

# Agents and Learning

Alberto Borghese

Università degli Studi di Milano  
Laboratorio di Sistemi Intelligenti Applicati (AIS-Lab)  
Dipartimento di Informatica  
[alberto.borghese@unimi.it](mailto:alberto.borghese@unimi.it)



## Riassunto



- **Gli agenti**
- L'apprendimento nelle macchine
- Il clustering



## L'agente



- E' un'entità in grado di eseguire delle azioni sull'ambiente che lo circonda in funzione di quanto percepito attraverso dei sensori.
- Inizialmente l'attenzione era concentrata sulla progettazione dei sistemi di "controllo". Valutazione, sintesi...
- L'intelligenza artificiale e la "computational intelligence" hanno consentito di spostare l'attenzione sull'apprendimento delle strategie di controllo e più in generale di comportamento.
- **Macchine dotate di meccanismi (algoritmi, SW), per apprendere.**



## Why agents are important?

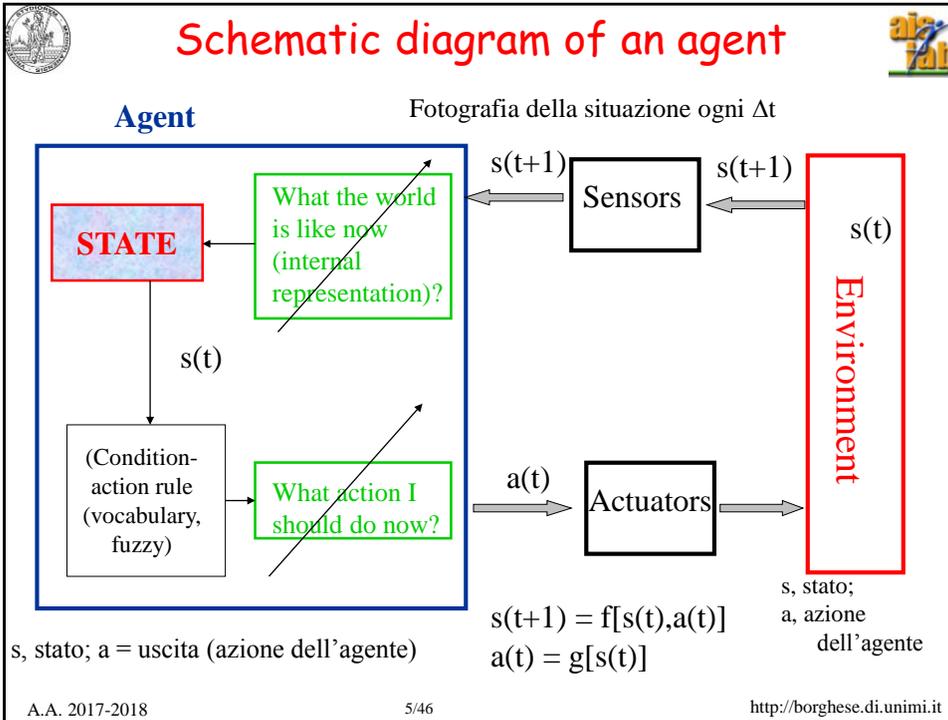


**Agente** (software): essere software che svolge servizi per conto di un altro programma, solitamente in modo automatico ed invisibile. Tali software vengono anche detti agenti intelligenti

“They are seen as a natural metaphor for conceptualising and building a wide range of complex computer systems (the world contains many passive objects, but it also contains very many *active* components as well);

They cut across a wide range of different technology and application areas, including telecoms, human-computer interfaces, distributed systems, WEB and so on;

They are seen as a natural development in the search for ever-more powerful abstractions with which to build computer systems.“



- ## How agents solve a problem
- Formulate a problem. Through analysis. State, action, identification.
- Solve the problem (by searching).
- Implement the solution (execute).
- Evaluate the implemented solution.
- ◆ Success or fail? Adequate or not adequate?
  - ◆ How much adequate? How to measure the success or failure of the performance?
  - ◆ Optimization of the performance to create better agents.
- Solve a problem = achieve a given goal (= reach a final state or avoid certain states)
  - An agent can examine different sequences of actions (deterministic or stochastic response by the environment) and search the best sequence.
- A.A. 2017-2018 6/46 http://borghese.di.unimi.it



## Agente



- Può scegliere un'azione sull'ambiente tra un insieme continuo o discreto.
- L'azione dipende dalla situazione. La situazione è riassunta nello stato del sistema.
- L'agente monitora continuamente l'ambiente (stato); l'ambiente modifica continuamente lo stato.
- La scelta dell'azione è non banale e richiede un certo grado di "intelligenza".
- L'agente ha una memoria "intelligente". Non può tenere in memoria tutto quanto successo nel passato.



## Exploration vs Exploitation



Esplorazione (**exploration**) dello spazio delle azioni per scoprire le azioni migliori. Un agente che esplora solamente raramente troverà una buona soluzione.

Le azioni migliori vengono scelte ripetutamente (**exploitation**) perchè garantiscono ricompensa (**reward**). Se un agente non esplora nuove soluzioni potrebbe venire surclassato da nuovi agenti più dinamici.

Occorre non interrompere l'esplorazione.

Occorre un approccio statistico per valutare le bontà delle azioni.

**Exploration ed exploitation vanno bilanciate. Come?**



## Ambiente



- L'agente ha un comportamento goal-directed ma agisce in un **ambiente incerto** non noto a priori o parzialmente noto.
- Esempio: planning del movimento di un robot.
- **Un agente impara interagendo con l'ambiente.** Spesso l'ambiente non è noto o è solo parzialmente noto (o non è modellizzabile facilmente).



## Esempi



Un giocatore di scacchi. Per ogni mossa ha informazione sulle configurazioni di pezzi che può creare e sulle possibili contro-mosse dell'avversario.

Una gazzella in 6 ore impara ad alzarsi e correre a 40km/h.

Come fa un robot veramente autonomo ad imparare a muoversi in una stanza per uscirne? (cf. competizione Robocare@home).

Come impostare i parametri di una raffineria (pressione petrolio, portata...) in tempo reale, in modo da ottenere il massimo rendimento o la massima qualità?

Come imparare a mantenere verticale il pendolo rovesciato mediante una forza che agisce sul vagone sul quale il pendolo è incernierato?



## Apprendimento incrementale



$$x(t+1) = f[x(t), a(t)] \quad \text{Ambiente}$$
$$a(t) = \mathbf{g}[x(t)] \quad \text{Agente}$$

Ad ogni passo viene corretta la funzione  $g(\cdot)$  per migliorare le prestazioni.

### 2 modalità:

- Per trial: ad ogni passo viene analizzato un valore di  $x(t)$  ed eventualmente di  $a(t)$  e calcolata una variazione dei parametri.
- Per epoche: ad ogni passo vengono analizzati tutti i dati e da questi calcolata una variazione dei parametri.



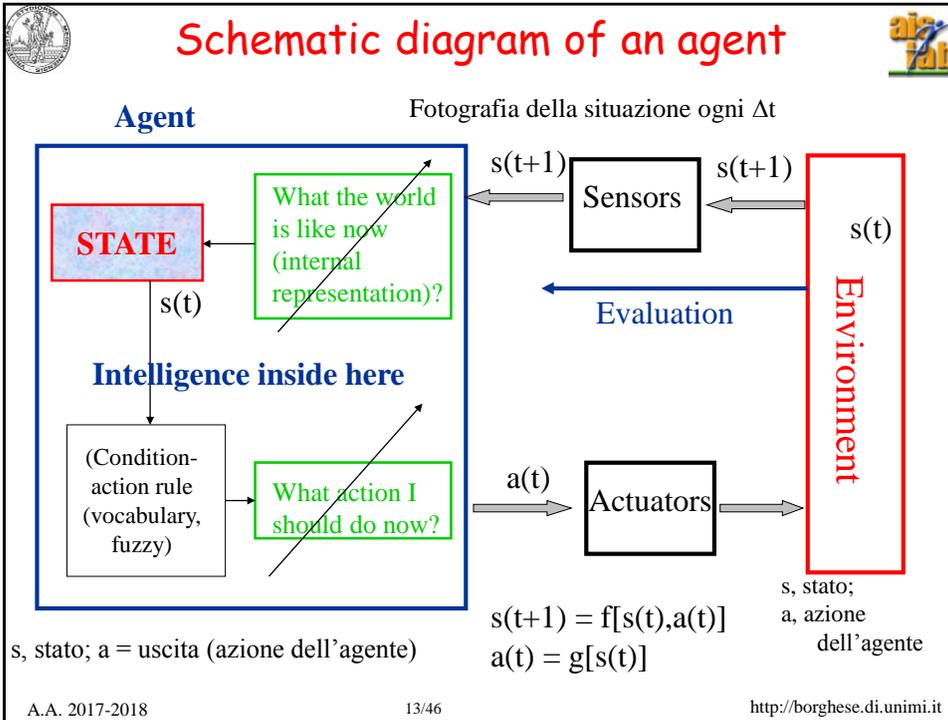
## Complessità di $g(\cdot)$



La funzione  $g(\cdot)$  viene tipicamente scritta come  $g(x | w)$ . La forma di  $g(\cdot)$  viene data dai parametri.

Maggiore è il numero di parametri, maggiori sono i gradi di libertà e quindi la variabilità della funzione  $g(\cdot)$ .

Troppi parametri possono portare a **over-fitting** dei dati.



## Riassunto

- Gli agenti
- **L'apprendimento nelle macchine**
- Il clustering

A.A. 2017-2018      14/46      <http://borghese.di.unimi.it>



## I vari tipi di apprendimento Apprendimento non supervisionato



$$\begin{aligned}x(t+1) &= f[x(t), a(t)] && \text{Ambiente} \\ a(t) &= \mathbf{g}[x(t)] && \text{Agente}\end{aligned}$$

**Non-supervisionato** (learning without a teacher). Estrazione di similitudine statistiche tra pattern di input.

Clustering = raggruppamento

**Viene analizzato solo l'input:  $x(t)$  e trovate similitudini tra i diversi elementi.**



## I vari tipi di apprendimento Apprendimento supervisionato



$$\begin{aligned}x(t+1) &= f[x(t), a(t)] && \text{Ambiente} \\ a(t) &= \mathbf{g}[x(t)] && \text{Agente}\end{aligned}$$

**Supervisionato** (learning with a teacher). Viene specificato per ogni pattern di input, il pattern desiderato in output.

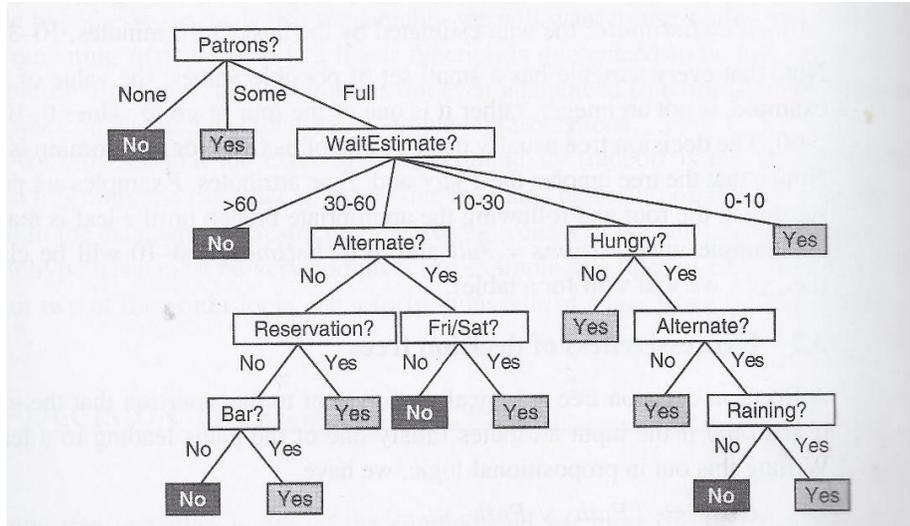
Viene confrontato il valore prodotto dall'agente,  $a(s_t)$ , con  $a_{des}(s_t)$  desiderato, la differenza viene utilizzata per correggere la funzione  $g(\cdot)$ .

**a) Regressione:** a partire da un insieme di dati costruisco un modello (funzione  $g(\cdot)$ ) che predica in modo robusto  $a(s_t)$  per valori di  $s_t$  non ancora esaminati.

**b) Classificazione:** la funzione  $g(\cdot)$   $s_t$  a una tra un certo numero di classi predefinite.



## Albero di decisione per classificazione



Algoritmo per scegliere se fermarsi in un ristorante o meno

A.A. 2017-2018

17/46

<http://borghese.di.unimi.it>



## I dati misurati sul campo



Examp	Input attributes										Goal (wait)
	Alt	Bar	Fri	Hun	Pat	Price	Rain	Res	Type	Est	
$x_1$	Yes	No	No	Yes	Some	\$\$\$	No	Yes	Fr	0-10	$y_1 = Y$
$x_2$	Yes	No	No	Yes	Full	\$	No	No	Thai	30-60	$y_2 = N$
$x_3$	No	Yes	No	No	Some	\$	No	No	Burg	0-10	$y_3 = Y$
$x_4$	Yes	No	Yes	Yes	Full	\$	Yes	No	Thai	10-30	$y_4 = Y$
$x_5$	Yes	No	Yes	No	Full	\$\$\$	No	Yes	Fr	>60	$y_5 = N$
$x_6$	No	Yes	No	Yes	Some	\$\$	Yes	Yes	I	0-10	$y_6 = Y$
$x_7$	No	Yes	No	No	None	\$	Yes	No	Burg	0-10	$y_7 = N$
$x_8$	No	No	No	Yes	Some	\$\$	Yes	Yes	Thai	0-10	$y_8 = Y$
$x_9$	No	Yes	Yes	No	Full	\$	Yes	No	Burg	>60	$y_9 = N$
$x_{10}$	Yes	Yes	Yes	Yes	Full	\$\$\$	No	Yes	I	10-30	$y_{10} = N$
$x_{11}$	No	No	No	No	None	\$	No	No	Thai	0-10	$y_{11} = N$
$x_{12}$	Yes	Yes	Yes	Yes	Full	\$	No	No	Burg	30-60	$y_{12} = Y$

A.A. 2017-2018

18/46

<http://borghese.di.unimi.it>



## How to classify the error introduced by a model?



Is the model good enough?

Does it have enough parameters?

Does it cover the input domain (in all dimensions)?

**This is not enough to obtain a good model!!**

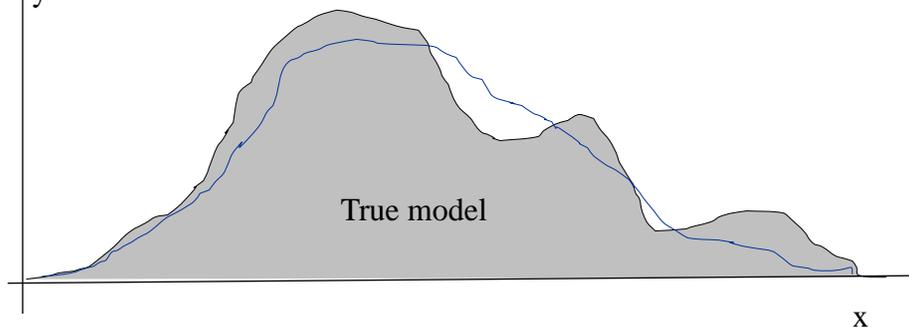
The model should be properly tuned to the data



## How to classify the error introduced by a model?



How is the estimated model related to the true model?



Bias and variability trade-off

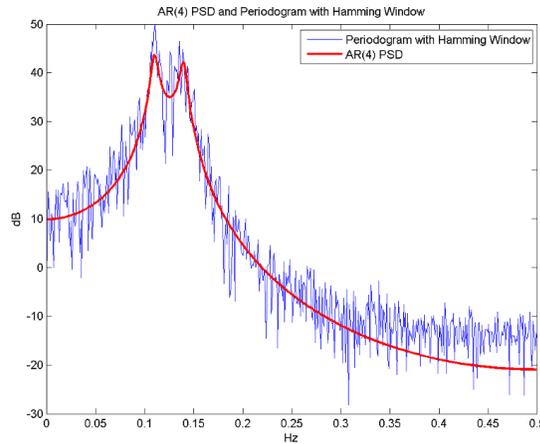
Bias is the distance of the model curve from the true unknown curve.  
It is associated to model error.



# Variability



How are the measured points related to the estimated model?



Given  $P_{mes}(x_{mes}, y_{mes})$  and  $y = f(x)$ , the error is measured as:  $dist(y_{mes}, f(x_{mes}))$ , for instance Euclidean distance. It is associated to measurement error.

If variability goes to zero, bias increases and overfitting arises.

In a good model, variability tends to the statistics of the measurement noise.



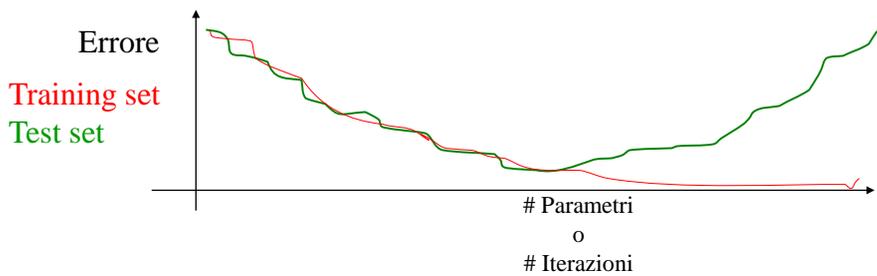
# Scelta empirica - cross-validation



Cross-Validation - Errore sull'insieme di training = Errore sull'insieme di test.

*Si vuole evitare che il modello si specializzi troppo sui pattern di training e non sia in grado di interpolare correttamente.*

*Il numero di parametri viene aumentato fino a quando **entrambi** gli errori diminuiscono.*





## I vari tipi di apprendimento

### Apprendimento con rinforzo



$$x(t+1) = f[x(t), a(t)] \quad \text{Ambiente}$$
$$a(t) = g[x(t)] \quad \text{Agente}$$

**Apprendimento con rinforzo** (reinforcement learning, learning with a critic, learning with a distal teacher).

L'ambiente fornisce un'informazione puntuale, **di tipo qualitativo**, sull'interazione: ad esempio success or fail.

E' l'agente che trasforma questa informazione qualitativa in un segnale di valutazione interno e da questo in un segnale di «errore» per correggere la funzione  $g(\cdot)$ .

Segnali di rinforzo: caduta, vinta/persa una partita, successo in un'interazione....



## Riassunto



- Gli agenti
- L'apprendimento nelle macchine
- **Il clustering**

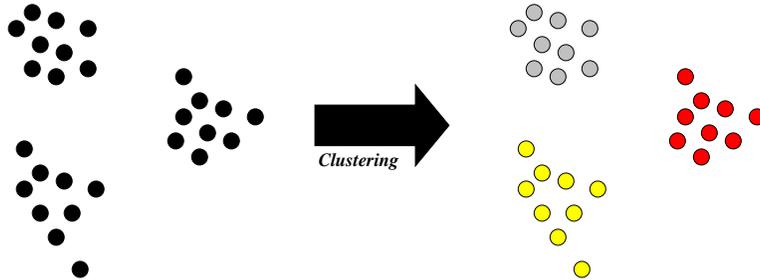


# Clustering



- Clustering: raggruppamento degli “oggetti” in cluster omogenee tra loro. Gli oggetti di un cluster sono più “simili” tra loro che a quelli degli altri cluster.

- ◆ Raggruppamento per colore
- ◆ Raggruppamento per forme
- ◆ Raggruppamento per tipi
- ◆ .....



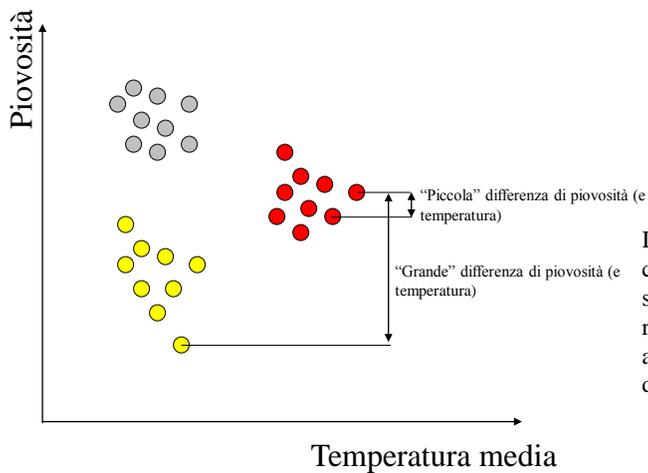
Novel name: **data mining**



# Clustering



L'elaborazione verrà poi effettuata sui prototipi che rappresentano ciascun cluster.



I pattern appartenenti ad un cluster valido sono più simili l'uno con l'altro rispetto ai pattern appartenenti ad un cluster differente.

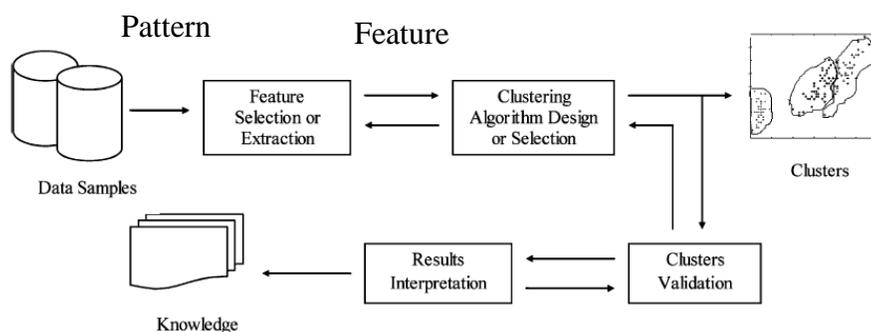


## Il clustering per...

- ... Confermare ipotesi sui dati (es. “E’ possibile identificare tre diversi tipi di clima in Italia: mediterraneo, continentale, alpino...”);
- ... Esplorare lo spazio dei dati (es. “Quanti tipi diversi di clima sono presenti in Italia? Quante sfere sono presenti in un’immagine?”);
- ... Semplificare l’interpretazione dei dati (“Il clima di ogni città d’Italia è approssimativamente mediterraneo, continentale o alpino.”).
- ... “Ragionare” sui dati o elaborare i dati in modo stereotipato.



## Analisi mediante clustering



Da Xu and Wunsch, 2005

- I cluster ottenuti sono significativi?
- Il clustering ha operato con successo?

NB i cammini all’indietro consentono di fare la sintonizzazione dei diversi passi.



## Esempio di clustering



Ricerca immagini su WEB.



Clustering -> Indicizzazione

A.A. 2017-2018

29/46

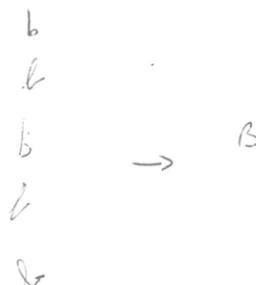
<http://borghese.di.unimi.it>



## Clustering: definizioni



- **Pattern:** un singolo dato  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_D]$ . Il dato appartiene quindi ad uno spazio multi-dimensionale ( $D$  dimensionale), solitamente eterogeneo.
- **Feature:** le caratteristiche dei dati significative per il clustering, possono costituire anch'esso un vettore, il vettore delle feature:  $f_1, f_2, \dots, f_M$ . Questo vettore costituisce l'input agli algoritmi di clustering.



Inclinazione, occhielli,  
lunghezza, linee  
orizzontali, archi di cerchio  
...

A.A. 2017-2018

<http://borghese.di.unimi.it>



## Clustering: definizioni



- **D**: dimensione dello spazio dei pattern;
- **M**: dimensione dello spazio delle feature;
- **Cluster**: in generale, insieme che raggruppa dati simili tra loro, valutati in base alle feature;
- **Funzione di similarità o distanza**: una metrica (o quasi metrica) nello spazio delle feature, usata per quantificare la similarità tra due pattern.
- **Algoritmo**: scelta di come effettuare il clustering (motore di clustering).



## Clustering



- Dati,  $\{X_1 \dots X_N\} \in \mathbb{R}^D$
- Cluster  $\{C_1 \dots C_M\} \rightarrow \{P_1 \dots P_M\} \in \mathbb{R}^D$

$P_j$  is the prototype of cluster  $j$  and it represents the set of data inside its cluster.

To cluster the data:

- The set of data inside each cluster has to be determined (the boundary of a cluster defined)
- The cluster boundaries are determined considering features associated to the data.



# Features



- Globali: livello di luminosità medio, varianza, contenuto in frequenza.....
- Feature locali

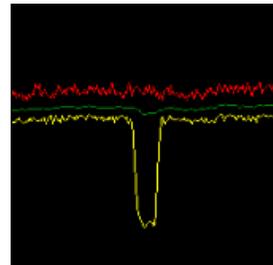
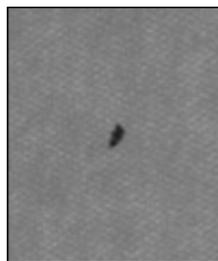


# Features

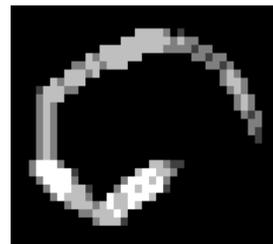


- *Località.*
- *Significatività.*
- *Rinoscibilità.*

Macchie  
dense



Fili





## Rappresentazione dei dati



- La similarità tra dati viene valutata attraverso le feature.
- Feature selection: identificazione delle feature più significative per la descrizione dei pattern.

Esempio: descrizione del clima e della città di Roma.

Roma è caratterizzata da: [17°; 500mm; 1.500.000 ab., 300 chiese]

- Quali feature scegliere?
- Come valutare le feature?
  - ◆ Analisi statistica del potere discriminante: correlazione tra feature e loro significatività.



## Similarità tra feature



- Definizione di una **misura di distanza tra due features**;

Esempio:

Distanza euclidea...

$\text{dist}(\text{Roma}, \text{Milano}) = \text{dist}([17^\circ; 500\text{mm}], [13^\circ; 900\text{mm}]) = \dots$

$= \dots \text{Distanza euclidea?} = ((17-13)^2 + (500-900)^2)^{1/2} = 400.02 \sim 400$

**Ha senso?**



## Normalizzazione feature



E' necessario trovare una metrica corretta per la rappresentazione dei dati. Ad esempio, normalizzare le feature!

$$T_{\text{Max}} = 20^\circ \quad T_{\text{Min}} = 5^\circ \rightarrow T_{\text{Norm}} = (T - T_{\text{Min}}) / (T_{\text{Max}} - T_{\text{Min}})$$

$$P_{\text{Max}} = 1000\text{mm} \quad P_{\text{Min}} = 0\text{mm} \rightarrow P_{\text{Norm}} = (P - P_{\text{Min}}) / (P_{\text{Max}} - P_{\text{Min}})$$

$$\text{Roma}_{\text{Norm}} = [0.8 \ 0.5]$$

$$\text{Milano}_{\text{Norm}} = [0.53 \ 0.9]$$

$$\text{dist}(\text{Roma}_{\text{Norm}}, \text{Milano}_{\text{Norm}}) = ((0.8-0.53)^2 + (0.5-0.9)^2)^{1/2} = 0.4826$$

E' una buona scelta?



## Altre funzioni di distanza



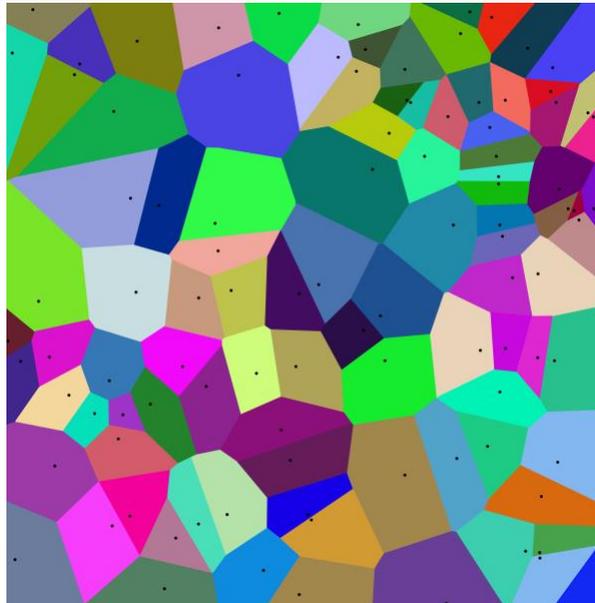
- Mahalanobis:  
 $\text{dist}(x,y) = (x_k - y_k) S^{-1} (x_k - y_k)$ , con S matrice di covarianza.  
(Normalizzazione mediante covarianza)

Altre metriche:

- Distanza euclidea:  
 $\text{dist}(x,y) = [\sum_{k=1..d} (x_k - y_k)^2]^{1/2}$
- Minkowski:  
 $\text{dist}(x,y) = [\sum_{k=1..d} (x_k - y_k)^p]^{1/p}$
- Context dependent:  
 $\text{dist}(x,y) = f(x, y, \text{context})$



## Risultato del clustering è un diagramma di Voronoj



I poligoni azzurri rappresentano i diversi cluster ottenuti. Ogni punto marcato all'interno del cluster (cluster center) è rappresentativo di tutti i punti del cluster



## K-means (partitional): framework



- Siano  $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_D$  i dati di addestramento, features (per semplicità, definiti in  $\mathbb{R}^2$ );
- Siano  $\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_K$  i *prototipi* di  $K$  classi, definiti anch'essi in  $\mathbb{R}^2$ ; ogni *prototipo* identifica il baricentro della classe corrispondente;
- Lo schema di classificazione adottato sia il seguente: “ $\mathbf{X}_i$  appartiene a  $\mathbf{C}_j$  se e solo se  $\mathbf{C}_j$  è il *prototipo* più vicino a  $\mathbf{X}_i$  (distanza euclidea)”;
- L'algoritmo di addestramento permette di determinare le posizioni dei *prototipi*  $\mathbf{C}_j$  mediante successive approssimazioni.



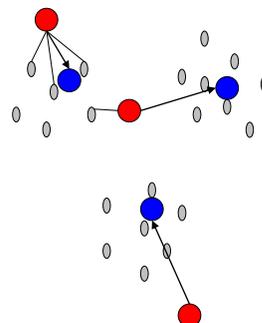
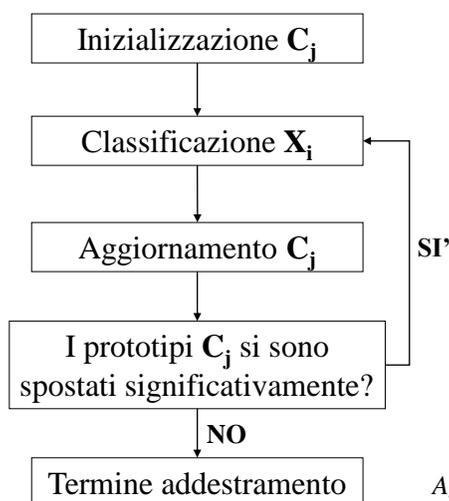
## Algoritmo K-means



L'obiettivo che l'algoritmo si prepone è di minimizzare la varianza totale intra-cluster. Ogni cluster viene identificato mediante un centroide o punto medio. L'algoritmo segue una procedura iterativa. Inizialmente crea  $K$  partizioni e assegna ad ogni partizione i punti d'ingresso o casualmente o usando alcune informazioni euristiche. Quindi calcola il centroide di ogni gruppo. Costruisce quindi una nuova partizione associando ogni punto d'ingresso al cluster il cui centroide è più vicino ad esso. Quindi vengono ricalcolati i centroidi per i nuovi cluster e così via, finché l'algoritmo non converge (Wikipedia).



## K-means: addestramento



Aggiornamento  $C_j$ : baricentro degli  $X_i$  classificati da  $C_j$ .



## Algoritmo K-means::formalizzazione



- Dati N pattern in ingresso  $\{x_j\}$  e  $C_k$  prototipi che vogliamo diventino i centri dei cluster,  $x_j$  e  $C_k \in \mathbb{R}^D$ . Ciascun cluster identifica una regione nello spazio,  $P_k$ .
- Valgono le seguenti proprietà:

$$\bigcup_{k=1}^K P_k = Q \supseteq \mathbb{R}^D \quad \text{I cluster coprono lo spazio delle feature}$$

$$\bigcap_{k=1}^K P_k = \emptyset \quad \text{I cluster sono disgiunti.}$$

- $x_j \in C_k$     Se:  $(x_j - C_k)^2 \leq (x_j - C_l)^2 \quad l \neq k$

- La funzione obiettivo viene definita come:  $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N (x_{j^{(k)}} - C_k)^2$



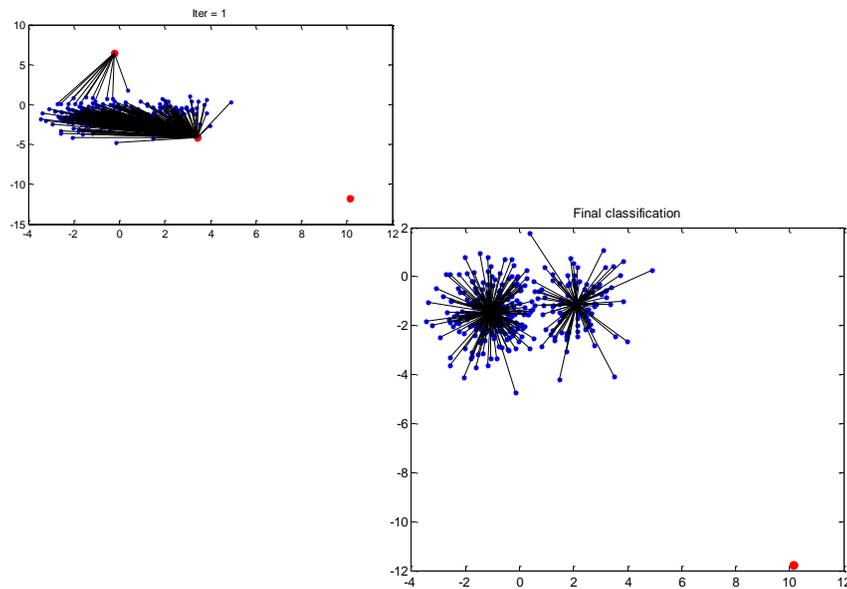
## Algoritmo K-means::dettaglio dei passi



- **Inizializzazione.**
  - ◆ Posiziono in modo arbitrario o guidato i K centri dei cluster.
- **Iterazioni**
  - ◆ Assegno ciascun pattern al cluster il cui centro è più vicino, formando così un certo numero di cluster ( $\leq K$ ).
  - ◆ Calcolo la posizione dei cluster,  $C_k$ , come baricentro dei pattern assegnati ad ogni cluster, spostando quindi la posizione dei centri dei cluster.
- **Condizione di uscita**
  - I centri dei cluster non si spostano più.



## Bad initialization



A.A. 2016-2017

45/46

<http://borghese.di.unimi.it>



## Riassunto

- Gli agenti
- L'apprendimento nelle macchine
- Il clustering

A.A. 2016-2017

46/46

<http://borghese.di.unimi.it>