DataMining CheatSheet

Julian Schubert

12. Juli 2021

1 Gütemaße

1.1 Davies-Bouldin Index (DB)

Güte innerhalb des Clusters C_i	$S_i \sqrt[q]{\frac{1}{ C_i } \sum_{x \in C_i} \operatorname{dist}(x, \mu_i)^q}$
Güte Trennung C_i und C_j	$M_{i,j} = \operatorname{dist}(\mu_i, \mu_j)$
$R_{i,j}$ für $i \neq j$	$R_{i,j} = rac{S_i + S_j}{M_{i,j}}$
Davis-Bouldin Index	$DB = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} D_i \text{ mit } D_i = \max_{i \neq j} R_{i,j}$

2 Distanzfunktionen

2.1 Distanzfunktionen für Cluster

Single Link	$\operatorname{dist} - \operatorname{sl}(X, Y) = \min_{x \in X, y \in Y} \operatorname{dist}(x, y)$
Complete Link	$\operatorname{dist} - \operatorname{cl}(X, Y) = \max_{x \in X, y \in Y} \operatorname{dist}(x, y)$
Average Link	dist - al(X, Y) = $\frac{1}{ X \cdot Y } \cdot \sum_{x \in X, y \in Y} \text{dist}(x, y)$

3 OPTICS

Beschreibung in Worten:

- 1. Über alle Punkte iterieren
- 2. Wenn Punkte im Umkreis vom aktuellen Punkt liegen Distanzen updaten
- 3. Alle Nachbarn vom Punkt abarbeiten
- 4. Sortiert in die Liste einfügen

4 Assoziationsregeln

- Support: $supp_D(X) = \frac{|\{T \in D | X \subseteq T\}|}{|D|}$
- Frequency: $supp_X(D) \cdot |D|$
- Confidence: $conf_D(X \to Y) = \frac{supp_D(X \cup Y)}{supp_D(X)}$

5 Auswahl von Assoziationsregeln

5.1 Added Value

$$\frac{\sup(A \land B)}{\sup(A)} - \sup(B) = conf(A \to B) - \sup(B)$$

Um wie viel steigt die Wahrscheinlichkeit von B, wenn die Bedingung A Hinzugefügt wird?

5.2 Kriterien für Interessantheitsmaße

1. Conciseness:

Kürzere Regeln sind besser (weniger Items)

2. Generality:

Generelle Regeln sind besser (mehr Fälle abgedeckt)

3. Reliability:

Hohe confidence / accuracy ist besser

4. Diversity:

Regeln sollten untereinander unähnlich sein

5. Novelty:

Vorher unbekannt, nicht aus anderen Regeln ableitbar

6. Surprisingness / Unexpectedness:

Gute Regeln widersprechen Vorwissen / Erwartungen

7. Applicability:

Kann praktisch (in der Anwendung) umgesetzt werden

5.3 Monotonie

- Monotonie: If a set S violates C, its supersets might not violate C, while its subsets must violate C
- Anti-Monotonie: If a set S violates C, its supersets must violate C, while its subsets might not violate C

6 Hierarchische Assoziationsregeln

• **Definition** Hierarchische Assoziationsregel:

$$X \Rightarrow Y$$
, mit $X \subseteq I, Y \subseteq I, X \cap Y = \emptyset$

Kein Item in Y ist sVorfahre eines Items in X (bezüglich H)

• Support s einer hierarchischen Assoziationsregel $X\Rightarrow Y$ in D: Support der Menge $X\cup Y$

• Konfidenz c einer hierarchischen Assoziationsregel $X \Rightarrow Y$ in D: Prozentsatz der Transaktionen, die auch die Menge Y unterstützen, in der Teilmenge aller Transaktionen, welche die Menge X unterstützen

7 Gütemaße für Klassifikation

 $\mathbf{K} {:}$ Klassifikator, $\mathbf{T} \mathbf{R}$ Trainingsmenge, $\mathbf{T} \mathbf{E}$ Testmenge

- Klassifikationsgenauigkeit G_{TE} : Alles was aus dem Testset richig klassifiziert wurde
- Tatsächlicher Klassifikationsfehler F_{TE} : Alles was aus dem Testset falsch klassifiziert wurde
- Beobachteter Klassifikationsfehler F_{TR} : Alles was aus dem Trainingsset falsch klassifiziert wurde

Precision und Recall

 $\begin{array}{c} \textbf{Precision:} \ \frac{\text{True positive}}{\text{True Positive+false Positive}} \\ \textbf{Wenn die klasse vorhergesagt wird, wie sicher ist die Vorhersage} \end{array}$

 $\begin{array}{c} \textbf{Recall:} \ \frac{\textbf{True positive}}{\textbf{True Positive+False Negative}} \\ \textbf{Wie oft wird die Klasse } c \ wieder \ gefunden \end{array}$

9 Gütemaße für Splits

9.1Informationsgewinn

Entropie:

$$entropie(T) = -\sum_{i=1}^{k} p_i \log(p_i)$$

Informationsgewinn:

$$informationsgewinn(T, A) = entropie(T) - \sum_{i=1}^{m} \frac{|T_i|}{|T|} \cdot entropie(T_i)$$

9.2Gini-Index

$$gini(T) = 1 - \sum_{j=1}^{k} p_j^2$$

Kleiner Gini-Index ⇔ geringe Unreinheit Großer Gini-Index ⇔ hohe Unreinheit Gini-Index des Attributs A in Bezug auf T ist definiert als

$$gini_A(T) = \sum_{i=1}^m \frac{|T_i|}{|T|} \cdot gini(T_i)$$