

# Classificazione e Predizione

Gianluca Amato

Corso di Laurea in Economia Informatica  
Università “G. D'Annunzio” di Chieti-Pescara  
anno accademico 2004-2005

# Introduzione ai concetti di Classificazione e Predizione

# Classificazione e Predizione

- **Classificazione** e **predizione** sono processi che consistono nel creare dei modelli che possono essere usati
  - per descrivere degli insiemi di dati;
  - per fare previsioni future
- Molti algoritmi sono stati sviluppati per risolvere problemi di classificazione e predizione da settori diversi della comunità scientifica:
  - Machine learning
  - Statistica
  - Neurobiologia
- Con lo sviluppo del concetto di data mining si è posto particolare interesse al problema della scalabilità di questi algoritmi.

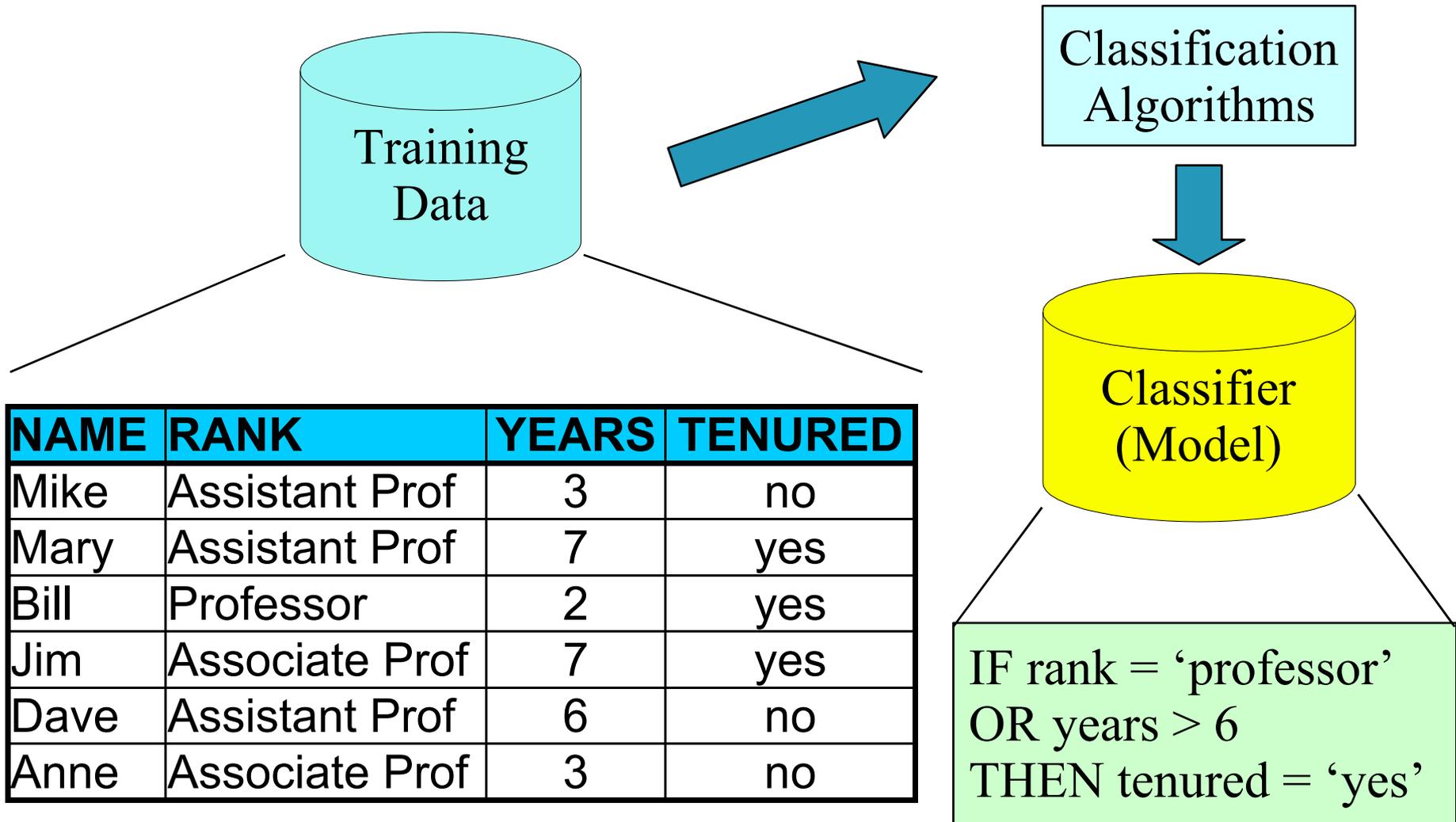
# Classificazione (1)

- Il processo di classificazione può essere visto come un processo a tre fasi.
- Fase 1 (**addestramento**): si produce un modello da un **insieme di addestramento**.
  - Si assume che ogni istanza in input faccia parte di una tra un numero predefinito di **classi** diverse.
  - La classe per ogni istanza si trova consulto un specifico attributo, chiamato “**class label attribute**” (attributo classificatore).
  - Proprio perchè la classe di ogni istanza è fornita in input nella fase di addestramento, si parla **apprendimento supervisionato**.
    - Vedremo in futuro anche esempi di apprendimento non supervisionato.
  - Il risultato può essere presentato in varie forme: alberi di decisione, regole, formule matematiche, etc..

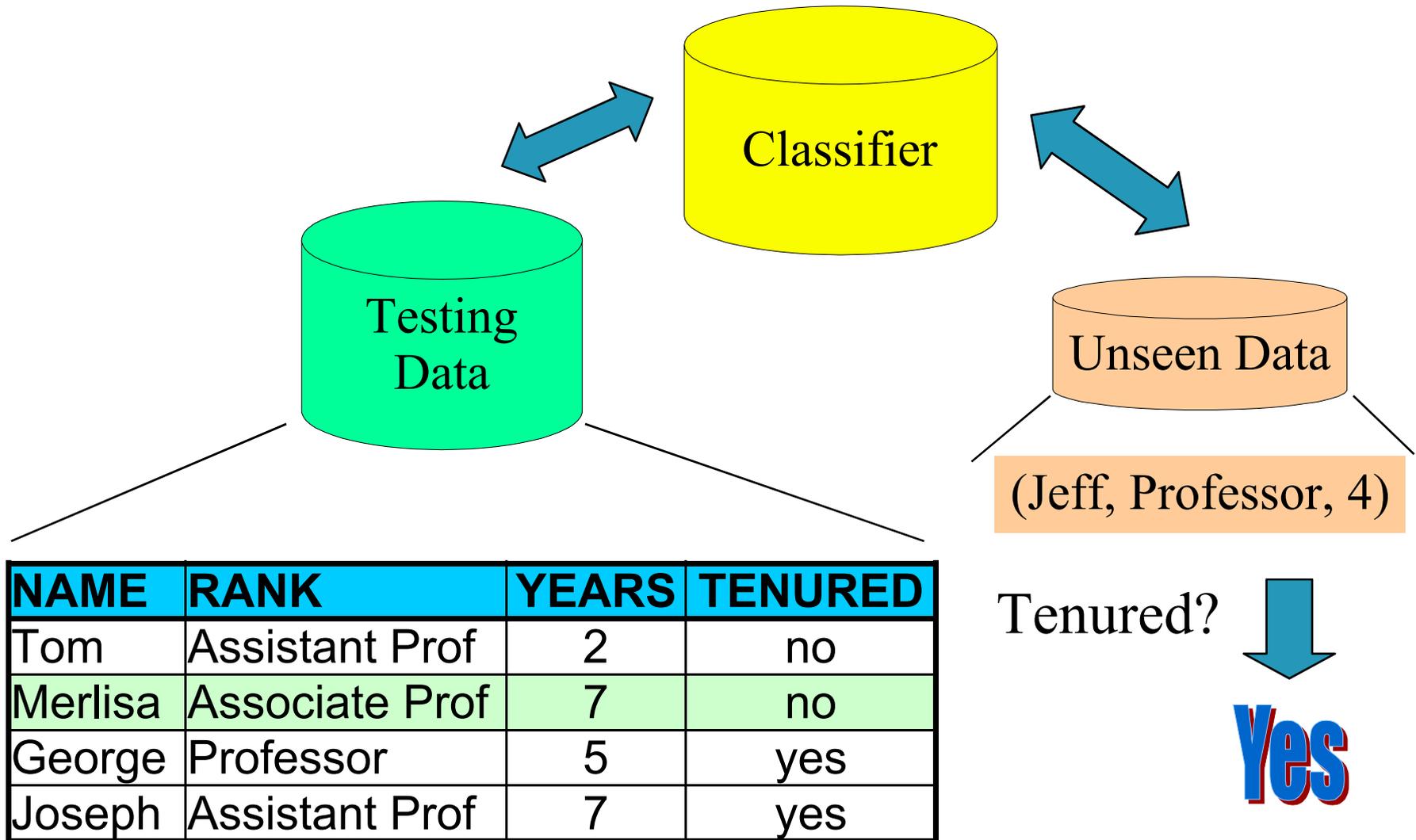
# Classificazione (2)

- Fase 2 (**stima dell'accuratezza**): si stima l'accuratezza del modello usando un **insieme di test**.
  - ad esempio, si misura la percentuale di errori commessi sull'insieme di test
  - è importante che l'insieme di test sia indipendente dall'insieme usato per il campionamento, per evitare stime troppo ottimistiche.
- Fase 3 (**utilizzo del modello**): si classificano istanze di classe ignota.
  - Siamo di fronte a istanze di cui si conoscono tutti gli attributi tranne quello di classificazione

# Costruzione del modello



# Test e Utilizzo del modello



# Classificazione vs Predizione

- Dal punto di vista etimologico, **predizione** sarebbe il concetto generale, che si divide in
  - **Classificazione** quando la classe è un valore **nominale**;
  - **Regressione** quando la classe è un valore **numerico**.
- Nella pratica però il termine **Predizione** viene usato come sinonimo di **Regressione**.

# Problematiche legate ai metodi di classificazione e predizione

# Preparazione dei dati (1)

- **Data cleaning**: pre-elaborare i dati in modo da
  - Eliminare il rumore
    - usando tecniche di smoothing
  - Eliminare eventuali outliers
    - dati con caratteristiche completamente diverse dal resto degli altri, probabilmente dovuti ad errori nei dati o a casi limite
  - Trattare gli attributi mancanti
    - Ad esempio, sostituendo un attributo mancante con la media dei valori per quell'attributo (nel caso di attributo numerico) o la moda (per attributi nominali)
- Anche se la maggior parte degli algoritmi di classificazione hanno dei meccanismi per eliminare rumore, outliers e attributi mancanti, una polizia ad-hoc produce un risultato migliore.

# Preparazione dei dati (2)

- **Analisi di rilevanza** degli attributi
  - Nota anche col termine **feature selection** dal termine usato nella letteratura di machine learning.
  - L'obiettivo è ottimizzare le prestazioni
    - L'idea è che il tempo impiegato per effettuare una analisi di rilevanza e l'addestramento sull'insieme di attributi ridotti è minore del tempo per effettuare l'addestramento su tutti gli attributi
  - Può anche migliorare la qualità del modello.
- **Trasformazione** dei dati
  - Ad esempio, **generalizzare** alcuni attributi secondo una gerarchia dei concetti...
  - ...oppure **normalizzarne** altri
    - Per esempio, ridurre il range di variabilità di un attributo numerico all'intervallo  $[0,1]$  sostituendo 0 al valore minimo, 1 al massimo e gli altri di conseguenza.

# Valutazione degli algoritmi di classificazione

- **Accuratezza** nella predizione
- **Velocità**
  - Tempo per costruire il modello
  - Tempo per usarlo
- **Robustezza**
  - Abilità del modello di fare previsioni corrette anche in presenza di dati errati o mancanti
- **Scalabilità**
  - Caratteristica degli algoritmi che sono efficienti non solo per piccoli insiemi di dati ma anche per grossi database.
- **Interpretabilità**
  - Possibilità di assegnare un significato intuitivo al modello generato.

# Classificazione con alberi di decisione

# Classificazione con gli alberi di decisione

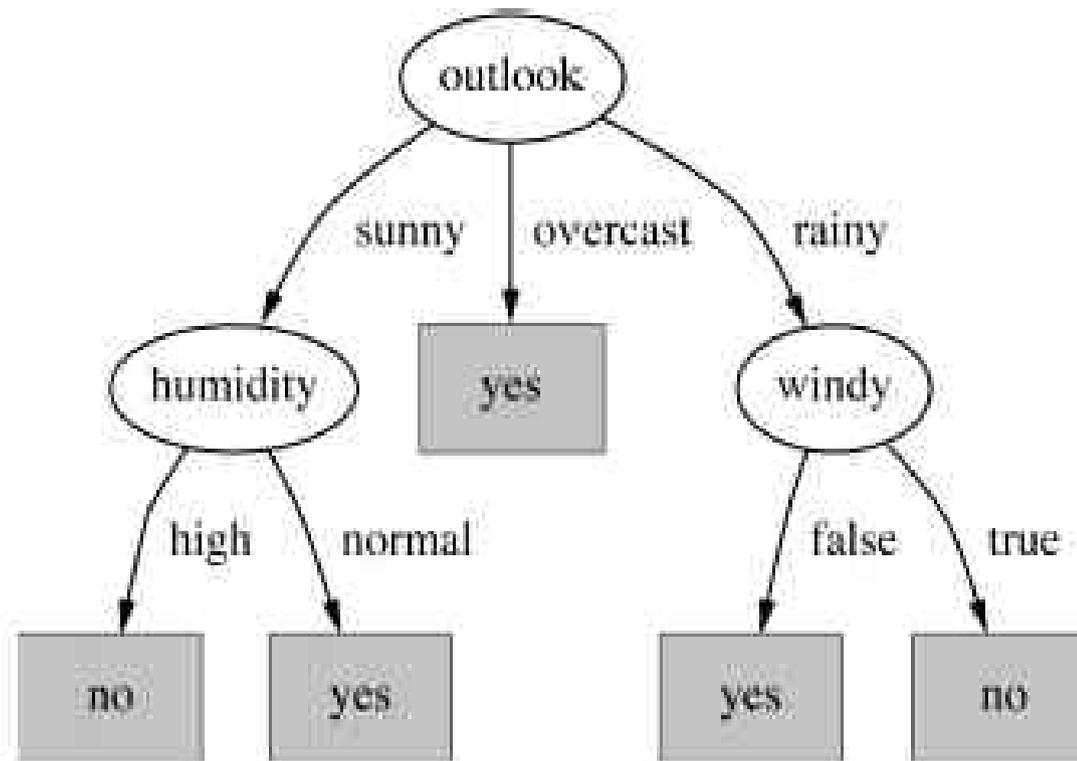
- **Albero di decisione**: un albero in cui
  - I nodi interni rappresentano test sugli attributi.
  - I rami rappresentano i risultati del test al nodo padre.
  - Le foglie rappresentano una **classe** o una **distribuzione di probabilità** per le classi.
- L'apprendimento è un processo a due fasi
  - Costruzione dell'albero
  - **Sfoltimento (pruning)** dell'albero
    - Identificare e rimuovere quei rami che rappresentano rumori nei dati o outliers.
- Uso dell'albero
  - Controllare i valori degli attributi della nuova istanza seguendo il percorso che parte dalla radice fino ad arrivare ad una foglia.

# Insieme di addestramento

## Il set di dati weather-nominal

<b>Outlook</b>	<b>Temp</b>	<b>Humidity</b>	<b>Windy</b>	<b>Play</b>
Sunny	Hot	High	No	No
Sunny	Hot	High	Yes	No
Overcast	Hot	High	No	Yes
Rainy	Mild	High	No	Yes
Rainy	Cool	Normal	No	Yes
Rainy	Cool	Normal	Yes	No
Overcast	Cool	Normal	Yes	Yes
Sunny	Mild	High	No	No
Sunny	Cool	Normal	No	Yes
Rainy	Mild	Normal	No	Yes
Sunny	Mild	Normal	Yes	Yes
Overcast	Mild	High	Yes	Yes
Overcast	Hot	Normal	No	Yes
Rainy	Mild	High	Yes	No

# Albero di decisione



# Algoritmo ID3 (1)

- E' uno degli algoritmi “storici” per l'induzione di alberi di decisione.
  - E' un algoritmo **greedy** (in ogni momento fa la “mossa” che massimizza la “bontà” dell'albero)
- L'albero è costruito in maniera **top-down** usando una politica nota come **divide et impera** (dividere un problema in sotto-problemi più piccoli)
  - si parte con un albero costituito dalla sola radice
    - alla radice sono assegnate tutte le istanze di addestramento
  - si sceglie un attributo (**come?**)
  - si creano tanti nodi (figli della radice) quanti sono i possibili valori dell'attributo scelto
    - le istanze di addestramento sono assegnate al figlio appropriato
  - si procede ricorsivamente usando come radici i nuovi nodi

# Algoritmo ID3 (2)

- Condizioni di arresto
  - tutte le istanze di un nodo appartengono alla stessa classe
    - il nodo diventa un foglia con la corrispondente classe assegnata
  - non ci sono più attributi sui quali dividere l'albero
    - il nodo diventa un foglia a cui viene assegnata la classe più comune tra le istanze ad esso assegnate
- Classi o distribuzioni di probabilità
  - in alternativa, invece che assegnare una classe ad un nodo, si può assegnare a distribuzione di probabilità dell'attributo classe, relativamente alle istanze ad esso assegnate.
    - Es: se all'ultimo nodo sono assegnate 3 istanze, con classi rispettivamente yes, yes e no, assegniamo al nodo la distribuzione di probabilità  $p$  tale che  $p(\text{yes})=2/3$  e  $p(\text{no})=1/3$ .

# Come scegliere l'attributo

- Lo schema generale visto si adatta alla maggior parte degli algoritmi di induzione di alberi di decisione.
  - cambia il metodo con cui si sceglie l'attributo.
  - l'obiettivo è comunque quello di ottenere un albero piccolo e preciso.
- Alcune possibilità:
  - **guadagno di informazione**: usato dall'algoritmo ID3
  - gain ratio
  - **indici di Gini**: usati da IBM Intelligent Miner

# Guadagno di Informazione

- Si considera l'insieme di istanze  $S$  associate al nodo da dividere, e si calcola l'entropia  $H(S)$ .
- Per ogni attributo  $A$  (categoriale) si calcola il **guadagno di informazione**  $I(A)=H(S)- H(S|A)$ 
  - come abbiamo già visto nel caso della selezione di attributi per la descrizione di concetti analitica.
- Si sceglie l'attributo che da un guadagno superiore.

# Esempio (1)

$$H(\text{Istanze}) = H(9/14, 5/14) = 0.940 \text{ bit}$$

$$H(\text{Istanze} \mid \text{Outlook}=\text{Sunny}) = H(2/5, 3/5) = 0.971 \text{ bit}$$

$$H(\text{Istanze} \mid \text{Outlook}=\text{Overcast}) = H(1, 0) = 0 \text{ bit}$$

$$H(\text{Istanze} \mid \text{Outlook}=\text{Rainy}) = H(3/5, 2/5) = 0.971 \text{ bit}$$

$$H(\text{Istanze} \mid \text{Outlook}) = 5/14 * 0.971 + 4/14 * 0 + 5/14 * 0.971 = 0.693$$

$$\text{Gain}(\text{Outlook}) = 0.247$$

$$\text{Gain}(\text{Temperature}) = 0.029$$

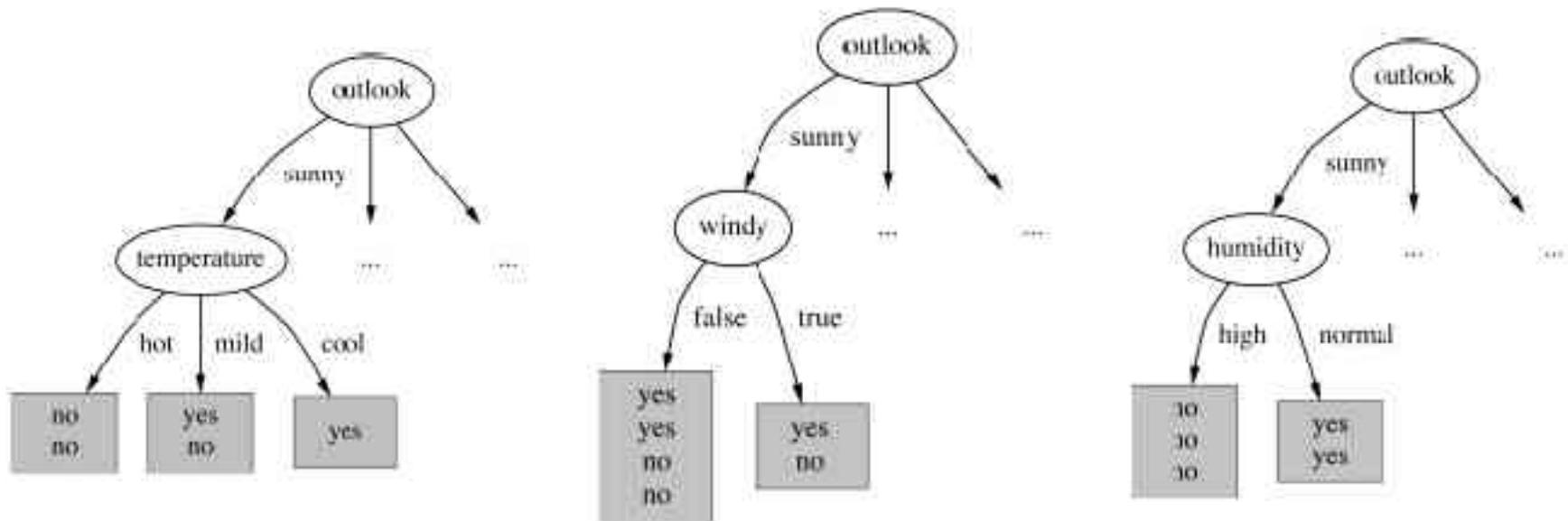
$$\text{Gain}(\text{Humidity}) = 0.152$$

$$\text{Gain}(\text{Windy}) = 0.048$$

Outlook	Temp	Humidity	Windy	Play
Sunny	Hot	High	No	No
Sunny	Hot	High	Yes	No
Overcast	Hot	High	No	Yes
Rainy	Mild	High	No	Yes
Rainy	Cool	Normal	No	Yes
Rainy	Cool	Normal	Yes	No
Overcast	Cool	Normal	Yes	Yes
Sunny	Mild	High	No	No
Sunny	Cool	Normal	No	Yes
Rainy	Mild	Normal	No	Yes
Sunny	Mild	Normal	Yes	Yes
Overcast	Mild	High	Yes	Yes
Overcast	Hot	Normal	No	Yes
Rainy	Mild	High	Yes	No

# Esempio (2)

- Dobbiamo decidere l'attributo su cui dividere per il ramo Outlook=Sunny



- $\text{Gain}(\text{Temperature})=0.571$
- $\text{Gain}(\text{Humidity})=0.971$
- $\text{Gain}(\text{Windy})=0.020$

# Attributi a molti valori (1)

- Il guadagno di informazione ha un difetto: predilige gli attributi con molti valori diversi
  - più sono i sotto-insiemi generati per un attributi, più la loro cardinalità è bassa;
  - è più probabile che insiemi più piccoli siano puri (bassa entropia) rispetto insiemi più grandi
  - caso limite: se  $A$  è una chiave primaria del mio insieme di dati, allora  $H(S|A)=0$  e il guadagno di inf. è massimo
- Rischio di overfitting

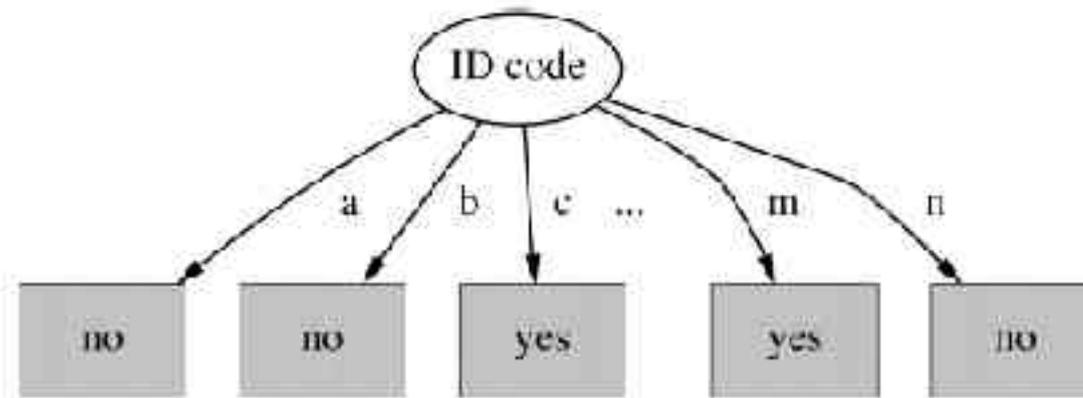
# Attributi a molti valori (2)

Il set di dati weather-nominal con ID code

ID code	Outlook	Temp	Humidity	Windy	Play
A	Sunny	Hot	High	No	No
B	Sunny	Hot	High	Yes	No
C	Overcast	Hot	High	No	Yes
D	Rainy	Mild	High	No	Yes
E	Rainy	Cool	Normal	No	Yes
F	Rainy	Cool	Normal	Yes	No
G	Overcast	Cool	Normal	Yes	Yes
H	Sunny	Mild	High	No	No
I	Sunny	Cool	Normal	No	Yes
J	Rainy	Mild	Normal	No	Yes
K	Sunny	Mild	Normal	Yes	Yes
L	Overcast	Mild	High	Yes	Yes
M	Overcast	Hot	Normal	No	Yes
N	Rainy	Mild	High	Yes	No

# Attributi a molti valori (3)

- Albero generato scegliendo ID code come attributo



- $H(S)=0.941$  bit
- $H(S|A)=1/14 H(0,1) + \dots + 1/14 H(1,0) + 1/14 H(0,1) = 0$  bit
- $\text{Gain}(A)=0.941$  bit è il valore massimo

# Gain ratio (1)

- Il **Gain Ratio** è una leggera modifica del guadagno di informazione che tiene conto del numero di valori degli attributi
  - in particolare, prende in considerazione la **informazione intrinseca** del partizionamento creato dall'attributo
- L'informazione intrinseca di un partizionamento di S negli insiemi  $S_1, \dots, S_n$  è l'entropia delle istanze, quando si considera come classe l'indice  $i=1..n$  dell'insieme di appartenenza.
  - esempio: informazione intrinseca di ID code  
 $\text{Intrinsic}(A) = H(1/14, 1/14, \dots, 1/14) = 3.807$  bit
- Il gain ratio di un attributo si definisce come

$$\text{GRatio}(A) = \frac{\text{Gain}(A)}{\text{Intrinsic}(A)}$$

# Gain ratio (2)

- Per il Gain Ratio si ottengono i seguenti risultati:
  - Outlook: 0.156      Temperature: 0.021
  - Humidity: 0.152      Windy: 0.049
  - ID code: 0.246
- Nonostante il nuovo metodo ID code è sempre superiore
  - occorre creare filtri ad hoc per rimuovere questi tipi di attributi
- Problemi con il Gain Ratio
  - può **sovra-compensare**, scegliendo un attributo solo perchè la sua informazione intrinseca è bassa
  - si può risolvere il problema scegliendo l'attributo con Gain Ratio maggiore tra tutti quelli che hanno guadagno di informazione superiore alla media.

# Sfoltire gli alberi

- L'albero generato può essere troppo specifico per l'insieme dei dati di addestramento (fenomeno detto **overfit**)
  - Ci sono troppi rami e alcuni riflettono soltanto il rumore dei dati di ingresso;
  - Il risultato è una scarsa accuratezza sulle istanze nuove.
- Sfoltire l'albero serve a rimuovere questi rami poco affidabili.
- Due approcci
  - Pre-pruning
  - Post-pruning

# Pre-pruning

- Consiste nell'interrompere la costruzione dell'albero prima di costruirlo.
  - Si individua una misura del livello di associazione tra un attributo e la classe, in un determinato nodo dell'albero.
  - Si divide un nodo solo se esiste un attributo che ha un livello di associazione che supera una soglia prefissata.
  - Esempio: ci si può fermare quando il guadagno di informazione dell'attributo scelto è comunque sotto una certa soglia.
- Il metodo di pre-pruning ha vari problemi:
  - Come scegliere il valore di soglia?
  - **Early stopping**

# Early stopping

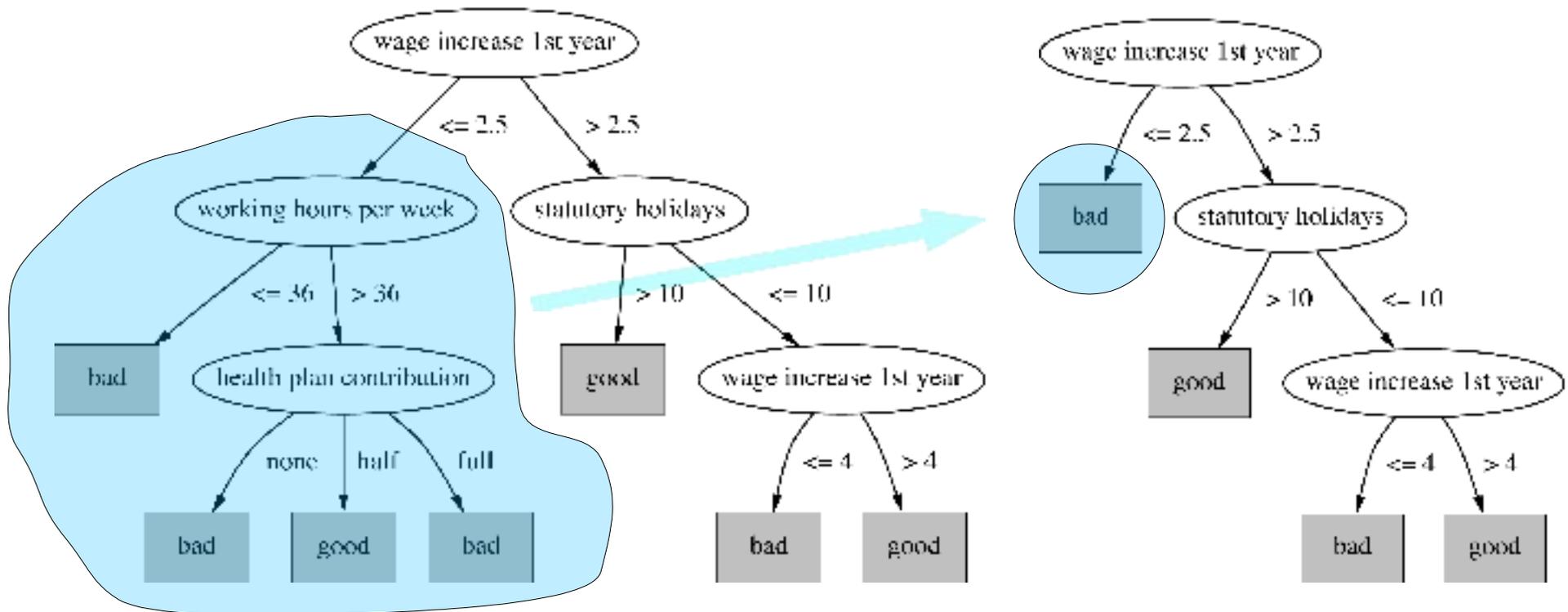
- Una interruzione prematura della costruzione dell'albero.
- Esempio classico, funzione XOR
  - Nessun attributo da solo è correlato in maniera significativa con il risultato dello XOR
  - Ma la coppia di input della funzione ha una correlazione fortissima.
  - Il prepruning rischierebbe di non accorgersi della situazione e non espandere l'albero radice.
- D'altronde, problemi di questo tipo sono rari.
- ... e gli algoritmi basati su pre-pruning sono più efficienti.

# Post-pruning

- **Post-pruning**: costruisce tutto l'albero e poi rimuove i rami peggiori
  - È il metodo più comune.
  - Utilizzato anche in C4.5, un algoritmo che ha avuto grossa influenza nel campo della ricerca e che è una evoluzione di ID3.
- I punti importanti sono:
  - Le operazioni da applicare sull'albero per sfoltirlo
    - Subtree-replacement
    - Subtree-raising
  - Il criterio per decidere dove sfoltire

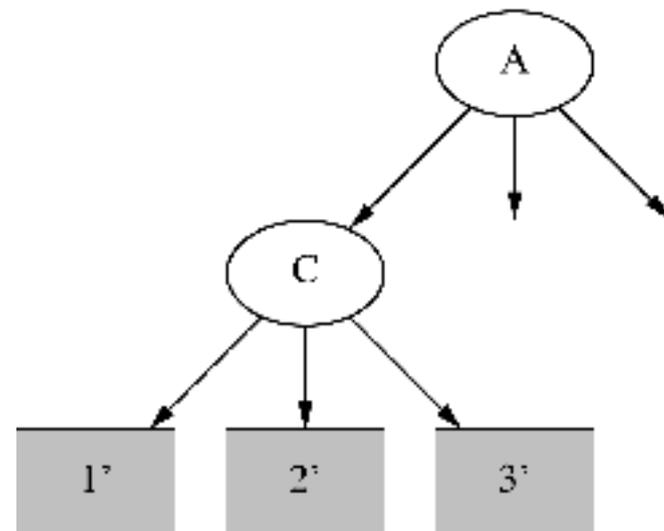
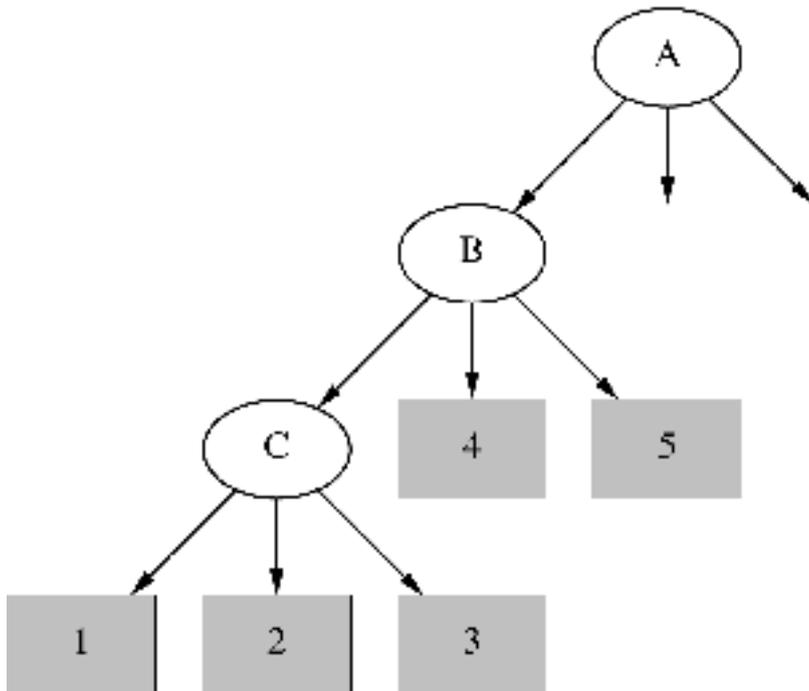
# Subtree-replacement

- **Subtree-replacement:** l'idea è rimpiazzare un sottoalbero con una foglia.
  - Peggiora le prestazioni dell'albero sull'insieme di addestramento, ma può migliorarle su un insieme di dati indipendente.



# Subtree-raising

- **Subtree-raising**: una operazione molto più costosa... e dalla utilità più discussa.
  - Nell'esempio, si elimina il nodo B e lo si sostituisce con C.
  - Le istanze nei sotto-albero 4 e 5 vanno riclassificate dentro C.
  - Di solito si applica quando C è il sotto-albero di B più numeroso.



# Quando effettuare il post-pruning?

- Si utilizza un insieme di dati indipendente sia dal dato di testing che dal quello di training. Si parla di **reduced-error pruning**.
- Si calcola il tasso di errore dell'albero prima e dopo l'operazione di pruning (calcolato sul nuovo insieme di dati).
- Si sceglie di effettuare il pruning se il tasso di errore diminuisce.
- In effetti l'algoritmo C4.5 utilizza lo stesso insieme di addestramento per stimare il tasso di errore. Fa ovviamente delle stime pessimistiche per controbilanciare il fatto di usare lo stesso insieme di dati adoperato per costruire l'albero.

# Trattamento di dati numerici (1)

- Estendiamo l'algoritmo ID3 per gestire dati numerici, limitandoci a test **binari** del tipo “ $A < v$ ”.
- Supponiamo di usare l'insieme di dati sul tempo atmosferico, nella versione con valori numerici. Dividendo le istanze in base alla temperatura, otteniamo

temp.:	64	65	68	69	70	71	72	75	80	81	83	85
classe:	yes	no	yes	yes	yes	no	yes	yes	no	yes	yes	no
							no	yes				

- Si dice che tra due valori consecutivi c'è uno **split-point**: è possibile separare l'insieme delle istanze in due sottoclassi, quelle con temperatura inferiore allo split-point e quelle con temperatura superiore.
- Tipicamente si posizionano gli split-point a metà tra due valori numerici consecutivi: 64.5, 66.6, 68.5, etc..

# Trattamento di dati numerici (2)

- Per ogni valore di split-point  $v$  si calcola il guadagno di informazione che si ottiene separando i dati con il test “temperatura  $< v$ ”.
  - Per “temperatura  $< 71.5$ ” abbiamo 6 istanze, 4 sì e 2 no
    - Dunque  $H(\text{play} \mid \text{temperatura} < 71.5) = H(4/6, 2/6)$
  - Per “temperatura  $\geq 71.5$ ” abbiamo 8 istanze, 5 sì e 3 no
    - Dunque  $H(\text{play} \mid \text{temperatura} \geq 71.5) = H(5/8, 3/8)$
  - Dunque l'entropia condizionata dallo split-point 71.5 è la media pesata delle entropie delle due classi:
    - $H(\text{play} \mid \text{split temperatura in } 71.5) = 6/14 * H(4/6, 2/6) + 8/14 * H(5/8, 3/8) = 0.939 \text{ bit}$
- Si calcola il guadagno di informazione per tutti gli split-point, e si sceglie il migliore, che diventa il guadagno di informazione dell'attributo temperatura.

# Trattamento di dati numerici (3)

- Per il resto si procede normalmente. Se l'attributo temperatura è il più conveniente si procede a costruire l'albero col test “temperatura <  $v$ ” dove  $v$  è lo split-point migliore.
- Una differenza con gli attributi nominali:
  - Non si incontrano mai due test sullo stesso attributo nominale in un singolo percorso da radice a foglia.
    - Non avrebbe senso perché il risultato del secondo test sarebbe sempre uguale al risultato del primo.
  - Si possono avere due test sullo stesso attributo numerico in un singolo percorso da radice a foglia, ma su split-point diversi.
    - Potrebbe rendere l'albero difficile da leggere.
  - Alternative:
    - Discretizzare l'attributo numerico prima di applicare l'algoritmo di classificazione
    - Test a più vie per valori numerici

# Valori mancanti

- Un possibile approccio è considerare un valore mancante come un valore proprio, diverso da tutti gli altri
  - Ha senso quando il fatto che un valore manchi ha un significato preciso.
- L'algoritmo C4.5 divide una istanza con dati mancanti in pezzi.
  - Nel momento in cui si deve applicare un test sull'attributo  $X$  all'istanza  $I$ :
    - Supponiamo il test su  $X$  ha come risultato  $\{v_1, \dots, v_n\}$ .
    - Supponiamo la percentuale di istanze in cui il test ha risultato  $v_i$  è  $p_i$ .
    - L'istanza  $I$  viene divisa “concettualmente” in tante istanze  $I_1, \dots, I_n$ .
    - Le istanze in  $I_i$  hanno peso  $p_i$  e danno risultato  $v_i$ .
  - Si procede normalmente tenendo conto che adesso ogni istanza ha un peso. I concetti di information gain o gain ratio rimangono invariati.

# Regole di classificazione

# Regole di classificazione

- Una regola di classificazione è una formula logica del tipo

IF <antecedente> THEN <conseguente>

- L'antecedente è una serie di test, come i nodi di un albero di classificazione.
  - ... ma può anche essere una formula logica, in qualche formulazione evoluta.
- Il conseguente dà la classe da assegnare alle istanze che soddisfano l'antecedente.
- Esempio:
  - If outlook=sunny and humidity=high then play=yes

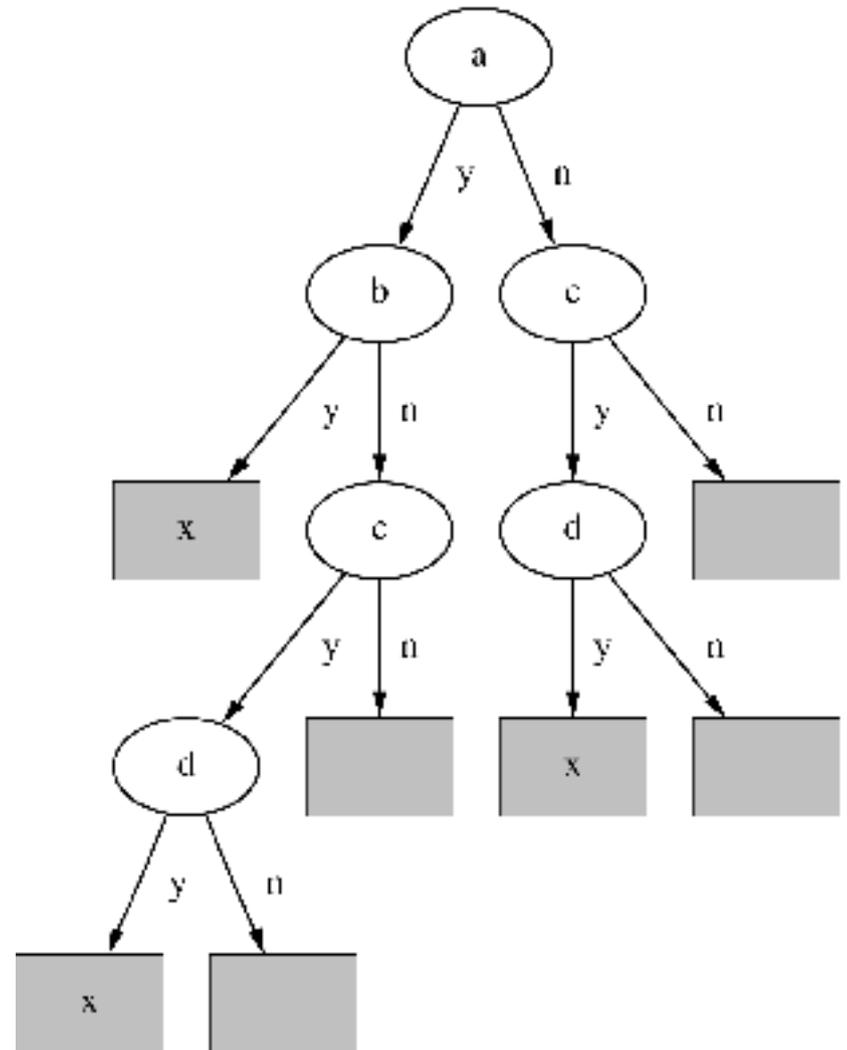
# Alberi e regole di classificazione (1)

- Un albero di classificazione si può trasformare facilmente in un insieme di regole di classificazione:
  - Una regola è creata per ogni percorso dalla radice alle foglie
  - Ogni nodo interno del percorso è un test dell'**antecedente**.
  - La classe specificata sulla foglia è il **conseguente**.
- L'albero di decisione visto prima diventa:

```
IF Outlook="Sunny" AND Humidity="High" THEN Play="no"  
IF Outlook="Sunny" AND Humidity="Normal" THEN Play="yes"  
IF Outlook="Overcast" THEN Play="yes"  
IF Outlook="Rain" AND Windy="true" THEN PLAY="no"  
IF Outlook="Rain" AND Windy="false" THEN PLAY="yes"
```
- Si può effettuare il pruning delle singole regole, eliminando le condizioni che non peggiorano (o magari che migliorano) l'accuratezza su un insieme di test distinto

# Alberi e regole di classificazione (2)

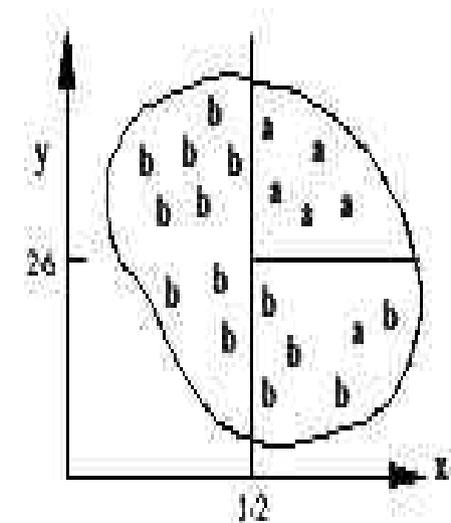
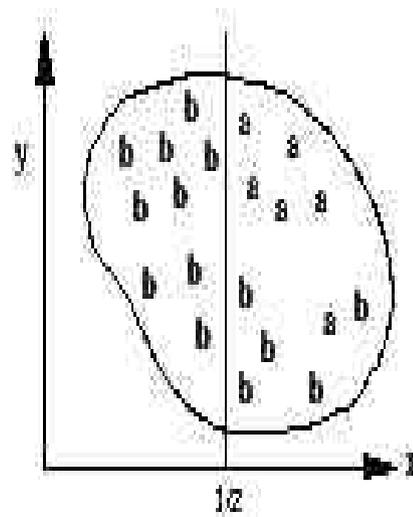
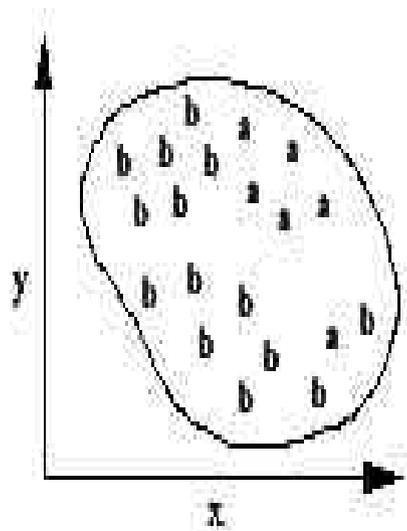
- Il procedimento inverso, da regole ad albero, non è così semplice, e può produrre alberi molto più di grossi del previsto.
  - In particolare, si ha il **problema dei sottoalberi replicati**
- Supponiamo di avere le seguenti regole
  - if a and b then x
  - if c and d then xsi ottiene l'albero a destra.



# Algoritmi di copertura

- Spesso, la generazione di regole di decisione da alberi di copertura genera regole eccessivamente complicate.
- Ci sono algoritmi che generano direttamente un insieme di regole
  - Per ogni classe, trova l'insieme di regole che copre tutte le istanze di quella classe.
    - Determina una prima regola che copre alcune istanze della classe
    - Trova un'altra regola che copre alcune delle rimanenti..
    - ...e così via.
- Si parla di **algoritmi di copertura** proprio perchè ad ogni passo coprono un sottoinsieme delle istanze della classe.

# Esempio: generazione di una regola



If true then class = a

If  $x > 1.2$  and  $y > 2.6$  then class = a

If  $x > 1.2$  then class = a

# Copertura e Accuratezza

- Sia  $R$  una regola e
  - $t$ : numero di istanze che soddisfano la premessa
  - $p$ : numero di istanze che soddisfano premessa e conclusione
- Si definiscono allora i concetti di
  - **Copertura**: corrisponde al valore  $t$
  - **Accuratezza**: corrisponde a  $p/t$ , ovvero la percentuale, tra le istanze che soddisfano la premessa, che soddisfano anche la conclusione
- Copertura e accuratezza corrispondono al supporto e alla confidenza per le regole associative.

# Un semplice algoritmo di copertura

- Si parte da una regola di base senza condizioni.
- Si migliora la regola aggiungendo dei test che ne massimizzano l'**accuratezza**.
- Problema simile a quello degli alberi di decisione: decidere su che attributi dividere.
  - Gli alberi di decisione massimizzano la purezza della divisione e tengono tutte le classi in considerazione. I test hanno più di un possibile risultato.
  - I metodi di copertura massimizzano l'accuratezza della regole e considerano una sola classe. I test sono sempre binari.
- Ogni nuovo test riduce la **copertura** della regola.
- Ci si ferma se l'accuratezza è 1 o non si può dividere

# Esempio: lenti a contatto (1)

Age	Spectacle prescription	Astigmatism	Tear production rate	Recommended lenses
Young	Myope	No	Reduced	None
Young	Myope	No	Normal	Soft
Young	Myope	Yes	Reduced	None
Young	Myope	Yes	Normal	Hard
Young	Hypermetrope	No	Reduced	None
Young	Hypermetrope	No	Normal	Soft
Young	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Young	Hypermetrope	Yes	Normal	hard
Pre-presbyopic	Myope	No	Reduced	None
Pre-presbyopic	Myope	No	Normal	Soft
Pre-presbyopic	Myope	Yes	Reduced	None
Pre-presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Pre-presbyopic	Hypermetrope	No	Reduced	None
Pre-presbyopic	Hypermetrope	No	Normal	Soft
Pre-presbyopic	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Pre-presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None
Presbyopic	Myope	No	Reduced	None
Presbyopic	Myope	No	Normal	None
Presbyopic	Myope	Yes	Reduced	None
Presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Presbyopic	Hypermetrope	No	Reduced	None
Presbyopic	Hypermetrope	No	Normal	Soft
Presbyopic	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None

# Esempio: lenti a contatto (2)

- Regola cercata: if ? Then recommendation = hard.
- Test possibili:
  - Age=Young 2/8
  - Age=Pre-presbyopic 1/8
  - Age=Presbyopic 1/8
  - Spectacle Prescription=Myope 3/12
  - Spectacle Prescription=Hypermetrope 1/12
  - Astigmatism=no 0/12
  - Astigmatism=yes 4/12
  - Tear Prod. Rate=reduced 0/12
  - Tear Prod. Rate=normal 4/12

# Esempio: lenti a contatto (3)

- Regola migliore aggiunta
  - If astigmatism=yes then recommendation=hard
- Istanza coperte dalla nuova regola

Age	Spectacle prescription	Astigmatism	Tear production rate	Recommended lenses
Young	Myope	Yes	Reduced	None
Young	Myope	Yes	Normal	Hard
Young	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Young	Hypermetrope	Yes	Normal	hard
Pre-presbyopic	Myope	Yes	Reduced	None
Pre-presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Pre-presbyopic	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Pre-presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None
Presbyopic	Myope	Yes	Reduced	None
Presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Presbyopic	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None

# Esempio: lenti a contatto (4)

- Stato corrente:
  - If astigmatism=yes and ? then recommendation=hard
- Test possibili:
  - Age=Young 2/4
  - Age=Pre-presbyopic 1/4
  - Age=Presbyopic 1/4
  - Spectacle Prescription=Myope 3/6
  - Spectacle Prescription=Hypermetrope 1/6
  - Tear Prod. Rate=reduced 0/6
  - Tear Prod. Rate=normal 4/6

# Esempio: lenti a contatto (5)

- Regola migliore aggiunta
  - If astigmatism=yes and tear prod. rate=normal then recommendation=hard
- Istanze coperte dalla nuova regola

Age	Spectacle prescription	Astigmatism	Tear production rate	Recommended lenses
Young	Myope	Yes	Normal	Hard
Young	Hypermetrope	Yes	Normal	hard
Pre-presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Pre-presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None
Presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None

# Esempio: lenti a contatto (6)

- Stato corrente
  - If astigmatism=yes and tear prod. rate=normal and ? then recommendation=hard
- Test possibili
  - Age=Young 2/2
  - Age=Pre-presbyopic 1/2
  - Age=Presbyopic 1/2
  - Spectacle Prescription=Myope 3/3
  - Spectacle Prescription=Hypermetrope 1/3
- Tra “Age=Young” e “Spectacle Prescription=Hypermetrope” scegliamo il secondo perchè ha copertura maggiore.

# Esempio: lenti a contatto (7)

- Regola finale:
  - If astigmatism=yes and tear prod. rate=normal and Spectacle Prescription=Myope then recommendation=hard
- Seconda regola per “hard lenses”
  - ottenuta dalle istanze non coperte dalla prima regola
  - If age=young and astigmatism=yes and tear prod. rate=normal then recommendation=hard.
- Queste regole coprono tutte le istanze delle lenti rigide.
  - Il processo è ripetuto per gli altri valori della classe.

# L'algorithmo PRISM

- Quello che abbiamo descritto è l'algorithmo PRISM.
  - Genera solo regole perfette, con accuratezza del 100%

Per ogni classe C

inizializza E con l'insieme di tutte le istanze

creare una regola R con una parte sinistra vuota che predice C

finché R è perfetta (o non ci sono più attributi da usare)

per ogni attributo A non menzionato in R, e ogni valore v

considera di aggiungere la regola  $A=v$  al lato sinistro di R

seleziona il valore v che massimizza l'accuratezza

(in caso di più valori massimali, considera quello che

massimizza anche il supporto)

aggiungi  $A=v$  alla regola R

rimuovi le istanze coperte da R in E

# Separate and Conquer

- Metodi come PRISM sono noti come algoritmi **separate and conquer**.
  - Viene identificata una regola
  - Le istanze coperte dalla regola vengono separate dal resto
  - Le istanze che rimangono vengono conquistate.
- La differenza con i metodi **divide and conquer** (come gli alberi di decisione)
  - I sottoinsiemi separati non devono più essere considerati.

# Classificatori Bayesiani

# Cosa sono i classificatori Bayesiani?

- Sono **metodi statistici** di classificazione.
- Hanno le seguenti caratteristiche:
  - Predicono la **probabilità** che una data istanza appartenga ad una certa classe.
  - Sono metodi **incrementali**: ogni istanza dell'insieme di addestramento modifica in maniera incrementale la probabilità che una ipotesi sia corretta.
    - La conoscenza già acquisita può essere combinata facilmente con le nuove osservazioni (basta aggiornare i conteggi).
    - Usati, ad esempio, in Mozilla o SpamAssassin per riconoscere lo spam dalle mail “buone”.

# Funzionamento dei classificatori Bayesiani

- Sia  $X$  una istanza da classificare, e  $C_1, \dots, C_n$  le possibili classi. I classificatori Bayesiani calcolano  $P(C_i | X)$  come

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) P(C_i)}{P(X)}.$$

- Si sceglie la classe  $C_i$  che massimizza  $P(C_i | X)$ .
  - $P(X)$  è uguale per tutte le classi per cui non occorre calcolarla;
  - $P(C_i)$  si può calcolare facilmente sull'insieme dei dati di addestramento
    - si contano la percentuale di istanze di classe  $C_i$  sul totale
  - come si calcola  $P(X | C_i)$  ?

# Classificatori naive

- Assunzione dei classificatori naive: **indipendenza degli attributi**.
- Se  $X$  è composta dagli attributi  $A_1=a_1 \dots A_m=a_m$ , otteniamo

$$P(X|C_i) = \prod_{j=1}^m P(A_j=a_j|C_i)$$

- Se  $A_j$  è **categorico**,  $P(A_j=a_j | C_i)$  viene stimato come la frequenza relativa delle istanze che hanno valore  $A_j=a_j$  tra tutte le istanze di  $C_i$
- Se  $A_j$  è **continuo**, si assume che  $P(A_j=a_j | C_i)$  segua una distribuzione Gaussiana, con media e varianza stimata a partire dalle istanze di classe  $C_i$ .

# Esempio (1)

Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Class
sunny	hot	high	false	N
sunny	hot	high	true	N
overcast	hot	high	false	P
rain	mild	high	false	P
rain	cool	normal	false	P
rain	cool	normal	true	N
overcast	cool	normal	true	P
sunny	mild	high	false	N
sunny	cool	normal	false	P
rain	mild	normal	false	P
sunny	mild	normal	true	P
overcast	mild	high	true	P
overcast	hot	normal	false	P
rain	mild	high	true	N

$P(p) = 9/14$
$P(n) = 5/14$

<b>outlook</b>	
$P(\text{sunny} p) = 2/9$	$P(\text{sunny} n) = 3/5$
$P(\text{overcast} p) = 4/9$	$P(\text{overcast} n) = 0$
$P(\text{rain} p) = 3/9$	$P(\text{rain} n) = 2/5$
<b>temperature</b>	
$P(\text{hot} p) = 2/9$	$P(\text{hot} n) = 2/5$
$P(\text{mild} p) = 4/9$	$P(\text{mild} n) = 2/5$
$P(\text{cool} p) = 3/9$	$P(\text{cool} n) = 1/5$
<b>humidity</b>	
$P(\text{high} p) = 3/9$	$P(\text{high} n) = 4/5$
$P(\text{normal} p) = 6/9$	$P(\text{normal} n) = 2/5$
<b>windy</b>	
$P(\text{true} p) = 3/9$	$P(\text{true} n) = 3/5$
$P(\text{false} p) = 6/9$	$P(\text{false} n) = 2/5$

## Esempio 2

- Arriva un nuovo campione  $X = \langle \text{rain, hot, high, false} \rangle$ 
  - $P(X|p) \cdot P(p) = P(\text{rain}|p) \cdot P(\text{hot}|p) \cdot P(\text{high}|p) \cdot P(\text{false}|p) \cdot P(p) = 3/9 \cdot 2/9 \cdot 3/9 \cdot 6/9 \cdot 9/14 = 0.010582$
  - $P(X|n) \cdot P(n) = P(\text{rain}|n) \cdot P(\text{hot}|n) \cdot P(\text{high}|n) \cdot P(\text{false}|n) \cdot P(n) = 2/5 \cdot 2/5 \cdot 4/5 \cdot 2/5 \cdot 5/14 = 0.018286$
- Il campione  $X$  è classificato nella classe  $n$  (don't play) in quanto la verosimiglianza per  $N$  è più elevata

# Il problema delle frequenze nulle

- Cosa succede se un certo valore di un attributo non si verifica mai per una data classe (ad esempio Humidity=high è sempre falso per la classe p)
  - allora  $P(\text{humidity}=\text{high} \mid p)=0$
  - quando arriva una nuova istanza  $X$  con humidity=high, sarà sempre  $P(p \mid X)=0$  indipendentemente da quanto siano probabili i valori per gli altri attributi.
- Per risolvere questo problema si usa sommare 1 ai conteggi per le coppie (attributo, valore).
  - in questo modo nessuna probabilità è mai nulla

# Valori mancanti

- Per le istanze di addestramento
  - nel contare la probabilità dell'evento  $\text{Attributo}=\text{valore}$ , non si considerano le istanze con Attributo mancante.
- Per le istanze da classificare
  - si calcola la verosimiglianza solo sulla base degli attributi noti
  - dato  $X=\langle?, \text{cool}, \text{high}, \text{true}\rangle$  si ha
    - ver. di “p” =  $3/9 * 3/9 * 3/9 * 9/14 = 0.0238$
    - ver. di “n” =  $1/5 * 4/5 * 3/5 * 5/14 = 0.0343$
    - $P(\text{“yes”}|X)=0.0238 / (0.0238+0.0343)=41\%$
    - $P(\text{“no” }|X)=59\%$

# Il caso continuo (1)

- Vediamo un esempio di utilizzo del classificatore naive Bayes con valori continui

	Outlook		Temperature		Humidity		Windy		Play				
	Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No			
Sunny	2	3	83	85	86	85	False	6	2	9	5		
Overcast	4	0	70	80	96	90	True	3	3				
Rainy	3	2	68	65	80	70							
			...	...	...	...							
Sunny	2/9	3/5	<i>mean</i>	73	74.6	<i>mean</i>	79.1	86.2	False	6/9	2/5	9/14	5/14
Overcast	4/9	0/5	<i>std dev</i>	6.2	7.9	<i>std dev</i>	10.2	9.7	True	3/9	3/5		
Rainy	3/9	2/5											

- Esempio:  $f(\text{temperature} = 66 | Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} 6.2} e^{-\frac{(66-73)^2}{2*6.2^2}}$

## Il caso continuo (2)

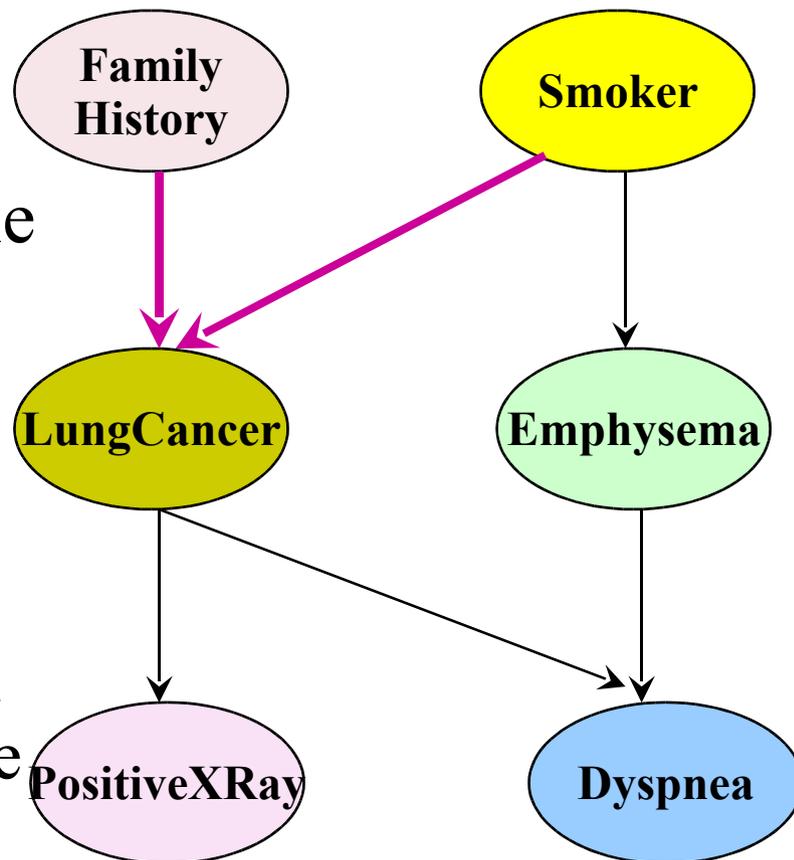
- Supponiamo di avere la nuova istanza  $X = \langle \text{sunny}, 66, 90, \text{true} \rangle$ 
  - Verosim. di yes =  $2/9 * 0.0340 * 0.0221 * 3/9 * 9/14 = 0.000036$
  - Verosim. di no =  $3/5 * 0.0291 * 0.0380 * 3/5 * 5/14 = 0.000136$
  - $P(\text{yes} | X) = 0.000036 / (0.000036 + 0.000136) = 20.9\%$
  - $P(\text{no} | X) = 79.1\%$
- Valori mancanti
  - nell'insieme di addestramento: i valori mancanti non vengono considerati per la stima di media e varianza.
  - nella nuova istanza: come per gli attributi categoriali, non si considera l'attributo mancante.

# Vantaggi e svantaggi

- L'assunzione di indipendenza
  - rende i calcoli possibili
  - consente di ottenere classificatori ottimali quando è soddisfatta...
  - ...ma è raramente soddisfatta in pratica
- Una possibile soluzione: **reti Bayesiane**.
  - Consentono di considerare le relazioni causali tra gli attributi.
- In realtà, si è visto che anche quando l'ipotesi di indipendenza non è soddisfatta, il classificatore naive Bayes fornisce spesso ottimi risultati.

# Reti Bayesiane (1)

- Uno dei componenti di una rete bayesiana è un **grafo diretto aciclico** nel quale ogni nodo è una var. casuale e ogni arco rappresenta una dipendenza probabilistica.
- Sia  $X$  un nodo e  $Y$  l'insieme dei suoi genitori:
  - $X$  è indipendente da tutte le variabili aleatorie che non discendono da  $X$  se sono noti i valori di  $Y$ .
  - Se sono noti i valori di FamilyHistory e Smoker, allora LungCancer è indipendente da Emphysema



# Reti Bayesiane (2)

- Un altro componente di una rete Bayesiana è la **tabella di probabilità condizionata**.

	(FH, S)	(FH, ~S)	(~FH, S)	(~FH, ~S)
LC	0.8	0.5	0.7	0.1
~LC	0.2	0.5	0.3	0.9

- Esprime i valori di  $P(\text{LungCancer} \mid \text{FamilyHistory}, \text{Smoker})$ .
- La probabilità totale di una tupla  $(z_1, \dots, z_n)$  corrispondente alle variabili casuali  $Z_1 \dots Z_n$  è

$$P(z_1, \dots, z_n) = \prod_{i=1}^n P(z_i \mid \text{Parents}(Z_i)).$$

# Reti Bayesiane (3)

- Alcune variabili casuali corrispondono ad attributi del nostro insieme dei dati.
  - Una di queste corrisponde all'attributo classe.
- Altre variabili casuali non corrispondono a nessun attributo. Si parla di “**variabili nascoste**”.
- Varie possibilità per l'addestramento di reti bayesiane:
  - La struttura della rete è nota e non ci sono variabili nascoste;
    - Addestramento simile a quello dei classificatori naive
  - La struttura della rete è nota e ci sono variabili nascoste;
    - Si usano metodi di “**discesa del gradiente**”, in maniera simile a quanto si fa per le reti neurali.
  - La struttura della rete non è nota.

**Metodi basati sulle istanze**

# Metodi basati sulle istanze

- Memorizzano le istanze che fanno parte dell'insieme di addestramento e rimandano tutte le elaborazioni al momento in cui una nuova istanza deve essere classificata.
  - Si parla di **lazy evaluation** (valutazione pigra) contrapposta alla **eager evaluation** degli altri metodi.
- Esempi tipici:  $k$ -nearest neighbor, case-based reasoning.
- **Vantaggi:**
  - Tipicamente dà luogo a metodi incrementali
  - Hanno accuratezza maggiore perchè lo “spazio delle ipotesi” è più grande
- **Svantaggi:**
  - Computazionalmente pesante

# *k*-nearest neighbor (1)

- Supponiamo le istanze siano formate da  $n$  attributi (escluso l'attributo classe)
  - Ogni istanza è un punto in uno spazio  $n$ -dimensionale.
  - Tra due istanze si definisce una **distanza** con la solita formula

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

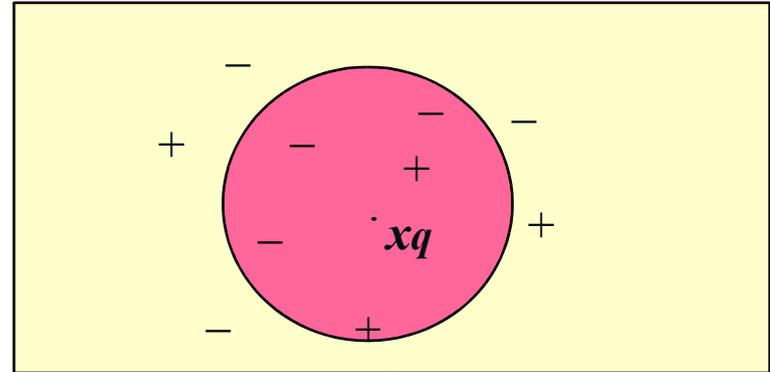
- nasce la necessità di normalizzare i dati in modo da dare a tutti gli attributi lo stesso peso
  - Se gli attributi sono discreti  $(x_i - y_i)$  si definisce come 0 se i due valori sono uguali, 1 altrimenti...
    - ma ci sono altre scelte possibili..

# $k$ -nearest neighbor (2)

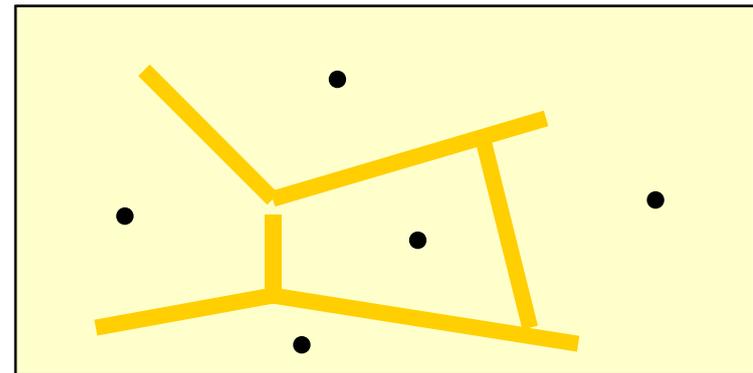
- Data una nuova istanza da classificare
  - si considerano le  $k$  istanze dell'insieme di addestramento più vicine
  - la classe predetta è quella più comune tra queste  $k$  istanze.
- **Vantaggi:**
  - Robustezza
  - Incrementalità
- **Svantaggi:**
  - Alto costo computazionale durante l'uso
    - Richiede tecniche di indicizzazione sofisticate per trovare i possibili “vicini” senza dover cercare tutte le istanze
  - Gli attributi irrilevanti vengono pesati come gli altri.. può causare instabilità.
    - Necessità di una fase iniziale che elimini quelli irrilevanti

# Esempio

- Il punto  $x_q$  nella figura a destra:
  - è classificato come + se  $k=1$
  - è classificato come – se  $k=2$



- Lo spazio delle ipotesi viene diviso in poligoni convessi
  - ogni poligono contiene istanze che vengono classificate allo stesso modo
  - a destra viene visualizzata la superficie di decisione indotta da un classificatore 1-NN (diagrammi di **Voronoi**)



# $k$ -nearest neighbor e predizione

- Il metodo  $k$ -nearest neighbor può essere utilizzato anche per problemi di **predizione** (classi con valori numerici).
  - Si calcola la **media** delle classi delle  $k$  istanze più vicine, invece della moda.
- In alternativa, per problemi di predizione si può utilizzare il metodo della **regressione locale pesata** (weighted local regression)
  - data una istanza  $x$ , si considerano i  $k$  punti più vicini a  $x$
  - si effettua una regressione (ad esempio una regressione lineare) sulla base di questi punti
  - si ottiene come risultato il valore della funzione di regressione sulla istanza  $x$ .

# Case-based reasoning

- Le istanze non sono rappresentate da punti nello spazio euclideo ma da complesse **descrizioni simboliche** (ad esempio da grafi).
  - Usato quando gli oggetti da classificare sono complessi, non trattabili come un semplice insieme di attributi:
    - Sentenze
    - Disegni tecnici
  - Le istanze sono trasformate in queste strutture complesse e immagazzinate.
  - Se si vuole classificare una nuova istanza, la si trasforma nella descrizione simbolica e si usano quelle più simili per determinare la classe.
    - La somiglianza non è data da una semplice distanza, ma da altre proprietà (ad esempio, avere sottografi comuni).

## Altri metodi di classificazione

# Reti neurali

- **Vantaggi**

- La predizione è generalmente molto accurata
- Metodo robusto: è poco sensibile a rumore nei dati

- **Svantaggi**

- Tempi di addestramento molto lunghi
- Difficile comprendere il significato del modello addestrato
  - che significato intuitivo dare a tutti i pesi?
  - recentemente sono stati proposti metodi per estrarre regole da reti neurali addestrate.
- Non è facile da integrare con conoscenze a priori.

# Regole associative

- Le **regole associative** possono essere utilizzate per la classificazione.
  - $\text{age}=\text{young} \ \& \ \text{student}=\text{no} \Rightarrow \text{buys\_computer}=\text{yes}$  [sup: 30%, conf: 80%]
  - se `buys_computer` è l'attributo classe, allora la regola di prima da un criterio per classificare una istanza!
- **Associative classification (Liu et al. 98)**
  - determina tutte le regole del tipo itemset  $\Rightarrow$  y dove y è una possibile classe
  - ordina le regole sulla base del supporto e della confidenza
  - le nuove istanze vengono classificate sulla base della prima regola che le soddisfa.

# Pattern emergenti (1)

- Un **pattern emergente** è un itemset il cui supporto cresce di molto quando ci si sposta da una classe all'altra.
  - Sia  $C_1$  la classe con “buys\_computer=no” e  $C_2$  la classe “buys\_computer=yes”
  - L'itemset {age=young, student=no} è un tipico pattern emergente:
    - Il supporto è 0.2% su  $C_1$  e 57.6% su  $C_2$
  - Il rapporto tra i due supporti è il **tasso di crescita**.
    - Determina il “potere discriminante” del pattern emergente.

# Pattern emergenti (2)

- Il metodo **CAEP** (classif. by aggregating emerging patterns):
  - durante l'addestramento
    - per ogni classe  $C$ , determina i pattern emergenti di  $C$  rispetto alle istanze non in  $C$
  - quando deve classificare una nuova istanza  $X$ 
    - per ogni classe  $C$  si determina un punteggio in base ai pattern emergenti per  $C$  che occorrono in  $X$
    - si sceglie la classe che ha punteggio più elevato

Predizione

# Predizione e regressione

- Il metodo più comune per affrontare problemi di predizione è il metodo della **regressione**, noto dalla statistica.
  - non è l'unico, ad esempio abbiamo visto il k-nearest neighbor.
- Molti problemi possono essere risolti col metodo della **regressione lineare**.
  - Oppure, con dei cambiamenti di variabile, si può trasformare un problema non lineare in uno lineare.
- Esistono molti software statistici dedicati alla risoluzione di problemi di regressione
  - SAS (<http://www.sas.com/>)
  - SPSS (<http://www.spss.com/>)
  - S-Plus (<http://www.mathsoft.com/>)

# Regressione lineare bivariata

- È il più semplice metodo di regressione.
- Date delle istanze con attributi numerici  $X$  e  $Y$ , si vuole determinare  $Y$  come funzione lineare di  $X$ , ovvero

$$Y = a + bX$$

- I coefficienti  $a$  e  $b$ , noti come **coefficienti di regressione**, possono determinati con il **metodo dei minimi quadrati**, ovvero minimizzando l'errore

$$\sum_i (a + bX_i - Y_i)^2$$

dove  $X_i$  e  $Y_i$  sono i valori di  $X$  e  $Y$  per l'istanza  $i$ -esima.

# Perchè i minimi quadrati ? (1)

- Assumiamo di aver
  - fissato un insieme  $x_i$  di valori per la variabile indipendente
  - $Y_i$  sia una variabile casuale ottenuta da  $x_i$  tramite una funzione  $f$ , sommando poi un termine di errore  $e_i$ 
    - ovvero:  $Y_i = f(x_i) + e_i$
  - $e_i$  è una variabile casuale gaussiana di media nulla e varianza  $\sigma^2$
  - le variabili  $e_i$  sono tra loro indipendenti
    - quindi lo stesso vale delle  $Y_i$
- Assumiamo di osservare, per la variabile casuale  $Y_i$ , il valore  $y_i$
- Vogliamo calcolare la stima di **massima verosimiglianza** per la funzione  $f$ .

# Perchè i minimi quadrati? (2)

- La stima di massima verosimiglianza è che quella che massimizza la probabilità di ottenere i valori  $y_i$
- poiché le  $Y_i$  sono indipendenti, abbiamo
  - $P(Y_1=y_1, \dots, Y_n=y_n) = \prod_{i=1..n} P(Y_i=y_i)$
  - $P(Y_i=y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_i - f(x_i))^2}$
- La stima di massima verosimiglianza è la funzione  $f$  che massimizza  $\prod_{i=1..n} P(Y_i=y_i)$ 
  - poiché la funzione logaritmo è monotona, essa è equivalente alla funzione che massimizza  $\sum_{i=1..n} \log P(Y_i=y_i)$

# Perché i minimi quadrati? (3)

- Si tratta allora di massimizzare

$$\sum_{i=1}^n \log \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} - \frac{1}{2\sigma^2} (y_i - f(x_i))^2$$

- Eliminando le costanti che non dipendono da  $f$  e cambiando segno, ciò è equivalente a minimizzare

$$\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$$

ovvero proprio la somma dei minimi quadrati

# Risoluzione dei minimi quadrati

- se  $f(x)=ax+b$ , la minimizzazione della verosimiglianza può essere risolta in modo analitico ottenendo le stime

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}) x_i}{\sum_{i=1}^n x_i (x_i - \bar{x})} \quad \beta = \bar{y} - \alpha \bar{x}$$

dove  $\bar{x}$  e  $\bar{y}$  sono i valori medi degli  $x_i$  e degli  $y_i$ .

# Altri tipi di regressione

- **Regressione lineare multipla**

- $Y = a + b_1 X_1 + b_2 X_2$

- **Regressione non-lineare**

- Ad esempio,  $Y = a + b_1 X + b_2 X^2 + b_3 X^3$

- È spesso possibile ricondurre il tutto a un problema di regressione lineare introducendo delle nuove variabili:

- Ad esempio poniamo  $X_1 = X$ ,  $X_2 = X^2$ ,  $X_3 = X^3$

- Il problema diventa  $Y = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_3 X_3$

# Regressione e Classificazione

- È possibile utilizzare metodi di regressione anche per attributi nominali
  - **addestramento**: si calcola una curva di regressione per ogni valore della classe, settando la var. dipendente a 1 per le istanze che appartengono alla classe, 0 altrimenti.
    - si chiama variabile caratteristica
  - utilizzo: quando abbiamo una nuova istanza, si calcolano le variabili caratteristiche dei valori delle varie classi, e si sceglie quella più alta.

# Accuratezza dei classificatori

# Tasso di errore vero

- Una volta ottenuto un classificatore, bisogna stimarne l'accuratezza.
  - ci serve una misura della prestazione del classificatore
  - per i problemi di classificazione, una misura naturale è il tasso di errore.
- Supponiamo che
  - $I$  sia l'insieme di tutte le istanze possibili
  - $Pr$  è una distribuzione di probabilità su  $I$
  - $c(I)$  è la classe “vera” di  $I$
  - $h(I)$  è la classe “predetta” di  $I$
- Si definisce allora il **tasso di errore vero** (**true error rate**) come
  - $Pr \{ i \in I \mid h(I) \neq c(I) \}$

# Tasso di errore su un campione

- Nella maggior parte dei casi  $I$  è infinito e il true error rate non è calcolabile
- Si calcola su un campione finito  $S$

# Stima del tasso di errore

- Il modo più semplice di stimare il tasso di errore vero è calcolare il tasso di errore sulle istanze di addestramento
  - si parla di **errore di sostituzione** (**resubstitution error**)
- La stima è troppo ottimistica!!
  - occorre utilizzare due insiemi distinti, uno per l'addestramento e l'altro per il test.
- E' importante che l'insieme di test non sia utilizzato in alcun modo nella fase di costruzione del modello
  - ad esempio, nella fase di reduced error pruning non va usato l'insieme di test, ma un terzo insieme di dati, indipendente sia da quello di addestramento che da quello di test
- Una volta compiuta la stima, si può rimettere l'insieme di test dentro quello di addestramento, e ricalcolare il modello.

# Metodo holdout

- **Holdout**: metodo con cui si divide l'insieme di dati una parte usata per l'addestramento e una per il testing.
  - tipicamente  $1/3$  è usato per il test e  $2/3$  per l'addestramento
- Problema: il campione potrebbe non essere rappresentativo
  - ad esempio, alcune classi poco numerose potrebbero mancare nell'insieme di addestramento
  - le versioni avanzate di holdout usano la tecnica della **stratificazione**.

# Cross validation

# Leave one out cross validation

- Vantaggi:
  - fa il massimo uso dei dati a disposizione
  - non ci sono campionamenti casuali
- Svantaggi:
  - computazionalmente oneroso (tranne che per il metodo k-NN)
  - la stratificazione non è possibile
- Caso estremo:
  - insieme completamente casuale con due classi nella stessa proporzione.
  - il migliore classificatore predice a caso, ottenendo una percentuale del 50%
  - l'accuratezza

# Boosting e Bagging

- Sono due metodi standard per **combinare** dei classificatori  $C_1, \dots, C_T$  per produrre un classificatore  $C^*$  più accurato.
- Analogia con i medici
  - Supponiamo di voler diagnosticare una malattia. Possiamo rivolgerci a vari medici invece che ad uno solo.
  - **Bagging**: prendo le risposte di tutti i medici e considero come diagnosi valida quella prodotta in maggioranza.
  - **Boosting**: peso la diagnosi di ogni medico in base agli errori fatti in precedenza.

# Bagging

- Sia  $S$  un insieme di  $s$  istanze.
- Per ogni  $t$  in  $\{1, \dots, T\}$  si ottiene l'insieme  $S_t$  ottenuto campionando  $s$  valori da  $S$  con rimpiazzo
- Ottengo un classificatore  $C_t$
- Per una nuova istanza, provo tutti i classificatori e scelgo la risposta che occorre con più frequenza.

# Boosting

- Sia  $S$  un insieme di  $s$  istanze.
- Ogni istanza ha un peso (inizialmente uguale per tutte)
- Dopo aver addestrato il classificatore  $C_t$ , aggiorni i pesi in modo da far contare di più le istanze classificate incorrettamente da  $C_t$ .
- Per una nuova istanza, uso tutti i classificatori e peso i risultati in base alla loro accuratezza.

# Conclusioni

# Conclusioni

- La classificazione è un problema **studiato diffusamente**
  - principalmente in statistica, apprendimento automatico, reti neurali.
- La classificazione è uno degli strumenti **più usati** del data mining.
- La **scalabilità** è un problema fondamentali nell'uso dei classificatori per grandi insiemi di dati.
  - Ci si aspettano buoni risultati dalla combinazione delle tecniche attuali con tecniche delle basi di dati.
- Direzioni di ricerca: classificazione per **dati non-relazionali**, come testo, dati spaziali, dati multimediali, etc..

# Riferimenti (1)

- C. Apte and S. Weiss. Data mining with decision trees and decision rules. *Future Generation Computer Systems*, 13, 1997.
- L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone. *Classification and Regression Trees*. Wadsworth International Group, 1984.
- P. K. Chan and S. J. Stolfo. Learning arbiter and combiner trees from partitioned data for scaling machine learning. In *Proc. 1st Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'95)*, pages 39-44, Montreal, Canada, August 1995.
- U. M. Fayyad. Branching on attribute values in decision tree generation. In *Proc. 1994 AAAI Conf.*, pages 601-606, AAAI Press, 1994.
- J. Gehrke, R. Ramakrishnan, and V. Ganti. Rainforest: A framework for fast decision tree construction of large datasets. In *Proc. 1998 Int. Conf. Very Large Data Bases*, pages 416-427, New York, NY, August 1998.
- M. Kamber, L. Winstone, W. Gong, S. Cheng, and J. Han. Generalization and decision tree induction: Efficient classification in data mining. In *Proc. 1997 Int. Workshop Research Issues on Data Engineering (RIDE'97)*, pages 111-120, Birmingham, England, April 1997.

# Riferimenti (2)

- J. Magidson. The Chaid approach to segmentation modeling: Chi-squared automatic interaction detection. In R. P. Bagozzi, editor, *Advanced Methods of Marketing Research*, pages 118-159. Blackwell Business, Cambridge Massachusetts, 1994.
- M. Mehta, R. Agrawal, and J. Rissanen. SLIQ : A fast scalable classifier for data mining. In *Proc. 1996 Int. Conf. Extending Database Technology (EDBT'96)*, Avignon, France, March 1996.
- S. K. Murthy, *Automatic Construction of Decision Trees from Data: A Multi-Disciplinary Survey*, *Data Mining and Knowledge Discovery* 2(4): 345-389, 1998
- J. R. Quinlan. Bagging, boosting, and c4.5. In *Proc. 13th Natl. Conf. on Artificial Intelligence (AAAI'96)*, 725-730, Portland, OR, Aug. 1996.
- R. Rastogi and K. Shim. Public: A decision tree classifier that integrates building and pruning. In *Proc. 1998 Int. Conf. Very Large Data Bases*, 404-415, New York, NY, August 1998.
- J. Shafer, R. Agrawal, and M. Mehta. SPRINT : A scalable parallel classifier for data mining. In *Proc. 1996 Int. Conf. Very Large Data Bases*, 544-555, Bombay, India, Sept. 1996.
- S. M. Weiss and C. A. Kulikowski. *Computer Systems that Learn: Classification and Prediction Methods from Statistics, Neural Nets, Machine Learning, and Expert Systems*. Morgan Kaufman, 1991.