



ICT Training Center



Il tuo partner per la Formazione e la Trasformazione digitale della tua azienda





SPRING AI

GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE CON JAVA

Simone Scannapieco

Corso base per Venis S.p.A, Venezia, Italia

Settembre 2025

MACHINE LEARNING

CENNI ED ESEMPI



- ➔ Nato all'inizio del primo declino della AI
 - ➔ Riprende l'eredità di Rosenblatt (algoritmo di apprendimento del perceptron)
 - ➔ Insieme di metodologie che
 - ➔ scoprono modelli (regolarità o pattern) nei dati
 - ➔ predicono comportamenti o prendono decisioni sulla base di nuovi dati

Si dice che un programma **apprende** dall'esperienza *E* con riferimento ad alcune classi di compiti *T* e con misurazione della performance *P*, se le sue performance nel compito *T*, come misurato da *P*, migliorano con l'esperienza *E*.



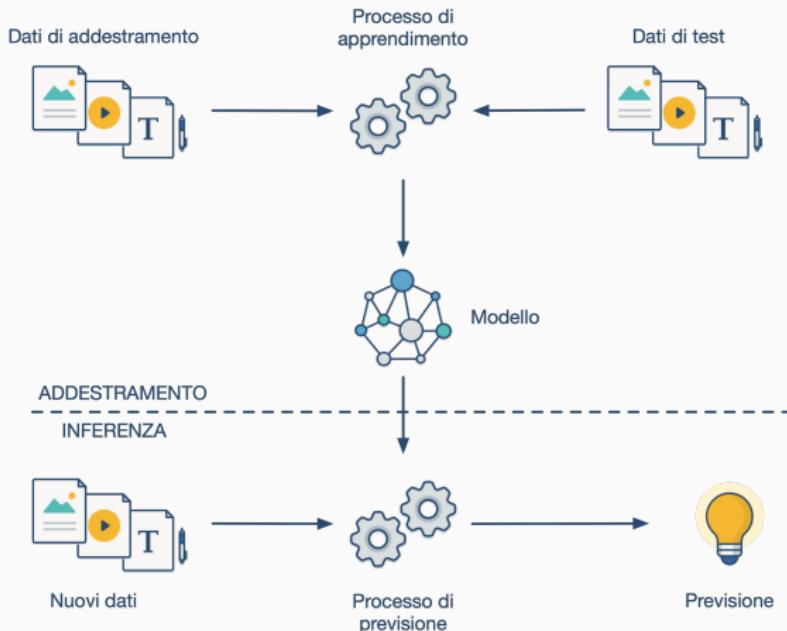
Arthur Samuel

©HistoryOfInformation

Tom Mitchell, 1997

WORKFLOW PROCESSO DI MACHINE LEARNING

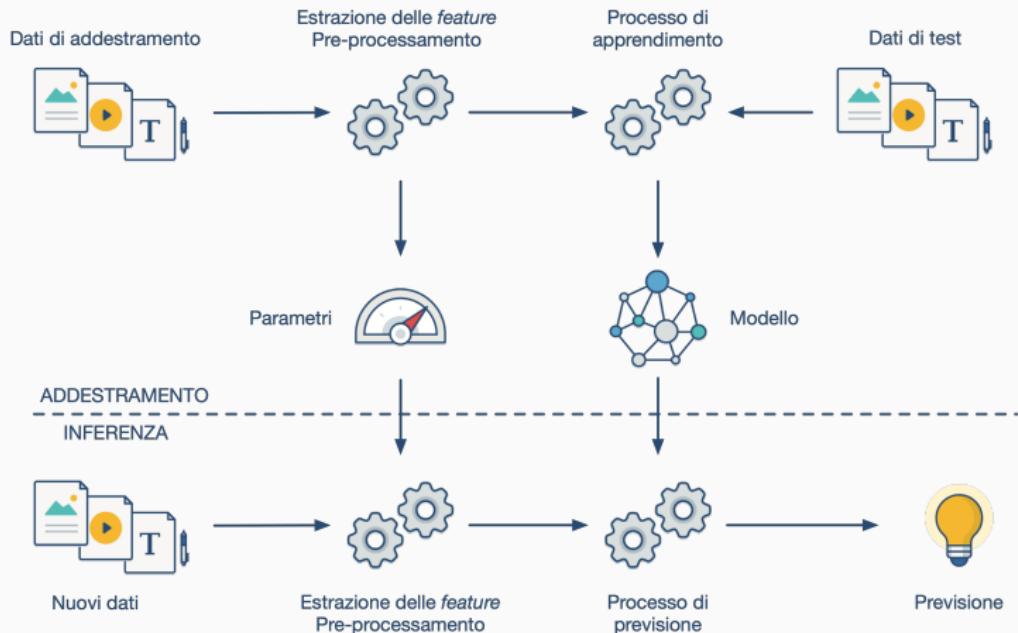
VISIONE SEMPLIFICATA



©Simone Scannapieco

WORKFLOW PROCESSO DI MACHINE LEARNING

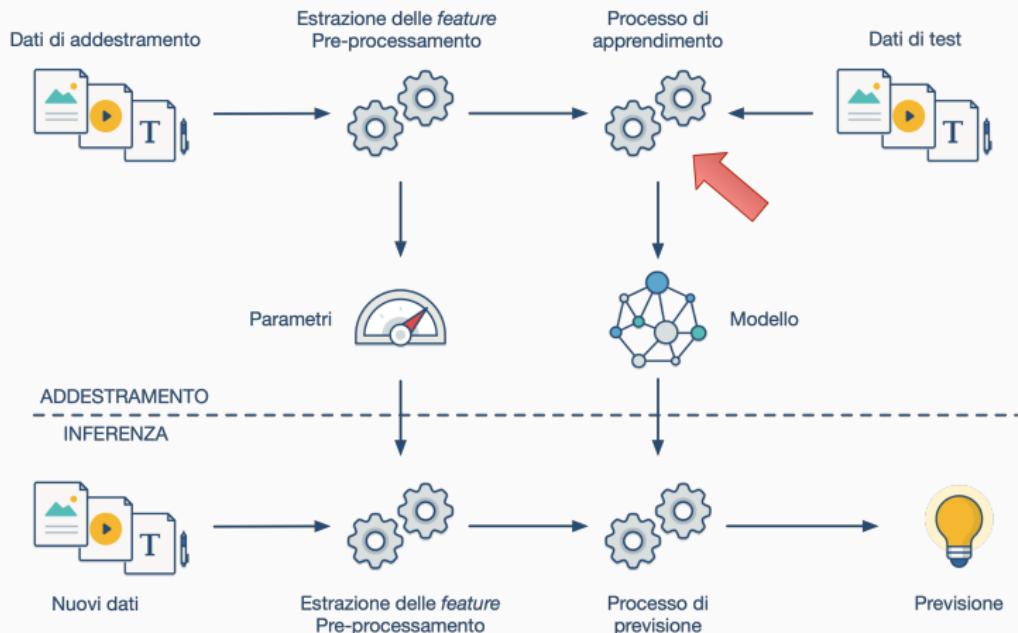
VISIONE DETTAGLIATA



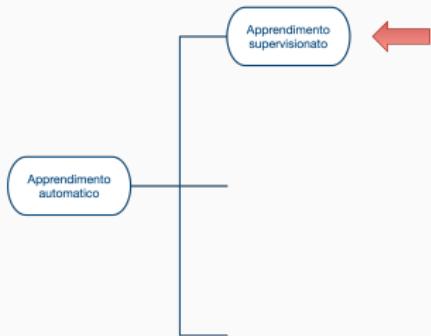
©Simone Scannapieco

WORKFLOW PROCESSO DI MACHINE LEARNING

COME AVVIENE L'APPRENDIMENTO?



©Simone Scannapieco

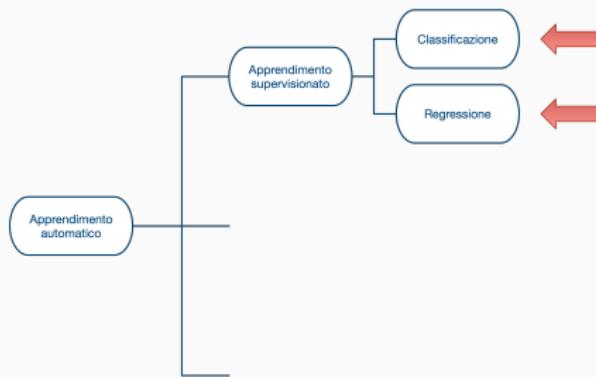


©Simone Scannapieco

- ➡ Per ogni dato abbiamo il valore che desideriamo venisse predetto dal modello (etichetta)
- ➡ Supervisore che etichetta ogni dato di addestramento
- ➡ Ricerca di un modello che realizzi la corrispondenza dato-etichetta corrispondente

PROCESSI DI APPRENDIMENTO

CLASSIFICAZIONE CANONICA

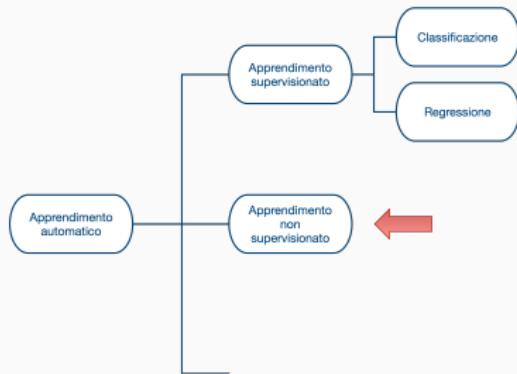


©Simone Scannapieco

- ➊ **Classificazione** quando il numero di etichette è finito (es. identificazione di oggetti)
- ➋ **Regressione** quando l'etichetta ha un numero infinito di valori (es. previsione di un numero reale)

PROCESSI DI APPRENDIMENTO

CLASSIFICAZIONE CANONICA

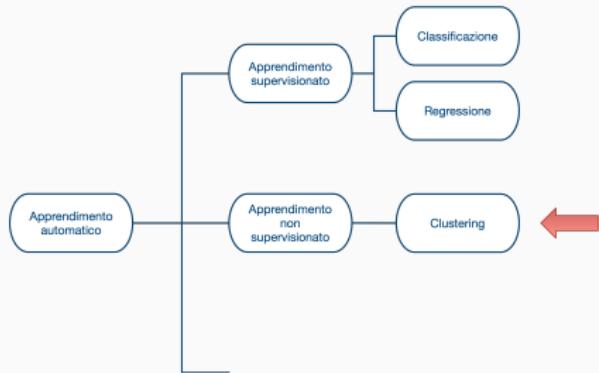


©Simone Scannapieco

- ➡ Nessun supervisore etichetta i dati
- ➡ Non esiste una etichetta da predire
- ➡ Il focus è su come (e quali) dati sono relazionati fra loro (**similarità**)

PROCESSI DI APPRENDIMENTO

CLASSIFICAZIONE CANONICA

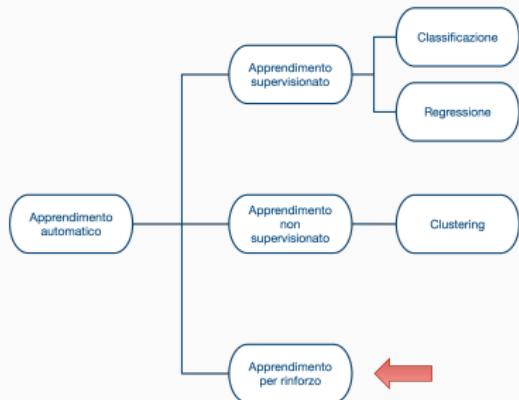


©Simone Scannapieco

- ⌚ Clustering per identificare gruppi disgiunti (o meno)

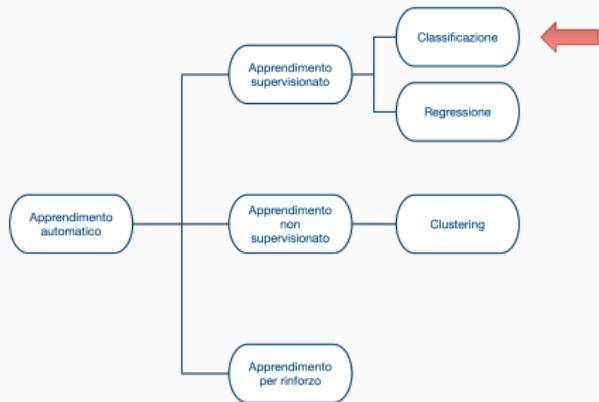
PROCESSI DI APPRENDIMENTO

CLASSIFICAZIONE CANONICA



©Simone Scannapieco

- ➡ Problemi di decisione sequenziali (decidere l'azione futura in base allo stato attuale)
- ➡ Meccanismo interno che valuta l'efficacia dell'azione (rispetto a parametri)
 - ➡ Azioni efficaci vengono **premiate**
 - ➡ Azioni inefficaci vengono **penalizzate**

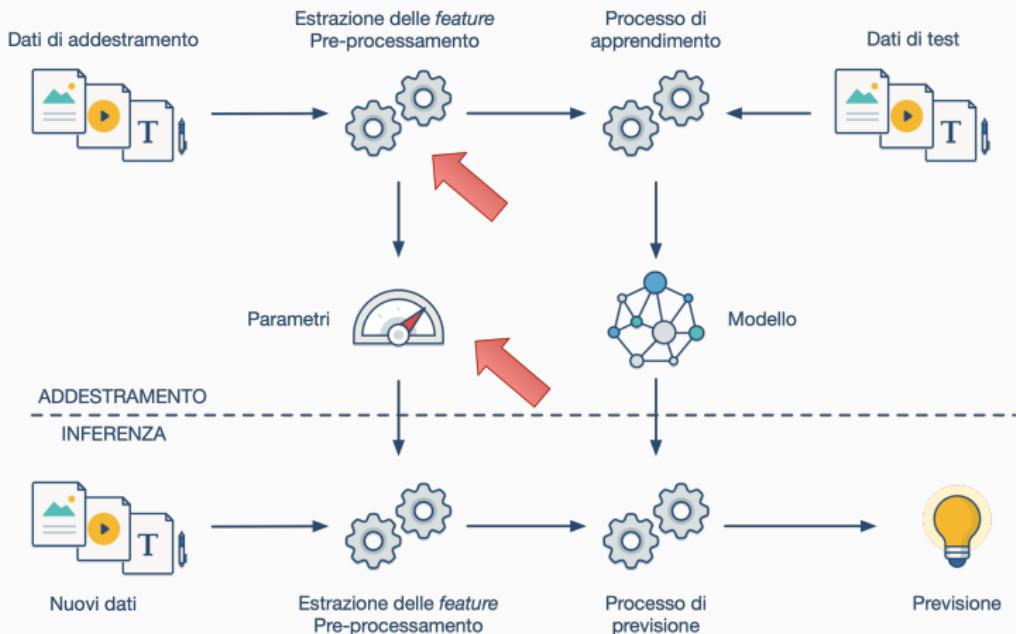


©Simone Scannapieco

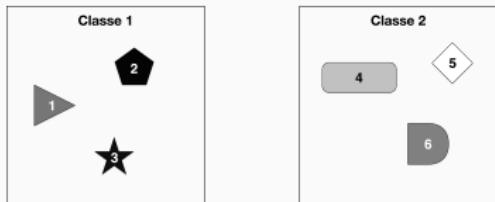
- ➡ Ci concentriamo su **addestramento supervisionato**
 - ➡ Classificazione
 - ➡ Rilevamento entità (caso speciale di classificazione)

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

COSA SONO FEATURES E PARAMETRI? PERCHÉ PRE-PROCESSARE?



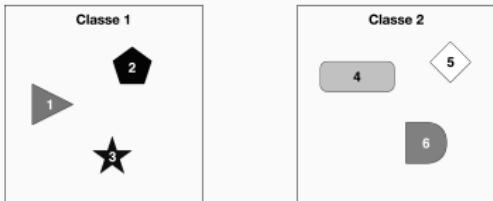
©Simone Scannapieco



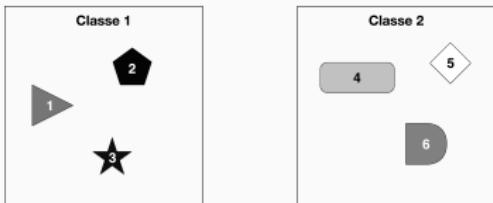
- ➔ Come distinguere gli oggetti delle due classi?
- ➔ Definire delle caratteristiche peculiari (*features*)
 - ➔ Colore
 - ➔ Numero dei vertici
 - ➔ Forma dei vertici

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

ESTRAZIONE DELLE FEATURES



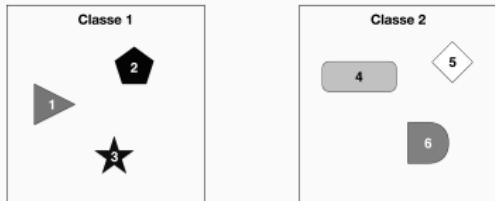
Elemento	Colore	Vertici	Vertici arrotondati?	Classe
1	Grigio medio	3	No	1
2	Grigio scuro	5	No	1
3	Grigio scuro	10	No	1
4	Grigio chiaro	4	Sí	2
5	Bianco	4	No	2
6	Grigio medio	4	Sí	2



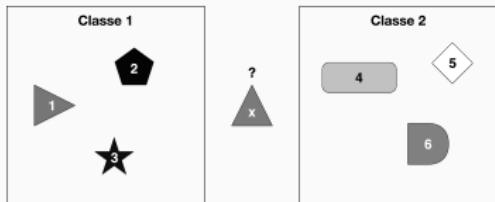
- ➔ Il linguaggio macchina è **numerico**
- ➔ Tradurre i valori delle *features*
 - ➔ Colore: intero in $[0, 255]$ (0 = nero, 255 = bianco)
 - ➔ Numero dei vertici: intero in $[3, n]$ (n fissato a priori)
 - ➔ Forma dei vertici: booleano in $[0, 1]$ (0 = No, 1 = Sì)

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

ESTRAZIONE DELLE FEATURES



Elemento	Colore	Vertici	Vertici arrotondati?	Classe	Feature vector
1	120	3	0	1	[120, 3, 0]
2	5	5	0	1	[5, 5, 0]
3	10	10	0	1	[10, 10, 0]
4	196	4	1	2	[196, 4, 1]
5	255	4	0	2	[255, 4, 0]
6	128	4	1	2	[128, 4, 1]



➔ Esempio di algoritmo di classificazione

Data: Un nuovo elemento x

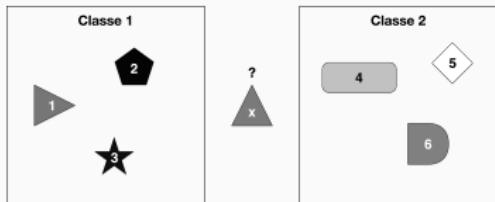
Result: La classe C di appartenenza di x

```
1 for elemento  $y$  in {Classe 1, Classe 2} do  
2   | Calcola la distanza  $d$  fra  $y$  ed  $x$ ;  
3 end for  
4  $C$  = classe dell'elemento  $y$  che minimizza  $d$ ;
```

➔ Distanza intesa come **euclidea** $d(y, x) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}$

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

PERCHÉ PRE-PROCESSARE I DATI?

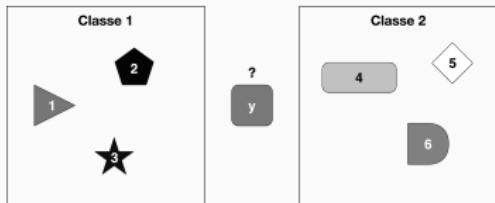


→ Con $x = [123, 3, 0]$

$$\left. \begin{array}{l} d(1, x) = \sqrt{(-3)^2 + 0^2 + 0^2} = 3 \\ d(2, x) = \sqrt{(-118)^2 + 2^2 + 0^2} = 118.01 \\ d(3, x) = \sqrt{(-113)^2 + 7^2 + 0^2} = 113.21 \\ d(4, x) = \sqrt{73^2 + 1^2 + 1^2} = 73.01 \\ d(5, x) = \sqrt{132^2 + 1^2 + 0^2} = 132.003 \\ d(6, x) = \sqrt{5^2 + 1^2 + 1^2} = 5.19 \end{array} \right\} C = 1 \quad \text{↳ Previsione plausibile}$$

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

PERCHÉ PRE-PROCESSARE I DATI?



→ Con $y = [120, 4, 1]$

$$d(1, y) = \sqrt{0^2 + (-1)^2 + (-1)^2} = 1.41$$

$$d(2, y) = \sqrt{(-115)^2 + 1^2 + (-1)^2} = 115.008$$

$$d(3, y) = \sqrt{(-110)^2 + 6^2 + (-1)^2} = 110.16$$

$$d(4, y) = \sqrt{76^2 + 0^2 + 0^2} = 73.01$$

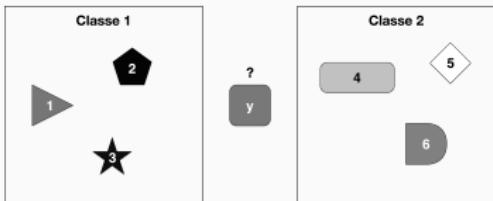
$$d(5, y) = \sqrt{135^2 + 0^2 + (-1)^2} = 135.003$$

$$d(6, y) = \sqrt{8^2 + 0^2 + 0^2} = 8$$

$$\left. \begin{array}{l} C = 1 \\ \text{Previsione non plausibile} \end{array} \right\}$$

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

PERCHÉ PRE-PROCESSARE I DATI?

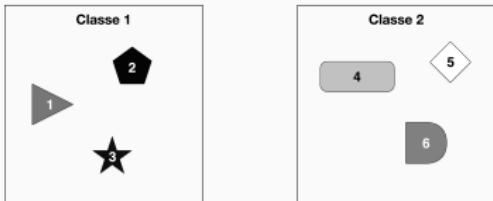


- La feature colore maschera le altre due

$$\left. \begin{array}{l} d(1, y) = \sqrt{0^2 + (-1)^2 + (-1)^2} = 1.41 \\ d(2, y) = \sqrt{(-115)^2 + 1^2 + (-1)^2} = 115.008 \\ d(3, y) = \sqrt{(-110)^2 + 6^2 + (-1)^2} = 110.16 \\ d(4, y) = \sqrt{76^2 + 0^2 + 0^2} = 73.01 \\ d(5, y) = \sqrt{135^2 + 0^2 + (-1)^2} = 135.003 \\ d(6, y) = \sqrt{8^2 + 0^2 + 0^2} = 8 \end{array} \right\} d(n, y) \approx y_1$$

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

PERCHÉ PRE-PROCESSARE I DATI?

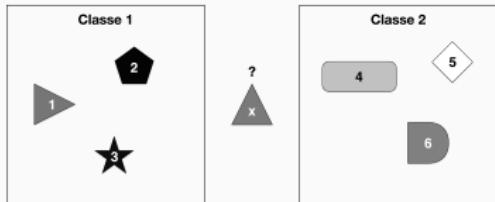


- ⌚ Necessaria **normalizzazione** per rendere paragonabili tutte le *features* (es. $\bar{n}_i = \frac{n_i - n_{min}}{n_{max} - n_{min}}$)
- ⌚ Per colore ($n_{min} = 0, n_{max} = 255$), per numero vertici ($n_{min} = 3, n_{max} = 10$)

Elemento	Feature vector	Normalizzazione
1	[120, 3, 0]	[0.47, 0, 0]
2	[5, 5, 0]	[0.01, 0.28, 0]
3	[10, 10, 0]	[0.03, 1, 0]
4	[196, 4, 1]	[0.76, 0.14, 0]
5	[255, 4, 0]	[1, 0.14, 0]
6	[128, 4, 1]	[0.5, 0.14, 1]

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

PERCHÉ PRE-PROCESSARE I DATI?

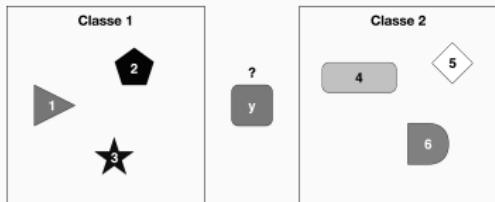


→ Con $x = [0.48, 0, 0]$

$$\left. \begin{array}{l} d(1, x) = \sqrt{(-0.01)^2 + 0^2 + 0^2} = 0.01 \\ d(2, x) = \sqrt{(-0.47)^2 + 0.28^2 + 0^2} = 0.547 \\ d(3, x) = \sqrt{(-0.45)^2 + 1^2 + 0^2} = 1.096 \\ d(4, x) = \sqrt{0.28^2 + 0.14^2 + 1^2} = 0.49 \\ d(5, x) = \sqrt{0.52^2 + 0.14^2 + 0^2} = 0.538 \\ d(6, x) = \sqrt{0.02^2 + 0^2 + 0^2} = 0.02 \end{array} \right\} C = 1$$

RAPPRESENTAZIONE DELLA CONOSCENZA

PERCHÉ PRE-PROCESSARE I DATI?

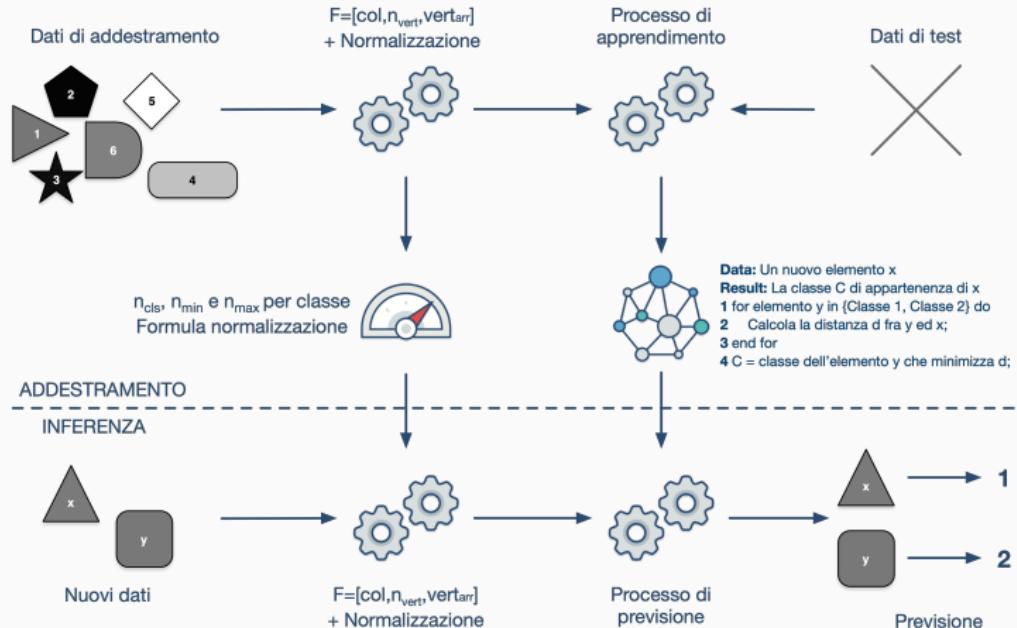


→ Con $y = [0.47, 0.14, 1]$

$$\left. \begin{array}{l} d(1, y) = \sqrt{0^2 + (-0.14)^2 + (-1)^2} = 1.009 \\ d(2, y) = \sqrt{(-0.46)^2 + 0.14^2 + (-1)^2} = 1.109 \\ d(3, y) = \sqrt{(-0.44)^2 + 0.86^2 + (-1)^2} = 1.73 \\ d(4, y) = \sqrt{0.29^2 + 0^2 + 0^2} = 0.289 \\ d(5, y) = \sqrt{0.53^2 + 0^2 + (-1)^2} = 1.131 \\ d(6, y) = \sqrt{0.03^2 + 0^2 + 0^2} = \textcolor{orange}{0.03} \end{array} \right\} C = 2$$

WORKFLOW PROCESSO DI MACHINE LEARNING

ESEMPIO FORME GEOMETRICHE



©Simone Scannapieco