

Agents and Learning

Alberto Borghese

Università degli Studi di Milano
Laboratorio di Sistemi Intelligenti Applicati (AIS-Lab)
Dipartimento di Informatica
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?

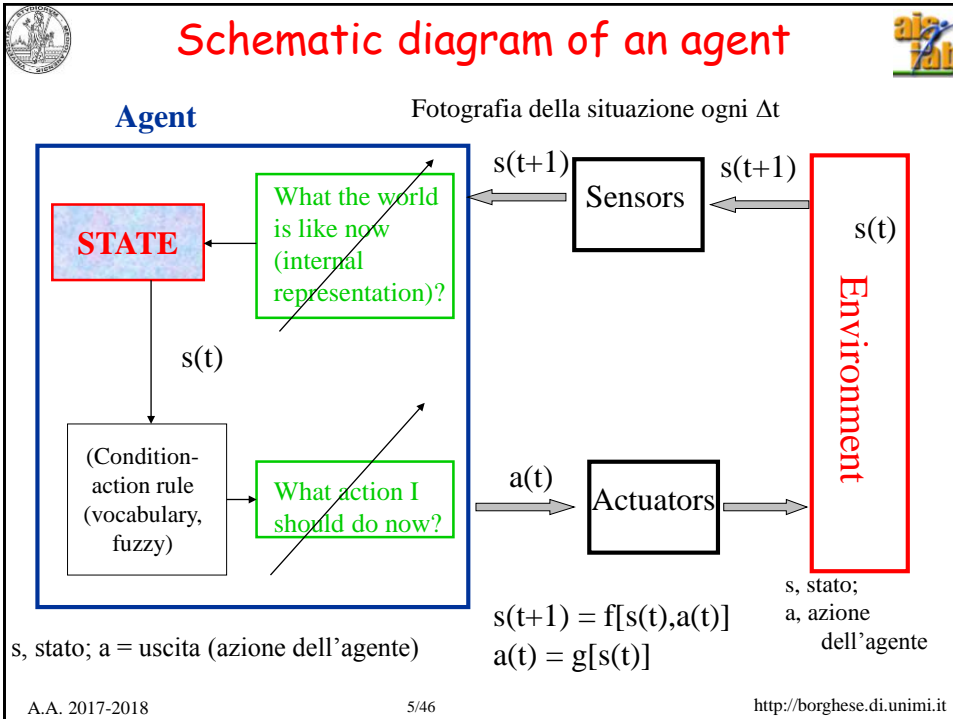


Agente (software): essere software che svolge servizi per conto di un altro programma, solitamente in modo automatico ed invisibile. Tali software vengono anche detti agenti intelligenti

“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.



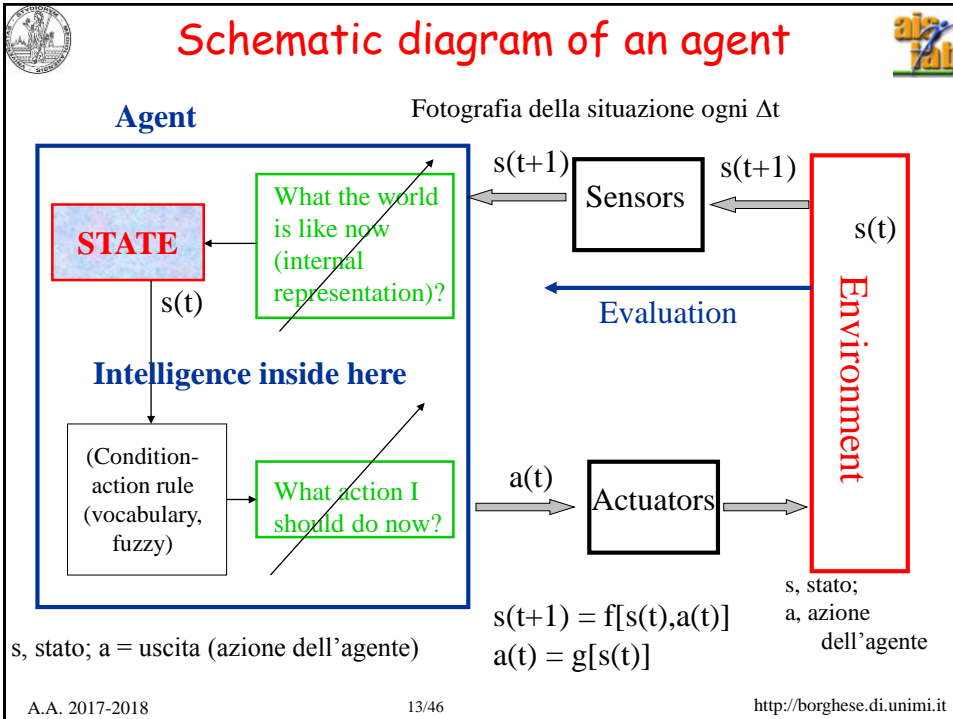
Complessità di $g(\cdot)$



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



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

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



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

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

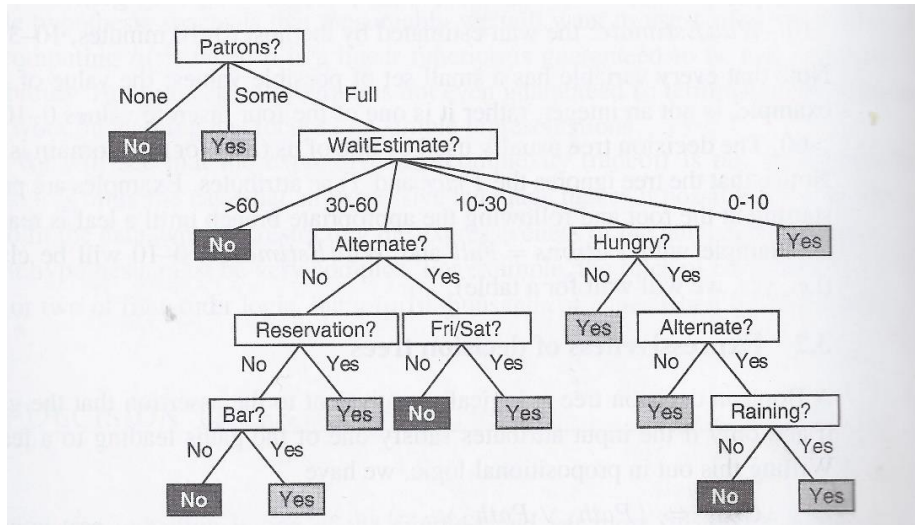
Viene confrontato il valore prodotto dall'agente, $a(s_t)$, con $a_{des}(s_t)$ desiderato, la differenza viene utilizzata per correggere la funzione $g(\cdot)$.

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!!

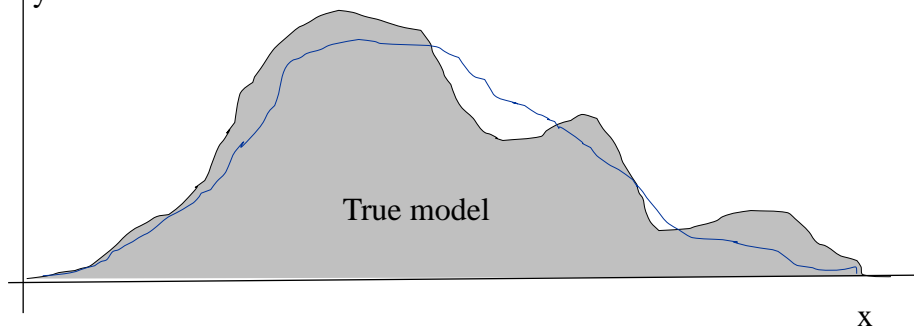
The model should be properly tuned to the data



How to classify the error introduced by a model?



How is the estimated model related to the true model?



Bias and variability trade-off

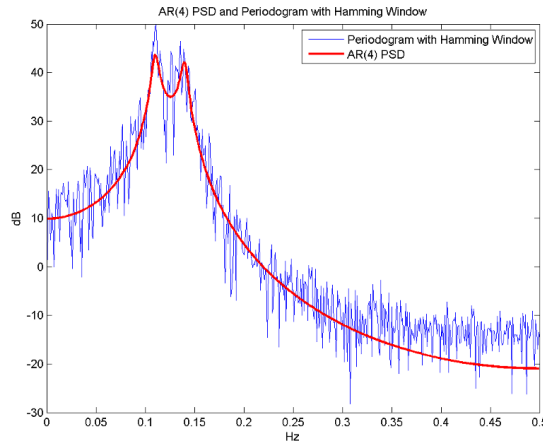
Bias is the distance of the model curve from the true unknown curve.
It is associated to model error.



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.



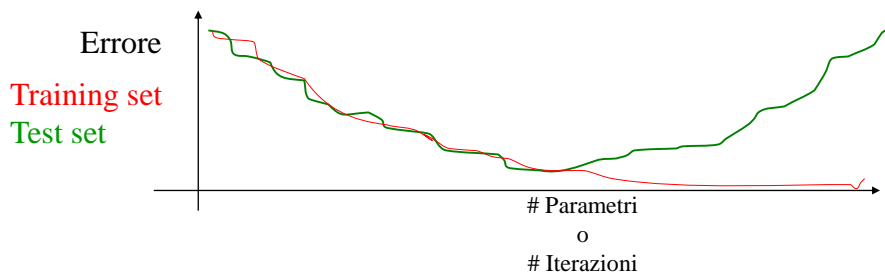
Scelta empirica - cross-validation



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**

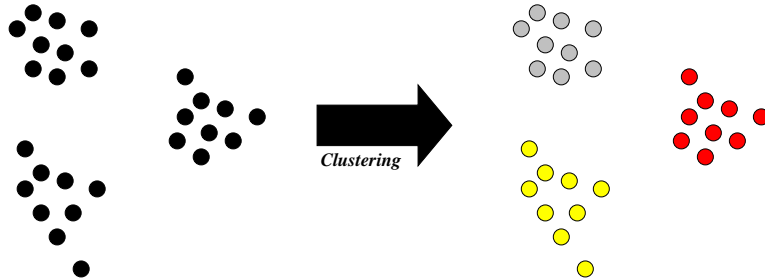


Clustering



- 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
- ◆



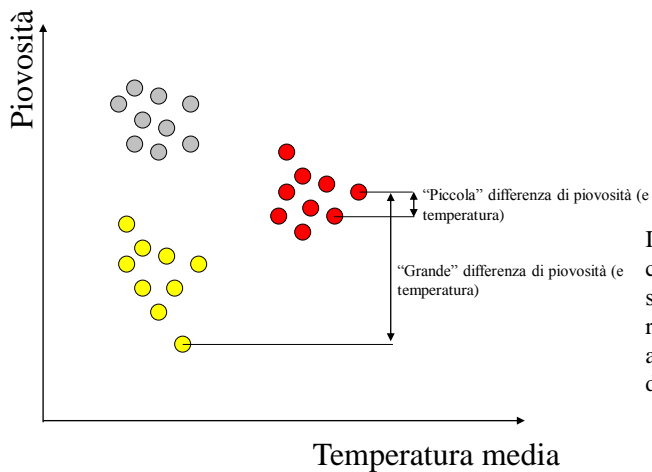
Novel name: **data mining**



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.



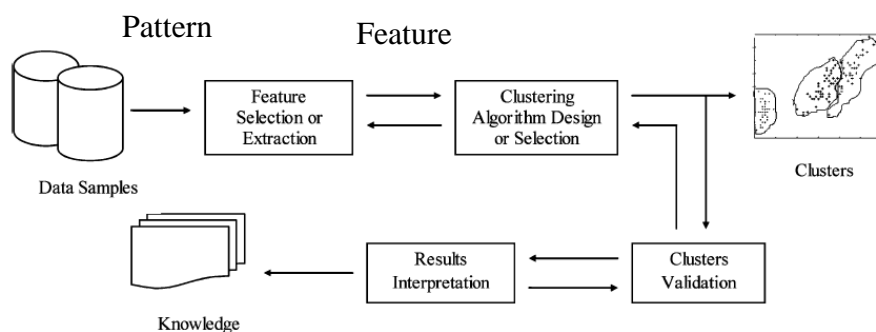
Il clustering per...



- ... 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

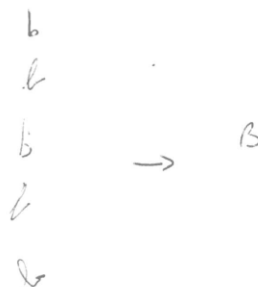
<http://borghese.di.unimi.it>



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

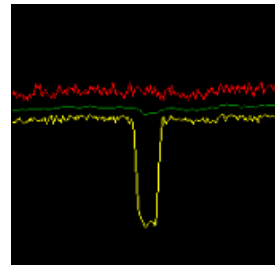


Features

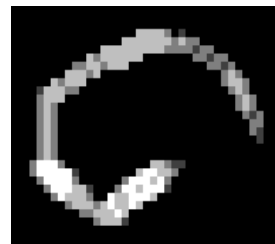


- *Località.*
- *Significatività.*
- *Rinoscibilità.*

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



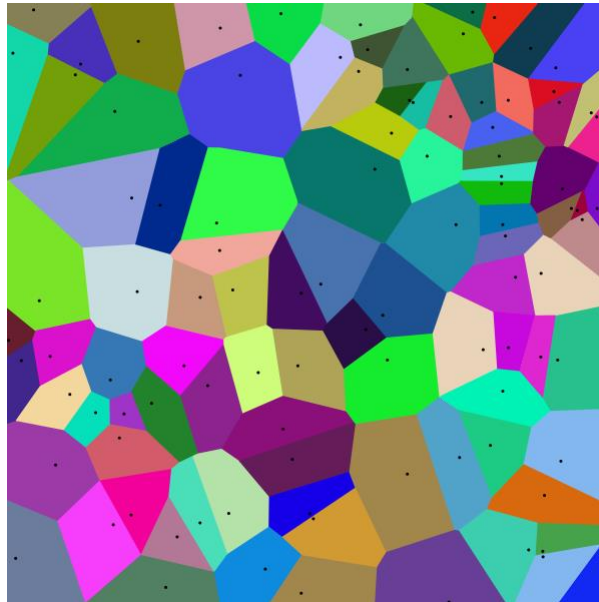
- Mahalanobis:
 $\text{dist}(x,y) = (x_k - y_k) S^{-1} (x_k - y_k)$, con S matrice di covarianza.
(Normalizzazione mediante covarianza)

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 Voronoi



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

A.A. 2016-2017

39/46

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



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.

A.A. 2016-2017

40/46

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



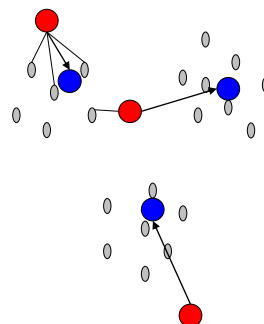
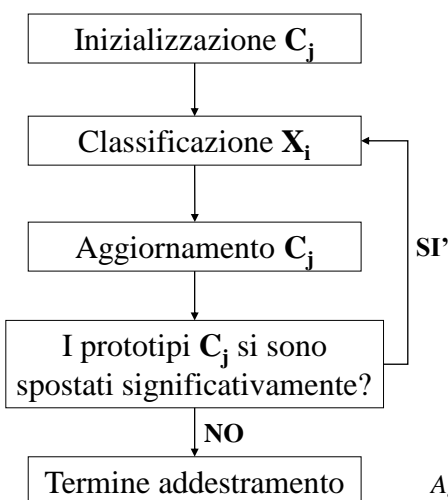
Algoritmo K-means



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: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N (x_{j^{(k)}} - C_k)^2$



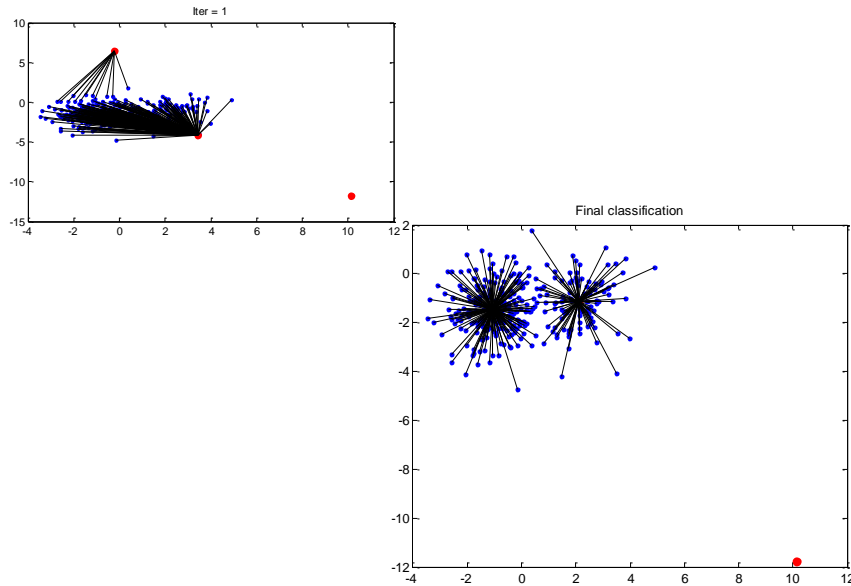
Algoritmo K-means::dettaglio dei passi



- **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/>