Database and data mining group, Politecnico di Torino

Classificazione

Elena Baralis
Politecnico di Torino

Database and data mining group, Politecnico di Torino

Classificazione

- Sono dati
  - insieme di classi
  - oggetti etichettati con il nome della classe di appartenenza (training set)
- L'obiettivo della classificazione è trovare un profilo descrittivo per ogni classe, che permetta di assegnare oggetti di classe ignota alla classe appropriata

Database and data mining group, Politecnico di Torino

Definizione generale

- La classificazione è un processo in due passi
  - Costruzione del modello
    - a partire dal training set, si definisce un modello
    - la qualità del modello è validata mediante una porzione del training set non utilizzata per la costruzione del modello (test set)
  - Uso del modello
    - mediante il modello si assegna l'etichetta di classe a nuovi dati non etichettati
- Il modello può essere definito mediante
  - alberi di decisione
  - reti neurali
  - probabilità
  - regole di associazione
  - support vector machines (SVM)
  - …

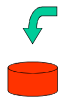
Database and data mining group, Politecnico di Torino

Esempio

Creazione del modello

Training set

Età	Tipo auto	Classe rischio
40	familiare	basso
65	sportiva	alto
20	utilitaria	alto
25	sportiva	alto
50	utilitaria	basso



Classificatore

IF Età > 26 and TipoAuto = 'sportiva
THEN Rischio = 'alto'
IF Età ≤ 26 THEN Rischio = 'alto'
IF Età > 26 and TipoAuto <> 'sportiva
THEN Rischio = 'basso'

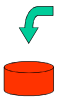
Database and data mining group, Politecnico di Torino

Esempio

Validazione del modello

Test set

Età	Tipo auto	Classe rischio
45	familiare	basso
50	berlina	basso
20	utilitaria	alto
25	familiare	basso
50	sportiva	alto



Classificatore

IF Età > 26 and TipoAuto = 'sportiva
THEN Rischio = 'alto'
IF Età ≤ 26 THEN Rischio = 'alto'
IF Età > 26 and TipoAuto <> 'sportiva
THEN Rischio = 'basso'

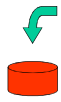
Database and data mining group, Politecnico di Torino

Esempio

Classificazione

Nuovo dato

Età	Tipo auto	Classe rischio
35	utilitaria	???



Classificatore

IF Età > 26 and TipoAuto = 'sportiva
THEN Rischio = 'alto'
IF Età ≤ 26 THEN Rischio = 'alto'
IF Età > 26 and TipoAuto <> 'sportiva
THEN Rischio = 'basso'

→ basso

Preparazione dei dati

- Pulizia dei dati
  - riduzione del rumore
  - gestione dei dati mancanti
- Trasformazione dei dati
  - normalizzazione dell'intervallo di variazione
    - necessaria per alcuni algoritmi (reti neurali, ...)
- Feature selection
  - eliminazione di
    - attributi irrilevanti (esempio: codice fiscale)
    - attributi ridondanti

Valutazione delle tecniche di classificazione

- Accuratezza
  - qualità della predizione
- Efficienza
  - tempo di costruzione del modello
  - tempo di classificazione
- Scalabilità
  - rispetto alla dimensione del training set
  - rispetto al numero di attributi
- Robustezza
  - gestione di rumore e dati mancanti
- Interpretabilità
  - comprensibilità del modello
  - compattezza del modello

Alberi di decisione

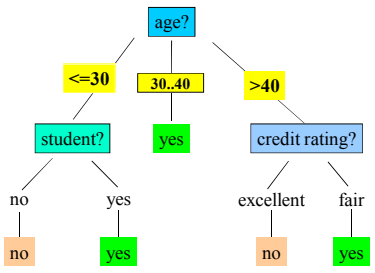
- Struttura ad albero in cui
  - i nodi interni denotano un test su un attributo
  - ogni ramo rappresenta un possibile risultato del test
- Punti di forza
  - modello interpretabile
  - buona accuratezza
  - buona efficienza
  - algoritmi recenti con buona scalabilità
- Punti deboli
  - può essere sensibile a dati mancanti

Alberi di decisione

age	income	student	credit_rating	buys_computer
<=30	high	no	fair	no
<=30	high	no	excellent	no
31…40	high	no	fair	yes
>40	medium	no	fair	yes
>40	low	yes	fair	yes
>40	low	yes	excellent	no
31…40	low	yes	excellent	yes
<=30	medium	no	fair	no
<=30	low	yes	fair	yes
>40	medium	yes	fair	yes
<=30	medium	yes	excellent	yes
31…40	medium	no	excellent	yes
31…40	high	yes	fair	yes
>40	medium	no	excellent	no

Tratto da Han, Kamber,"Data mining; Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann 2002

Alberi di decisione



Tratto da Han, Kamber,"Data mining; Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann 2002

Alberi di decisione

- Algoritmo base
  - costruzione dell'albero
    - all'inizio tutti i dati di training sono alla radice
    - ripetizione iterativa dei passi
      - selezione dell'attributo "migliore" di partizionamento
      - partizionamento del training set in base all'attributo

    fino a quando
      - il nodo contiene solo esempi della stessa classe
      - non ci sono più attributi per il partizionamento (classe di maggioranza)
      - non ci sono più dati di training
  - pruning dell'albero
    - riduzione del numero di rami
    - serve per evitare l'overfitting

Selezione dell'attributo di partizionamento (split)

- Information gain
  - adatto per attributi categorici
  - basato sul concetto di entropia
    - quantità d'informazione necessaria per classificare il training set prima e dopo aver applicato lo split sull'attributo considerato
- Gini index
  - adatto per attributi continui
  - valuta l'insieme di tutti i possibili punti di split per ogni attributo
    - necessarie tecniche per individuare i punti di split "migliori"

Regole di classificazione

- Ogni percorso nell'albero rappresenta una regola if... then
  - corpo dato dalla congiunzione dei predicati derivati dai nodi interni
  - testa data dall'etichetta di classe del nodo foglia
- Esempio

IF *age* = "<=30" AND *student* = "*no*" THEN *buys_computer* = "*no*"
IF *age* = "<=30" AND *student* = "*yes*" THEN *buys_computer* = "*yes*"
IF *age* = "31…40" THEN *buys_computer* = "*yes*"
IF *age* = ">40" AND *credit_rating* = "*excellent*" THEN *buys_computer* = "*yes*"
IF *age* = ">40" AND *credit_rating* = "*fair*" THEN *buys_computer* = "*no*"

Classificazione associativa

- Modello definito mediante regole di associazione
  - testa della regola è l'etichetta di classe
  - le regole sono selezionate mediante
    - soglie di supporto, confidenza, correlazione
    - database coverage: procedimento di copertura dei dati di training mediante le regole estratte, ordinate secondo opportuni criteri
- Punti di forza
  - modello interpretabile
  - accuratezza maggiore degli alberi di decisione
    - considera contemporaneamente la correlazione di più attributi
  - classificazione efficiente
  - insensibile a dati mancanti
  - buona scalabilità nella dimensione del training set
- Punti di debolezza
  - generazione delle regole può essere lenta
  - scarsa scalabilità nel numero degli attributi

Classificazione bayesiana

- Basata sul calcolo delle probabilità
- Punti di forza
  - modello di riferimento, se calcolato in modo completo
  - modello facilmente aggiornabile in modo incrementale
  - classificazione efficiente
  - modello con interpretabilità discreta
- Punti di debolezza
  - la generazione del modello di riferimento è computazionalmente intrattabile
    - ipotesi semplificativa: ipotesi naïve
  - ipotesi naïve riduce significativamente l'accuratezza

Classificazione bayesiana

- Applicazione del teorema di Bayes
  - P(C|X) = probabilità che X=<x_1,…,x_k> appartenga alla classe C
  - Assegnazione a X della classe per cui P(C|X) è massima
  - Teorema di Bayes
    P(C|X) = P(X|C)·P(C) / P(X)
    - P(X) costante per tutte le C
    - P(C) probabilità a priori di C
    - P(X|C) **non** può essere computata in modo esaustivo
- Ipotesi naïve
  - indipendenza statistica degli attributi x_1,…,x_k
  - non è sempre verificata
    - la qualità del modello può essere affetta
- Reti bayesiane
  - permettono di specificare un sottinsieme di dipendenze tra attributi

Classificazione bayesiana

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

Tratto da Han, Kamber,"Data mining; Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann 2002

Classificazione bayesiana

outlook	
P(sunny|p) = 2/9	P(sunny|n) = 3/5
P(overcast|p) = 4/9	P(overcast|n) = 0
P(rain|p) = 3/9	P(rain|n) = 2/5
temperature	
P(hot|p) = 2/9	P(hot|n) = 2/5
P(mild|p) = 4/9	P(mild|n) = 2/5
P(cool|p) = 3/9	P(cool|n) = 1/5
humidity	
P(high|p) = 3/9	P(high|n) = 4/5
P(normal|p) = 6/9	P(normal|n) = 2/5
windy	
P(true|p) = 3/9	P(true|n) = 3/5
P(false|p) = 6/9	P(false|n) = 2/5

P(p) = 9/14

P(n) = 5/14

Dato da classificare
X = <rain, hot, high, false>

P(X|p)·P(p) =
P(rain|p)·P(hot|p)·P(high|p)·P(false|p)·
P(p) = 3/9·2/9·3/9·6/9·9/14 = 0.010582

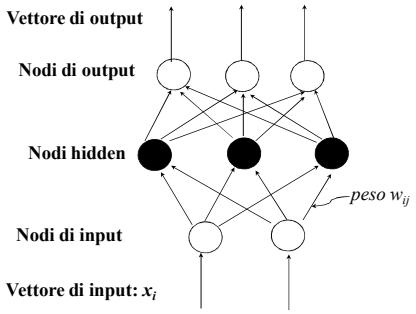
P(X|n)·P(n) =
P(rain|n)·P(hot|n)·P(high|n)·P(false|n)·
P(n) = 2/5·2/5·4/5·2/5·5/14 = 0.018286

Tratto da Han, Kamber,"Data mining; Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann 2002

Reti neurali

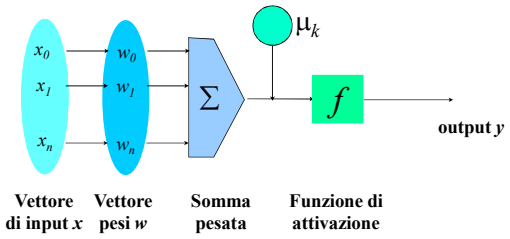
- Ispirate alla struttura del cervello umano
  - neuroni come unità di elaborazione
  - sinapsi come rete di collegamento
- Punti di forza
  - accuratezza elevata
  - robusto in presenza di outliers e rumore
  - efficienza di classificazione
  - output discreto o continuo
- Punti di debolezza
  - processo di apprendimento lento
  - modello non interpretabile
  - difficile introdurre conoscenza del dominio applicativo

Struttura della rete neurale



Tratto da Han, Kamber,"Data mining; Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann 2002

Struttura di un neurone



Tratto da Han, Kamber,"Data mining; Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann 2002

Costruzione della rete neurale

- Obiettivo
  - definire un insieme ottimale di pesi e offset
- Algoritmo di base
  - Assegnazione iniziale di valori casuali a pesi e offset
  - Elaborazione delle istanze del training set una per volta
    - Per ogni neurone, calcolo del risultato dell'applicazione di pesi, offset e funzione di attivazione per l'istanza
    - Propagazione in avanti fino al calcolo dell'output
    - Confronto con l'output atteso e calcolo dell'errore
    - Propagazione all'indietro dell'errore (backpropagation), ricalcolando pesi e offset
  - Il processo termina quando
    - % di accuratezza sopra soglia data
    - % di errore sotto soglia data
    - numero massimo di epoche raggiunto

Misure di qualità

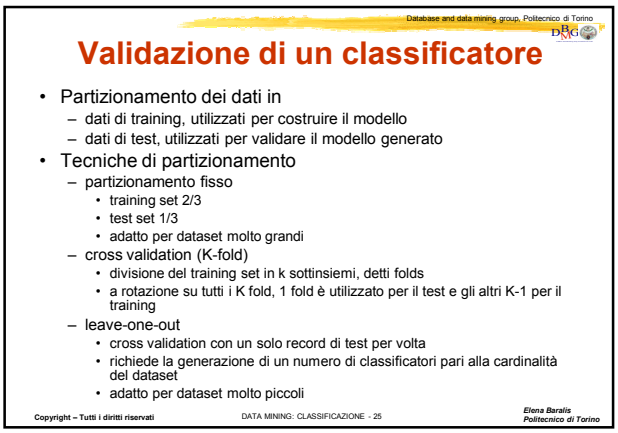
- Misura di qualità per il modello di classificazione

$$\text{Accuratezza} = \frac{\text{num. dati classificati correttamente}}{\text{num. dati classificati}}$$

  - non adatta per
    - distribuzioni sbilanciate delle etichette di classe
    - importanza diversa delle classi
- Misure di qualità per una singola classe C

$$\text{Richiamo} = \frac{\text{num. dati classificati correttamente in C}}{\text{num. dati appartenenti a C}}$$

$$\text{Precisione} = \frac{\text{num. dati classificati correttamente in C}}{\text{num. dati assegnati a C}}$$


Database and data mining group, Politecnico di Torino
Validazione di un classificatore
• Partizionamento dei dati in
– dati di training, utilizzati per costruire il modello
– dati di test, utilizzati per validare il modello generato
• Tecniche di partizionamento
– partizionamento fisso
• training set 2/3
• test set 1/3
• adatto per dataset molto grandi
– cross validation (K-fold)
• divisione del training set in k sottinsiemi, detti folds
• a rotazione su tutti i K fold, 1 fold è utilizzato per il test e gli altri K-1 per il training
– leave-one-out
• cross validation con un solo record di test per volta
• richiede la generazione di un numero di classificatori pari alla cardinalità del dataset
• adatto per dataset molto piccoli
Copyright – Tutti i diritti riservati
DATA MINING: CLASSIFICAZIONE - 25
Elena Baralis
Politecnico di Torino