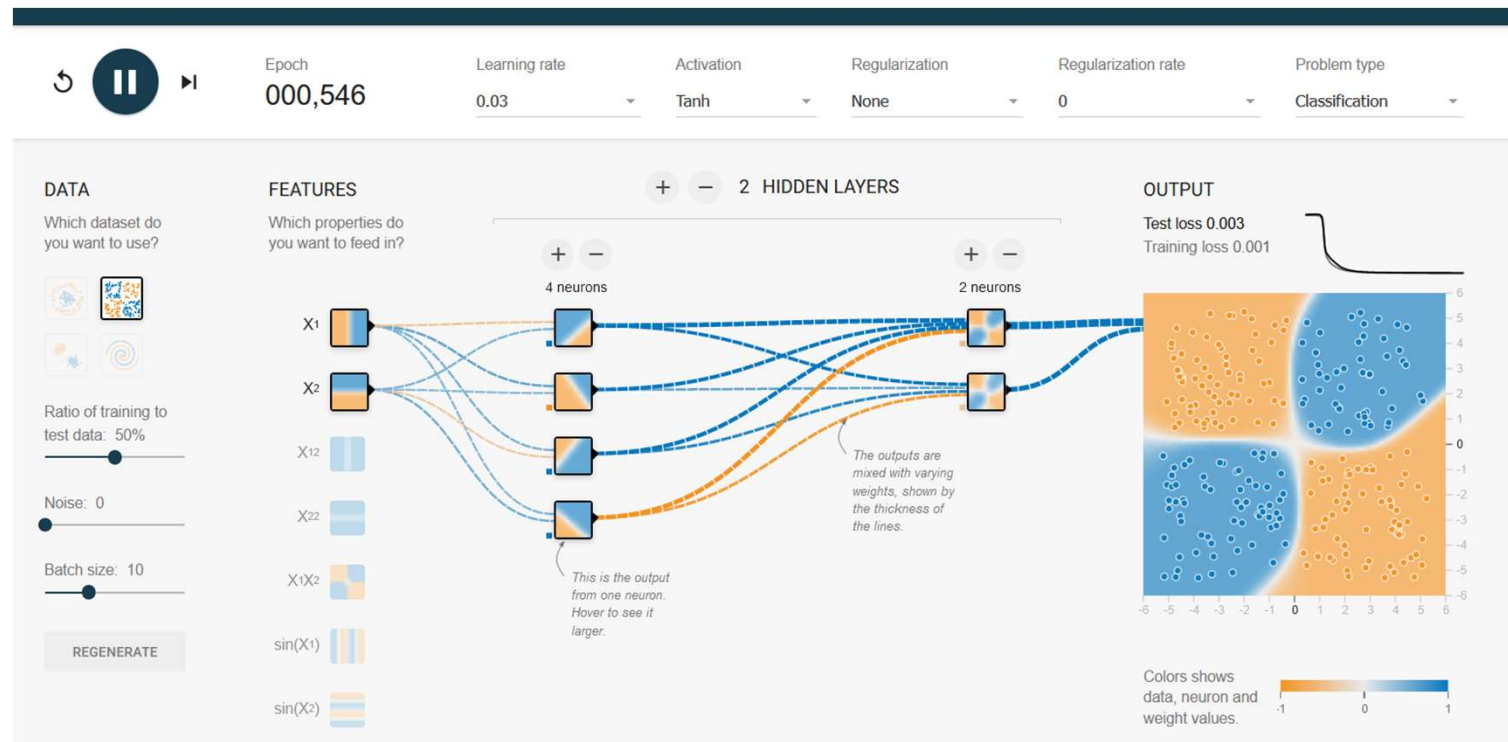
NEURAL NETWORKS

Biological Neuron versus Artificial Neural Network



ESEMPIO

- <https://playground.tensorflow.org>

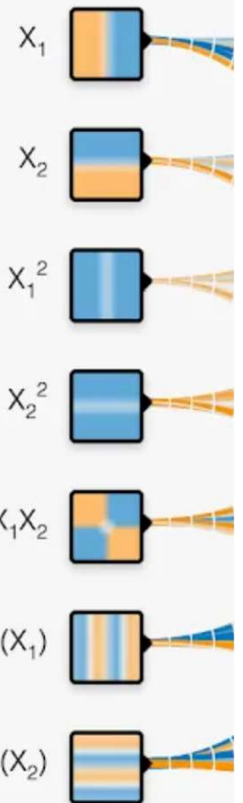


COSTRUIAMO LA RETE INSIEME

- l'arancione mostra valori negativi mentre il blu mostra valori positivi.
- I punti dati (rappresentati da piccoli cerchi) sono inizialmente colorati in arancione o blu, che corrispondono a quello positivo e negativo.
- X_1 e X_2 , sono rappresentati dalle coordinate. X_1 è l'asse orizzontale e X_2 è l'asse verticale.

INPUT

Which properties do you want to feed in?



OBIETTIVO

- **Costruire una rete che riconosca i positivi e i negativi**
- Negli strati nascosti le linee sono colorate dai pesi delle connessioni tra neuroni. Il blu mostra un peso positivo, il che significa che la rete sta utilizzando l'output del neurone come indicato.
- Una linea arancione mostra che la rete sta assegnando un peso negativo. Nel livello di output, i punti sono colorati in arancione o blu a seconda dei valori originali. Il colore di sfondo mostra ciò che la rete prevede per una particolare area. L'intensità del colore mostra quanto sia sicura quella previsione.

