LINKÖPING UNIVERSITY

732G12 Data Mining

Föreläsning 4

Johan Alenlöv
IDA, Linköping University, Sweden

Dagens föreläsning

- K-närmaste grannar
- Bayesianska klassificerare
- Ensamblemetoder
  - Bagging
  - Boosting
  - Random forest

K-närmaste grannar

Idé basera predikation på de K datapunkter som är närmast.

Ger en icke-parametrisk metod för klassificering och regression.

Problem: Vad är närmast?

Avståndsmått

Vi behöver något som talar om för oss hur nära två datapunkter är. Finns många alternativ som man kan välja, som ger olika resultat.

Euklidiskt avstånd

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{k=1}^{n} (x_k - y_k)^2}$$

Manhattan avstånd

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{k=1}^{n} |x_k - y_k|$$

K-närmaste grannar

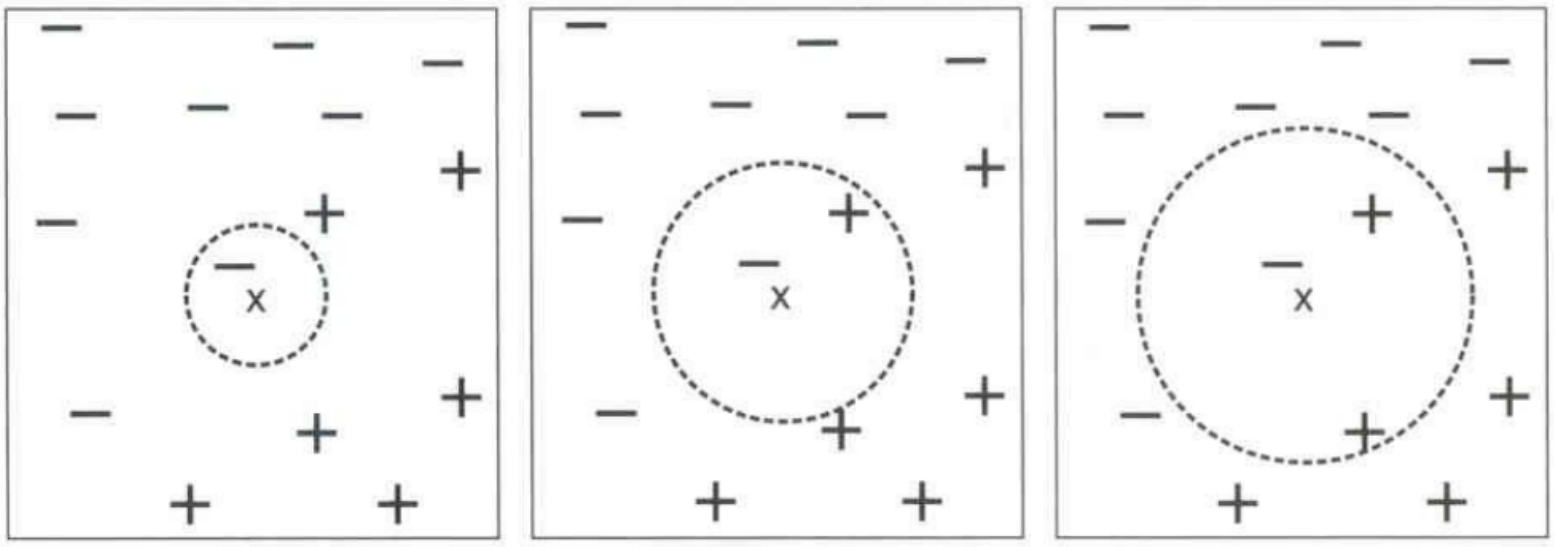
1. Låt k vara ditt valda antal grannar och D din träninigsdata.
2. För varje testdata $z = (\mathbf{x}', y') \in D$:
   - 2.1 Beräkna $d(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ (avstådet mellan z och all träningsdata)
   - 2.2 Välj $D_z \subseteq D$, de k närmaste träniningsdatan till z
   - 2.3 Låt $y' = \arg\max_v \sum_{(\mathbf{x}_i, y_i) \in D_z} \mathbf{I}_{v=y_i}$

2.3 är majoritetsvalet. Kan också vikta detta värde med avståndet:

2.3 $y' = \arg\max_v \sum_{(\mathbf{x}_i, y_i) \in D_z} w_i \mathbf{I}_{v=y_i}$.

För regression används medelvärde alternativt viktat medelvärde.

K-närmaste grannar



(a) 1-nearest neighbor (b) 2-nearest neighbor (c) 3-nearest neighbor

K-närmaste grannar

- Målet med modellen är att prediktera nya observationer.
- Påverkas stort av olika skalor.
- Långsam anpassning.
- Känslig mot brus.
- Val av K har stor betydelse!
  - Litet K ger överanpassning.
  - Stort K ger underanpassning.
  - Korsvalidering kan användas för att bestämma K.
- Producerar godtyckligt utformade beslutsgränser.
- Problem i högre dimensioner.

Bayesiansk klassificerare

Att direkt modellera en icke-deterministisk funktion kan vara mycket svårt.

Exempel:

- $(\text{diet}, \text{träning}) \to (\text{hjärtinfarkt})$ är svårt
- $(\text{diet}, \text{träning}) \to \mathbb{P}(\text{hjärtinfarkt})$ lättare

Använd Bayes sats för att hjälpa till i modelleringen

$$\mathbb{P}(Y \mid \mathbf{X}) = \frac{\mathbb{P}(\mathbf{X} \mid Y)}{\mathbb{P}(\mathbf{X})} \cdot \mathbb{P}(Y) \propto \mathbb{P}(\mathbf{X} \mid Y) \cdot \mathbb{P}(Y)$$

$$\text{posterior} = \frac{\text{likelihood}}{\text{evidence}} \cdot \text{prior} \propto \text{likelihood} \cdot \text{prior}$$

Kategoriska attribut

$\mathbb{P}(Y = y)$ är andelen datapunkter med klass y.
$\mathbb{P}(X_i = x_i \mid Y = y)$ andelen datapunkter med attribut x_i av datapunkterna med klass y.

	binary	categorical	continuous	class
Tid	Home Owner	Marital Status	Annual Income	Defaulted Borrower
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

Kontinuerliga attribut

För kontinuerliga attribut finns olika tillvägagångssätt.

- Diskretisera data i olika kategorier.
  - För få intervall gör att man missar information.
  - För många intervall kan ge intervall utan observationer.
- Anta en sannolikhetsfördelning för variabeln och skatta parametrarna från träniningsdatan.
  - Normalfördelningen är vanlig.
  - Conjugate prior.

Grundläggande princip

Träningfasen:

Skatta sannolikheten $\mathbb{P}(Y \mid \mathbf{X})$ för alla möjliga $\mathbf{X}$ och y.

Klassificeringsfas:

Givet $\mathbf{X}'$ skatta klass $Y' = \max_Y \mathbf{P}(Y \mid \mathbf{X}')$.

Naiv Bayes klassificerare

Modellantagande:

$$\mathbb{P}(\mathbf{X} \mid Y) = \prod_i \mathbb{P}(X_i \mid Y),$$

alla X_i är oberoende av varandra. Vi kan då faktorisera likelihooden över $\mathbf{X}$.

Använder vi detta får vi en sannolikhet

$$\mathbb{P}(Y \mid \mathbf{X}) = \prod_i \mathbb{P}(X_i \mid Y)\mathbb{Y},$$

det räcker med att skatta sannolikheten för varje X_i. Detta ger oss en enklare modell som går att skatta.

Egenskaper hos naiv Bayes

- Metoden är robust mot isolerade bruspunkter.
- Metoden är robust mot irrelevanta attribut.
- Lätt att skatta.
- Korrelerade attribut kan väsentligt försämra prestandan.
  - Behöver en mer komplex modell för att hantera.
  - Simultan sannolikhetsfördelning för likelihooden.

Ensamblemetoder