# Maschinelles Lernen Symbolische Ansätze: Projekt Aufgaben 7-9



Aufgabe 7 - Ensemble-Lernen Benutzte Datensätze Regulärer J48, Bagging und AdaBoost Vergleich und Interpretation

Aufgabe 8 - Entdecken von Assoziationsregeln Apriori-Algorithmus Interessante Zusammenhänge

Aufgabe 9 - Pre-Processing
Benutzte Datensätze
Erzielte Genauigkeiten und Baumgrößen
Vergleich und Interpretation

## Aufgabe 7 - Ensemble-Lernen Benutzte Datensätze



- ▶ Balance Scale Weight & Distance Database
- Breast Cancer Data
- Database for Fitting Contact Lenses
- Sonar, Mines vs. Rocks
- Zoo database

### Aufgabe 7 - Ensemble-Lernen Regulärer J48, Bagging und AdaBoost



Datensatz	balance	breast	lenses	sonar	Z00
Regulärer J48	76.6%	75.5%	83.3%	71.2%	92.1%
Bagging J48	82.2%	73.4%	79.2%	74.5%	93.1%
AdaBoost J48	78.9%	69.6%	70.8%	77.9%	95.0%
Bagging RandomForest	82.4%	69.2%	70.8%	86.5%	93.1%
AdaBoost RandomForest	78.4%	66.4%	79.2%	82.2%	90.1%

# Aufgabe 7 - Ensemble-Lernen Vergleich und Interpretation



- ▶ Als Ensemble-Methode liefert Bagging insgesamt die besten Ergebnisse
- Dabei ist keine klare Struktur erkennbar, ob J48 oder RandomForest der bessere Lernalgorithmus für Bagging ist
- Bei AdaBoost lässt sich ebenfalls nicht definitiv festellen, ob J48 oder RandomForest besser geeignet wäre
- Auch wenn der reguläre J48 nicht überall schlechter ist, scheint insgesamt die Benutzung einer Ensemble-Methode sinnvoll zu sein, um bessere Genauigkeiten zu erzielen
- Alles in allem sieht es aber so aus, dass die erzielte Accuracy der einzelnen Algorithmen stark datenabhängig ist

# Aufgabe 8 - Entdecken von Assoziationsregeln Apriori-Algorithmus



- ► Zunächst numerische Attribute "fnlwgt" und "education-num" entfernen
- Algorithmus Optionen: "car=true" (nur Regeln für die Klassenvariable lernen)

ightarrow Mehrere Durchläufe des Apriori Regellerners jeweils mit unterschiedlichen Attributmengen und anschließende Analyse der Ergebnisse

# Aufgabe 8 - Entdecken von Assoziationsregeln Interessante Zusammenhänge



Wichtigste gefundene Regel basierend auf allen symbolischen Attributen:

marital-status=Never-married ==> class=<=50K conf:(0.95)</p>

Da alle Regeln auf die Condition "marital-status" basieren, wird diese entfernt:

- relationship=Not-in-family capitalgain=0 ==> class=<=50K conf:(0.92)</p>
- sex=Female capitalgain=0 capitalloss=0 ==> class=<=50K conf:(0.92)</p>
- workclass=Private capitalloss=0 ==> class=<=50K conf:(0.91)</p>

Als nächstes "capitalgain" und "capitalloss" aufgrund von stark ungleicher Verteilung entfernen:

- relationship=Own-child ==> class=<=50K conf:(0.99)</p>
- age=0 ==> class=<=50K conf:(0.98)</p>
- native-country=United-States ==> class=<=50K conf:(0.98)</p>

## Aufgabe 8 - Entdecken von Assoziationsregeln Interessante Zusammenhänge



Aufgrund von schlechter Verteilung Attribut "native-country" entfernen:

- ► relationship=Own-child race=White ==> class=<=50K conf:(0.98)
- age=0 race=White ==> class=<=50K conf:(0.98)</p>
- age=0 sex=Male ==> class=<=50K conf:(0.98)</p>

Zum Schluss noch "age" und "relationship" entfernen, da die letzten Regeln alle darauf basieren:

- workclass=Private sex=Female ==> class=<=50K conf:(0.91)</p>
- hoursperweek=1 ==> class=<=50K conf:(0.9)</p>
- ightarrow Es lassen sich durchaus "intuitive" bzw. erwartete Zusammenhänge zwischen Geringverdiener und bestimmten gesellschaftlichen Schichten wie Frauen, Junge, Eltern oder Privatangestellte feststellen, die z.T. auch so in der realen Welt exisitieren können.

## Aufgabe 9 - Pre-Processing Benutzte Datensätze



- ▶ 1985 Auto Imports Database
- Iris Plants Database
- ► Sonar, Mines vs. Rocks

## Aufgabe 9 - Pre-Processing Erzielte Genauigkeiten und Baumgrößen



Datensatz	J48 Ursprünglich	J48 Diskretisiert	Filtered Classifier
autos	Acc. 82%, Size 69	Acc. 84%, Size 103	Acc. 73%, Size 103
iris	Acc. 96%, Size 9	Acc. 94%, Size 4	Acc. 93%, Size 4
sonar	Acc. 71%, Size 35	Acc. 80%, Size 31	Acc. 75%, Size 31

# Aufgabe 9 - Pre-Processing Vergleich und Interpretation



#### Genauigkeit

- ▶ J48 auf diskretisierten Daten ist im Schnitt besser als J48 auf den ursprünglichen Daten. Eine mögliche Erklärung wäre, dass die Daten nach dem Pre-Processing bereits einfacher und gruppiert sind, und dadurch leichter ein besseres generalisiertes Modell gelernt werden kann.
- Dagegen hat FilteredClassifier fast immer eine schlechtere Accuracy. Dies könnte daran liegen, dass die Kombination von Pre-Processing und Lern-Algorithmus zu einem einzigen Klassifizierer dazu führt, dass in einem gemeinsamen Schritt sowohl diskretisiert als auch klassifiziert werden muss und dabei die beiden Aufgaben nur mit gewissen Abstrichen zusammen kombiniert werden können.

#### Baumgröße

- J48 auf diskretisierten Daten und der FilteredClassifier liefern jeweils immer einen gleich großen Baum.
- Ansonsten ist kein eindeutiges Ergebnis im Bezug zu J48 auf den ursprünglichen Daten erkennbar (resultierender Baum mal größer und mal kleiner).

#### **Abschlussüberblick**



Aufgabe 7 - Ensemble-Lernen
Benutzte Datensätze
Regulärer J48, Bagging und AdaBoost
Vergleich und Interpretation

Aufgabe 8 - Entdecken von Assoziationsregeln Apriori-Algorithmus Interessante Zusammenhänge

Aufgabe 9 - Pre-Processing
Benutzte Datensätze
Erzielte Genauigkeiten und Baumgrößen
Vergleich und Interpretation

### FRAGEN?

### Gruppenmitglieder



Matthias Krebs, 1620340

Thomas Pignede, 1626386

Svenja Stark, 1658147