Data Mining

Tecniche e algoritmi di base per l'estrazione di conoscenza

1

Data mining

Introduzione

2

Knowledge Discovery

- La maggior parte delle aziende dispone di enormi basi di dati contenenti dati di tipo operativo
  - Queste basi di dati costituiscono una potenziale miniera di utili informazioni

3

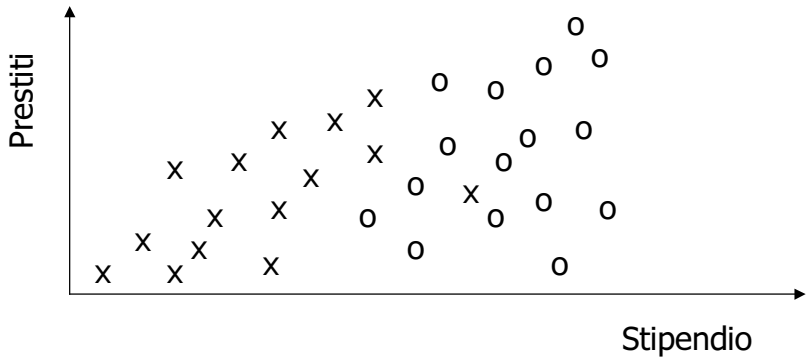
Knowledge Discovery

- Processo di estrazione dai dati esistenti di pattern:
  - valide
  - precedentemente sconosciute
  - potenzialmente utili
  - comprensibili

    [Fayyad, Piatesky-Shapiro, Smith 1996]

4

Esempio



Persone che hanno ricevuto un prestito dalla banca:
x: persone che hanno mancato la restituzione di rate
o: persone che hanno rispettato le scadenze

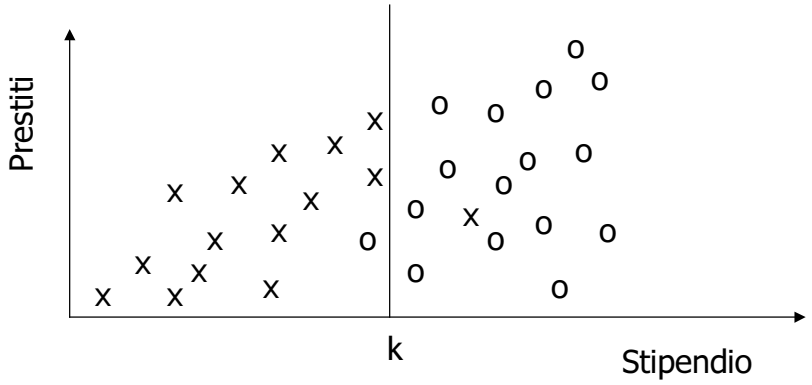
5

Knowledge Discovery

- Un processo di KD si basa sui seguenti elementi:
  - *Dati*: insieme di informazioni contenute in una base di dati o data warehouse
  - *Pattern*: espressione in un linguaggio opportuno che descrive in modo succinto le informazioni estratte dai dati
    - regolarita`
    - informazione di alto livello

6

Esempio



IF stipendio < k THEN mancati pagamenti

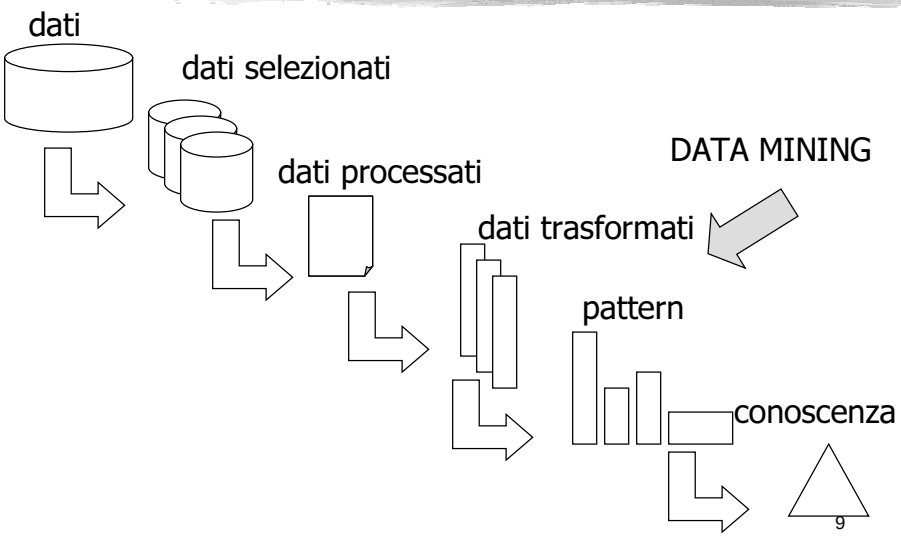
7

Caratteristiche dei pattern

- *Validita `*: i pattern scoperti devono essere validi su nuovi dati con un certo grado di certezza
  - Esempio: spostamento a destra del valore di k porta riduzione del grado di certezza
- *Novita `*: misurata rispetto a variazioni dei dati o della conoscenza estratta
- *Utilita `*
  - Esempio: aumento di profitto atteso dalla banca associato alla regola estratta
- *Comprensibilita `*: misure di tipo
  - sintattico
  - semantico

8

Processo di estrazione



9

Processo di estrazione

- Il processo di estrazione in genere parte da insiemi di dati eterogenei
- deve garantire adeguata efficienza, ipotizzando che i dati risiedano su memoria secondaria
- deve essere scalabile
- deve associare misure di qualita`ai patterm estratto
- deve permettere di applicare criteri diversificati di estrazione

10

Discipline coinvolte nella generazione dei pattern

- AI
- machine learning
- knowledge acquisition
- statistics
- data visualization
- neural networks
- database
- data mining

Dati in memoria centrale

Dati in memoria secondaria

11

Data Mining

Tecniche di analisi

12

Tecniche di analisi

- Regole di associazione
- Classificazione

- Clustering (cenni)
- Similarity search (cenni)

13

Regole di associazione

- Dati del problema:
  - I insieme di items
    - prodotti venduti da un supermercato
  - *transazione T*: insieme di items t.c. $T \subseteq I$
    - oggetti acquistati nella stessa transazione di cassa al supermercato
  - *base di dati D*: insieme di transazioni

14

Regole di associazione

- Regola di associazione $X \Longrightarrow Y$
  $X,Y \subseteq I$
- Supporto (X) = # transazioni che contengono X in D
- *Supporto* ($X \Longrightarrow Y$) = supporto($X \cup Y$)
  - rilevanza statistica
- *Confidenza* ($X \Longrightarrow Y$) : supporto($X \cup Y$)/supporto(X)
  - significativita` dell'implicazione

15

Esempio

Latte $\Longrightarrow$ Uova

- Supporto: il 2% delle transazioni contiene entrambi gli elementi
- Confidenza: il 30% delle transazioni che contengono latte contiene anche uova

16

In una base di dati relazionale

- Items: valori associati ad un certo attributo in una certa relazione
- transazione: sottoinsieme di items, raggruppati rispetto al valore di un altro attributo (ad esempio un codice)

	Transid	custid	date	item	qty
T1	111	201	5/1/99	pen	2
	111	201	5/1/99	ink	1
	111	201	5/1/99	milk	3
	111	201	5/1/99	juice	6
T2	112	105	6/3/99	pen	1
	112	105	6/3/99	ink	1
T3	112	105	6/3/99	milk	1
	113	106	5/10/99	pen	1
T4	113	106	5/10/99	milk	1
	114	201	6/1/99	pen	2
	114	201	6/1/99	ink	2
	114	7/19/00	6/1/99	juice	4

17

Applicazioni

- Analisi market basket
  - $* \Rightarrow$ uova
    - cosa si deve promuovere per aumentare le vendite di uova?
  - Latte $\Rightarrow *$
    - quali altri prodotti devono essere venduti da un supermercato che vende latte?
- Dimensione del problema:
  - oggetti: 10^4, 10^5, transazioni: $> 10^6$
  - base di dati: 10-100 GB

18

Regole di associazione

- Problema:
  - determinare tutte le regole con supporto e confidenza superiori ad una soglia data

19

Esempio

TRANSACTION ID	OGGETTI ACQUISTATI
1	A,B,C
2	A,C
3	A,D
4	B,E,F

- Assumiano:
  - supporto minimo 50%
  - confidenza minima 50%

20

Esempio (continua)

TRANSACTION ID	OGGETTI ACQUISTATI
1	**A**,B,**C**
2	**A,C**
3	**A**,D
4	B,E,F

- Regole ottenute:
  - A $\Rightarrow$ C supporto 50% confidenza 66.6
  - C $\Rightarrow$ A supporto 50% confidenza 100%

21

Determinazione regole di associazione

- Decomposizione problema

  ❶ Trovare tutti gli insiemi di item (itemset) che hanno un supporto minimo (*frequent itemsets*)
  - Algoritmo fondamentale: APRIORI

  [Agrawal, Srikant 1994]

  ❷ Generazione delle regole a partire dai frequent itemsets

22

Esempio

- Passo 1: estrazione frequent itemsets

TRANSACTION ID	OGGETTI ACQUISTATI
1	A,B,C
2	A,C
3	A,D
4	B,E,F

- supporto minimo 50%

FREQUENT ITEMSET	SUPPORTO
{A}	75%
{B}	50%
{C}	50%
{A,C}	50%

23

Esempio (continua)

- Passo 2: estrazione regole
  - confidenza minima 50%
  - Esempio: regola A $\Longrightarrow$ C
    - supporto {A,C} = 50%
    - confidenza = supporto {A,C}/supporto{A} = 66.6%
  - regole estratte
    - A $\Longrightarrow$ C supporto 50%, conf. 66.6%
    - A $\Longrightarrow$ C supporto 50%, conf. 100%

24

Algoritmo Apriori

- Ad ogni passo:
  - costruisce un insieme di itemsets candidati
  - conta il numero di occorrenze di ogni candidato (accedendo alla base di dati)
  - determina i candidati che sono frequent itemsets
- Al passo k:
  - C_k: insieme di itemset candidati di dimensione k (potenzialmente frequent itemset)
  - L_k: insieme di frequent itemsets di dimensione k

25

Algoritmo Apriori

L_1 = {singoli items frequenti}

for (k=1, $L_k \neq \{\}$, k++)
begin
C_{k+1} = nuovi candidati generati da L_k
foreach transazione t in D do
incrementa il conteggio di tutti i candidati in C_{k+1}
che sono contenuti in t
L_{k+1} = candidati in C_{k+1} con supporto minimo
end
frequent itemsets = U_k L_k

26

Apriori: generazione candidati

- Proprietà: ogni sottoinsieme di un frequent itemset è un frequent itemset
- Soluzione A:
  - dato L_k , C_{k+1} si genera aggiungendo un item agli itemset in $L_{k,}$
- Soluzione B (ottimizzata rispetto ad A)
  - Da Ck si possono cancellare tutti i candidati che contengono un sottoinsieme non frequent
  - In pratica:
    - calcolo il join di L_k con $L_{k,}$ imponendo che almeno k -1 elementi siano uguali
    - elimino dal risultato gli itemset che contengono sottoinsiemi non frequenti

27

Esempio

- Base di dati D

TID	Items
100	1, 3, 4
200	2, 3, 5
300	1, 2, 3, 5
400	2, 5

- Supporto minimo 50% (cioè almeno 2 transazioni)
- nel seguito con supporto intendiano il numero di transazioni e non la percentuale per comodità

28

Esempio: Soluzione A

Scansione D (1)

C_1

Itemset	Supporto (*4)
{1}	2
{2}	3
{3}	3
{4}	1
{5}	3

L_1

Itemset	Supporto
{1}	2
{2}	3
{3}	3
{5}	3

29

Esempio (continua)

Itemset
{1, 2}
{1, 3}
{1, 4}
{1, 5}
{2, 3}
{2, 4}
{2, 5}
{3, 4}
{3, 5}

C_2 → Scansione D (2)

C_2

Itemset	Supporto
{1, 2}	1
{1, 3}	2
{1, 4}	1
{1, 5}	1
{2, 3}	2
{2, 4}	0
{2, 5}	3
{3, 4}	1
{3, 5}	2

L_2

Itemset	Supporto
{1, 3}	2
{2, 3}	2
{2, 5}	3
{3, 5}	2

30

Esempio (continua)

Itemset
{1, 3 ,2}
{1, 3, 4}
{1, 3, 5}
{2, 3, 4}
{2, 3, 5}
{2, 5, 1}
{2, 5, 4}
{3, 5, 4}

C_3 ⟶ Scansione D (3)

C_3

Itemset	Supporto
{1, 3 ,2}	1
{1, 3, 4}	1
{1, 3, 5}	1
{2, 3, 4}	0
{2, 3, 5}	2
{2, 5, 1}	1
{2, 5, 4}	0
{3, 5, 4}	0

L_3

Itemset	Supporto
{2, 3, 5}	2

Esempio: Soluzione B

Scansione D (1)

C_1

L_1

Itemset	Supporto (*4)
{1}	2
{2}	3
{3}	3
{4}	1
{5}	3

Itemset	Supporto
{1}	2
{2}	3
{3}	3
{5}	3

Esempio (continua)

Itemset
{1, 2}
{1, 3}
{1, 5}
{2, 3}
{2, 5}
{3, 5}

C_2 ⟶ Scansione D (2)

C_2

Itemset	Supporto
{1, 2}	1
{1, 3}	2
{1, 5}	1
{2, 3}	2
{2, 5}	3
{3, 5}	2

⟶

L_2

Itemset	Supporto
{1, 3}	2
{2, 3}	2
{2, 5}	3
{3, 5}	2

33

Esempio (continua)

Itemset
{2, 3, 5}

C_3 ⟶ Scansione D (3)

C_3

Itemset	Supporto
{2, 3, 5}	2

⟶

L_3

Itemset	Supporto
{2, 3, 5}	2

34

Esempio

- Supporto = 70% (3 transazioni su 4)
- relazione:

Transid	custid	date	item	qty
111	201	5/1/99	pen	2
111	201	5/1/99	ink	1
111	201	5/1/99	milk	3
111	201	5/1/99	juice	6
112	105	6/3/99	pen	1
112	105	6/3/99	ink	1
112	105	6/3/99	milk	1
113	106	5/10/99	pen	1
113	106	5/10/99	milk	1
114	201	6/1/99	pen	2
114	201	6/1/99	ink	2
114	7/19/00	6/1/99	juice	4

35

Esempio: soluzione A

- Level 1:
  - L1: {pen} 1, {ink} 3/4, {milk} 3/4
- Level 2:
  - C2: {pen, ink}, {pen,milk}, {pen, juice}, {ink, milk}, {ink, juice}, {milk, juice}
  - L1: {pen,ink} 3/4, {pen, milk} 3/4
- Level 3:
  - C3: {pen, ink, milk}, {pen, ink, juice}, {pen, milk,juice}
  - L3: nessuno

36

Esempio: soluzione B

- Level 1:
  - L1: {pen} 1, {ink} 3/4, {milk} 3/4
- Level 2:
  - C2: {pen, ink}, {pen,milk}, {ink, milk}
  - L2: {pen,ink} 3/4, {pen, milk} 3/4
- Level 3:
  - C3: nessuno

37

Generazione regole

- Il supporto dei frequent itemset è già superiore ad una certa soglia
- vogliamo costruire regole in cui anche la confidenza è maggiore di una certa soglia
- Sia X un frequent itemset
- dividiamo X in due itemset LHS e RHS tali che X = LHS U RHS
- consideriamo la regola LHS $\Longrightarrow$ RHS
- la sua confidenza è supporto(X)/supporto(LHS)
- ma per la proprietà dei frequent itemset, LHS è frequent quindi il suo supporto è stato calcolato nella prima fase dell'algoritmo
- posso quindi calcolare la confidenza e verificare se supera il limite posto

38

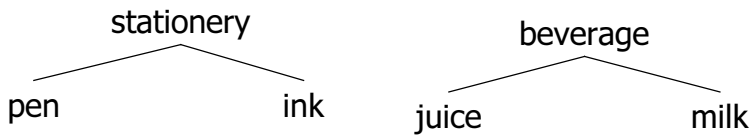
Esempio

- Confidenza: 50%
- Frequent itemset: {pen} 1, {ink} 3/4, {milk} 3/4, {pen,ink} 3/4, {pen, milk} 3/4
- voglio costruire regole non banali
- considero {pen,milk}
  - supporto({pen,milk}) = 3/4
  - supporto({pen}) =1
  - supporto({milk}) =3/4
  - confidenza(pen => milk) = 3/4 non restituita
  - confidenza(milk => pen) = 1 restituita
- considero {pen,ink}
  - supporto({pen,ink} = 3/4
  - supporto({pen}) =1
  - supporto({ink}) =3/4
  - confidenza(pen => ink) = 3/4 non restituita
  - confidenza(ink => pen) = 1 restituita

39

Estensioni

- In molti casi, gli item sono organizzati gerarchicamente



- il supporto di un itemset può solo aumentare se un item viene rimpiazzato con un suo antenato nella gerarchia

40

Estensioni

- Supponendo di avere informazioni anche per gli item generalizzati, si possono calcolare le regole nel modo usuale

Transid	custid	date	item	qty
111	201	5/1/99	stationery	3
111	201	5/1/99	beverage	9
112	105	6/3/99	stationery	2
112	105	6/3/99	beverage	1
113	106	5/10/99	stationery	1
113	106	5/10/99	beverage	1
114	201	6/1/99	stationery	4
114	201	6/1/99	beverage	4

- Per esercizio: provare a calcolare le nuove regole di associazione

41

Estensioni

- Determinazione regole di associazione nel contesto di sottoinsiemi di dati, che soddisfano determinate condizioni
  - se una penna è acquistata da un certo cliente, allora è probabile che lo stesso cliente comprerà anche latte
    - si considerano solo gli acquisti di un certo cliente
- pattern sequenziali
  - tutti gli item acquistati da un certo cliente in una certa data definiscono un itemset
  - gli itemset associati ad un cliente possono essere ordinati rispetto alla data, ottenendo una sequenza di itemset (pattern sequenziale)
  - il problema è determinare tutti i pattern sequenziali con un certo supporto

42

Regole di classificazione e regressione

- Regola di classificazione:

  $P_1(X_1) \wedge \ldots \wedge P_k(X_k) \Rightarrow Y = c$

  Y attributo *dipendente*

  X_i attributi *predittivi*

  $P_i(X_i)$ condizione su attributo X_i
- Due tipi di attributi:
  - numerici
  - categorici (tipi enumerazione)

43

Regole di classificazione e regressione

- Se l'attributo dipendente è categorico, si ottiene una regola di *classificazione*
- se l'attributo dipendente è numerico, si ottiene una regola di *regressione*
- se X_i è numerico, $P_i(X_i)$ in genere coincide con $l_i \leq X_i \leq g_i$, con l_i e g_i appartenenti al dominio di X_i
- X_i è categorico, $P_i(X_i)$ coincide con $X_i \in \{v_{i,\ldots,} v_n\}$

44

Esempio

- InfoAssicurazioni(età:int, tipo_auto:string,rischio:{alto,basso})
- Regola di classificazione

  $età > 25 \wedge tipo\_auto \in \{Sportiva, utilitaria\} \Rightarrow$

  rischio = alto

45

Supporto e confidenza

- Il supporto di una condizione C è la percentuale di tuple che soddisfano C
- il supporto di una regola $C_1 \Rightarrow C_2$ è il supporto della condizione $C_1 \wedge C_2$
- la confidenza di una regola $C_1 \Rightarrow C_2$ è la percentuale di tuple che soddisfano C_1 che soddisfano anche C_2

46

Applicazioni

- Le regole di classificazione/regressione vengono utilizzate in tutte le applicazioni che presentano problematiche di classificazione dei dati:
  - classificazione risultati scientifici, in cui gli oggetti devono essere classificati in base ai dati sperimentali rilevati
  - analisi dei rischi
  - previsioni economiche

47

Classificazione

- Il problema della classificazione può essere introdotto in un modo più generale
- Dati del problema:
  - insieme di classi (valori per un attributo categorico)
  - insieme di oggetti etichettati con il nome della classe di appartenenza (*training set*)
- Problema:
  - trovare il profilo descrittivo per ogni classe, utilizzando le features dei dati contenuti nel training set, che permetta di assegnare altri oggetti, contenuti in un certo *test set,* alla classe appropriata

48

Settori di sviluppo

- Statistica
- machine learning
  - alberi di decisione
  - inductive logic programming
- reti neurali
- sistemi esperti
- data mining

49

Ipotesi di funzionamento

- Training set contenuto nella memoria principale del sistema
- Nelle DB attuali possono essere disponibili anche Mbyte di training set
  - dimensioni significative del training set possono migliorare l'accuratezza della classificazione

50

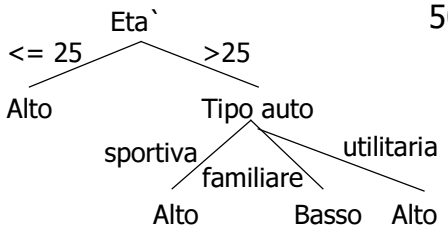
Alberi di decisione

- Gli alberi di decisione rappresentano un approccio alla classificazione molto utilizzato
- permettono di rappresentare con un albero un insieme di regole di classificazione
- Caratteristiche:
  - Veloci rispetto agli altri metodi
  - Facili da interpretare tramite regole di classificazione (una per ogni cammino dell'albero)
  - Possono essere facilmente convertiti in interrogazioni SQL per interrogare la base di dati

51

Esempio

ETA`	TIPO AUTO	RISCHIO
40	familiare	basso
65	sportiva	alto
20	utilitaria	alto
25	sportiva	alto
50	familiare	basso



52

Costruzione albero

- Due fasi:
  - *fase di build*: si costruisce l'albero iniziale, partizionando ripetutamente il training set sul valore di un attributo, fino a quando tutti gli esempi in ogni partizione appartengono ad una sola classe
  - *fase di pruning*: si pota l'albero, eliminando rami dovuti a rumore o fluttuazioni statistiche
    - Esempio: si estraggono campioni multipli dal training set e si costruiscono alberi indipendenti
    - non approfondiamo questo aspetto

53

Fase di build

```
Builtree(training set T)
{Partition(T)}

Partition(Data set S)
{
    if (tutti i punti in S sono nella stessa classe) then
        return
    foreach attributo A do
        valuta gli splits su A (usando un algoritmo di split)
    usa split "migliore" per partizionare S in S1 e S2
    Partition(S1)
    Partition(S2)
}
```

54

Algoritmi di split

- Dato un attributo A, determinano il miglior predicato di split per un attributo:
- due problemi:
  - scelta predicato
  - determinazione bontà
- scelta predicato:
  - dipende dal tipo dell'attributo
- ottimalità:
  - un buon predicato permette di ottenere:
    - meno regole (meno split, nodi con fan-out più basso)
    - supporto e confidenza alte

55

Predicati di Split

- Gli split possono essere
  - binari
  - multipli
- per attributi numerici
  - split binario: A <= v, A > v
  - split multiplo: A <= v1, v1 < A <= v2, …, vn-1 < A <= vn
- per attributi categorici, se il dominio di A è S:
  - split binario: $A \in S'$, $A \in S - S'$ con $S' \subset S$
  - split multiplo: $A \in S1$, …, $A \in Sn$

    con $S1 \cup \ldots \cup Sn = S$, $Si \cap Sj = \{\}$

56

Indici di splitting

- Valutano la bontà di split alternativi per un attributo
- Diverse tipologie di indice
- Indice Gini:
  - dataset T con esempi di n classi
  - gini(T) = $1 - \Sigma_i p_i^2$
  - con p_i frequenza class i in T
- Se T viene suddiviso in T1 con esempi appartenenti a n1 classi e T2 con esempi appartenenti a n2 classi:
  - $gini_{split}(T) = (n1/n)\ gini(T1) + (n2/n)\ gini(T2)$
- split con indici più bassi splittano meglio

57

Esempio

	ETA`	TIPO AUTO	CLASSE RISCHIO
t1	40	familiare	basso
t2	65	sportiva	alto
t3	20	utilitaria	alto
t4	25	sportiva	alto
t5	50	familiare	basso

- due classi, n = 2
- Si consideri lo split rispetto a Età <= 25
- T1= {t3, t4}, T2={t1, t2, t5}
- gini_split(T) = 1/2 (1 - 1) + 2/2 (1 - (1/9 +4/9)) = 4/9

58

Estensioni

- Split su attributi multipli
- gestione training set in memoria secondaria

59

Clustering

- Dati del problema:
  - base di dati di oggetti
- Problema:
  - trovare una suddivisione degli oggetti in gruppi (cluster) in modo che:
    - gli oggetti in un gruppo siano molto simili tra di loro
    - oggetti in gruppi diversi siano molto diversi
  - i gruppi possono essere anche sovrapposti o organizzati gerarchicamente

60

Applicazioni

- Identificazione di popolazioni omogenee di clienti in basi di dati di marketing
- valutazione dei risultati di esperimenti clinici
- monitoraggio dell'attivita` di aziende concorrenti

61

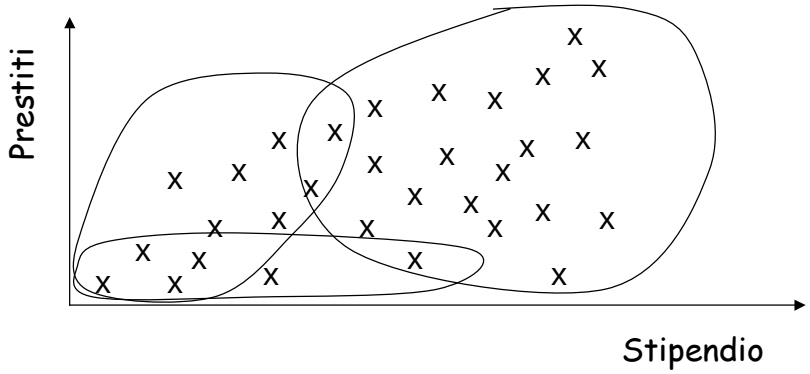
Settori di sviluppo

- Statistica
- machine learning
- database spaziali
- data mining

- molti algoritmi assumono che i dati risiedano in memoria
- poco scalabili

62

Esempio



63

Approccio

- La similitudine tra due oggetti si ottiene applicando una funzione di distanza
- la nozione di distanza dipende dagli oggetti considerati e dal tipo di applicazione
- Due tipi di algoritmi:
  - algoritmi di partizionamento:
    - dato il numero di cluster k, partizionare i dati in k cluster in modo che certi criteri di ottimalità siano verificati
  - algoritmi gerarchici:
    - si parte da una partizione in cui ogni cluster è composto da un singolo oggetto
    - le partizioni vengono combinate, in modo da mettere insieme gli oggetti più simili

64

Similarity search

- Dati del problema:
  - base di dati di sequenze temporali
- Problema:determinare
  - sequenze simili ad una sequenza data
  - tutte le coppie di sequenze simili

65

Applicazioni

- Identificazione delle societa`con comportamento simile di crescita
- determinazione di prodotti con profilo simile di vendita
- identificazione di azioni con andamento simile
- individuazione porzioni onde sismiche non simili per determinare irregolarita`geologiche

66

Settori di sviluppo

- Database temporali
- speech recognition techniques
- database spaziali

67

Tecniche

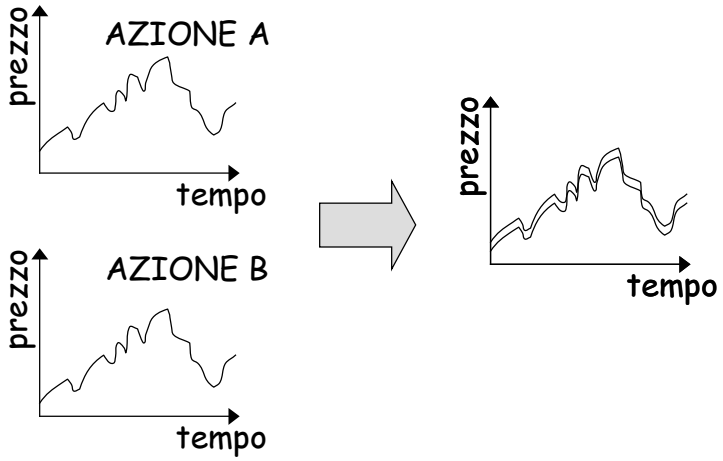
- Due tipi di interrogazione
  - match completo: la sequenza cercata e le sequenze della base di dati hanno la stessa lunghezza
  - match parziale: la sequenza cercata puo`essere sottosequenza di quelle recuperate dalla base di dati
- Possibilita`di traslazioni, variazioni di scala
- Diverse misure con cui confrontare le sequenze
  - Esempio: misura euclidea

    X = <x1,…,xn>

    Y = <y1,…,yn> $|| X - Y || = \sum (xi - yi)^2$

68

Esempio



69