

## Friedrich-Schiller-Universität Jena

Fakultät für Mathematik und Informatik INSTITUT FÜR INFORMATIK

Prof. E.G. Schukat-Talamazzini

## Werkzeuge Mustererkennung & Maschinelles Lernen Aufgabenblatt 10

(Ausgabe am Fr 22.6.2018 — Abgabe bis So 1.7.2018)

Aufgabe 1
Wir testen einen Normalverteilungsklassifikator (NVK; ME-Skript VII.2) und verwenden

Wir testen einen Normalverteilungsklassifikator (NVK; ME-Skript VII.2) und verwenden dazu die 'R'-Implementierungen qda() und lda() aus dem Paket MASS ('R'-Standarddistribution).

- (a) Schreiben Sie einen Konstruktor GDC(x), der einen NVK aus dem Datensatz x lernt (qda()-Aufruf!) und ein geeignetes 'R'-Objekt mit Klassenkennung GDC zurückliefert.
- (b) Schreiben Sie die zugehörige Abrufmethode predict.GDC(o,newdata), welche den (unetikettierten) Datensatz newdata mit Hilfe des NVK im GDC-Objekt o klassifiziert und einen entsprechenden Faktor zurückgibt.
- (c) Reanimieren Sie die heldout()-Funktion (Aufgabe 7.2c), laden Sie den Datensatz satimage und berechnen Sie für alle neun Kombinationen aus Testprobe, Lernprobe und deren Vereinigung die Fehlerrate. Implementieren Sie dazu heldout.KxK(data,...,plot=TRUE), eine Funktion, die zur Datensatzliste data die resultierende Fehlerratentabelle (k² Einträge für Listenlänge k; Restparameter ... werden an heldout delegiert) abliefert.
- (d) Erweitern Sie nun Ihre GDC()-Implementierung um das Argument linear. Bei Aufruf mit linear=TRUE soll ein NVK mit linearen statt quadratischen Diskriminanten gelernt werden das tut die MASS-Methode lda() für uns.
- (e) Jetzt implementieren Sie die Funktion bootstrap(x,k,...), welche k zufällige Bootstrapfehlerraten (ME-Skript XI.4) zum Datensatz x berechnet und als Vektor abliefert. Je Rate werden zum Lernen nrow(x) zufällig mit Zurücklegen aus x gezogene (siehe ?sample) Musterzeilen verwendet. Zum Test werden alle x-Zeilen genutzt, die nicht beim Lernen dabei waren. Die Restargumente ... gehen wieder an heldout.
- (f) Abschließend laden Sie die vier Datensätze heart, satimage, vehicle, diabetes und erzeugen je eine Grafikseite mit drei Fehlerplots: je einen barplot (Teil (c)) für die neun Fehler des quadratischen und des linearen NVK sowie einen vierteiligen boxplot mit den Bootstrapresultaten (je k = 32 Ziehungen) für die lineare (alle drei Proben) und die quadratische (nur die ALLE-Probe) Variante des NVK.

TEST LERN ALLE ALLE Wir schreiben 'R'-Funktionen zur Klassifikation mit einem **Mehrschichtenperzeptron** (MLP; ME-Skript VIII.5).

- (a) Laden Sie per Kommando library(nnet) das 'R'-Paket zum Lernen und Testen von MLPs mit einer verborgenen Schicht künstlicher Neuronen. Studieren Sie die Beschreibungstexte zur Lernmethode nnet und zur Vorhersagemethode predict.nnet. Beachten Sie die Aufrufbeispiele, die Hinweise zur Gestaltung von formula-Objekten und die Informationen zur Verwendung des MLP zu Klassifikationszwecken (Zielvariable=factor).
- (b) Schreiben Sie eine Methode SHLP(x,hidden,norm=FALSE) zum Lernen eines MLP mit H=hidden verborgenen Neuronen aus den etikettierten Daten x. Nutzen Sie dazu die nnet-Methode unter Beibehaltung aller Defaulteinstellungen.
- (c) Schreiben Sie eine Methode predict.SHLP(o,newdata) zur Vorhersage der Klassennamen (factor!) für die nicht etikettierten Daten newdata. Der 'R'-Code passt quasi in eine Zeile!
- (d) Wiederbeleben Sie Ihre Funktion heldout() (Aufgabe 7/2c) und tätigen Sie nun einige Testaufrufe. Die erbrachten Resultate wären leider nicht reproduzierbar, weil die Startgewichte vom Lernverfahren nnet in Werkseinstellung mit Zufallszahlen vorbesetzt werden. Korrigieren Sie diesen Missstand, indem Sie nnet mittels Aufrufargument Wts = sin(10\*1:m) von den Vorteilen deterministisch vorgegebener Startwerte überzeugen. Damit das auch reibungslos funktioniert, müssen Sie allerdings die Anzahl m zu lernender MLP-Gewichte kennen . . .
- (e) Entwickeln Sie daher eine Formel  $m = \rho(D, H, K)$  zur Berechnung der Gewichteanzahl m aus der Merkmaldimension D, der Anzahl H verborgener Neuronen und der Anzahl K der Musterklassen. (Vergessen Sie nicht die konstanten Schwellwertneuronen und die außerplanmäßige Modellierung von Zweiklassenproblemen!)
- (f) Sobald die reproduzierbare Version funktioniert, berechnen Sie bitte die Test- und die Reklassifikationsfehlerraten für die Datensätze australia, diabetes, segment und vehicle für MLPs mit  $H \in \{1, 3, 6, 10, 15, 21, 28\}$  verborgenen Neuronen.
- (g) Künstliche Neuronale Netze sind dafür berüchtigt, dass sie sensibel auf die Skalierung ihrer Eingabedaten reagieren. Nutzen Sie den Schalter norm, um eine Verfahrensvariante zu realisieren, die Lern- und Testdaten durch eine **gemeinsame** Lineartransformation standardisiert. Nutzen Sie die 'R'-Methode scale(), um die Lerndatenmerkmale auf  $\mu = 0$ ,  $\sigma = 1/3$  zu normieren.
- (h) Wiederholen und tabellieren Sie nun die obige Testreihe. Erzeugen Sie aus Ihren Resultaten je Datensatz eine Grafik mit den vier Fehlerkurven (Lernfehler/Testfehler × rohe/normierte Daten).

Abzugeben sind bitte der 'R'-Programmcode SHLP.R sowie die Gewichtanzahlformel (e) und die 2 Tabellen aus (f,h) als schriftliche Lösungskomponenten.

Unter Merkmalauswahl versteht man die Bestimmung einer geeigneten Merkmalteilmenge, die möglichst viel Klasseninformation und möglichst wenig Datenredundanz enthält. Für diese "Freistil"-Aufgabe sollen Sie unter den vielen möglichen Merkmalkombinationen (D Merkmale besitzen  $2^D$  Untermengen) eine mit möglichst niedriger Fehlerrate finden.

- (a) Laden Sie den bioinformatischen Lerndatensatz aus data1.rda. Er besteht aus 2000 Mustern mit je 180 binären Merkmalen und der Klassenetikettierung (3 Klassen).
- (b) Gesucht ist eine Teilmenge  $S \subset \{x_1, \ldots, x_{180}\}$ , bei deren Verwendung ein Nächster-Nachbar-Klassifikator (class::knn, Einstellung k=1) mit den geladenen Lerndaten data1 eine möglichst geringe Fehlerrate auf den zukünftigen Testdaten data2 (die liegen beim Dozenten im Tresor) erzielt.
- (c) Lassen Sie Ihrer Kreativität freien Lauf und schreiben Sie ein Programm zur Berechnung einer guten Merkmalteilmenge S. Alle Hilfsmittel sind erlaubt! Typische gute Lösungen bestehen aus acht bis sechzehn Merkmalen.
- (d) Die Namen der S-Merkmale schreiben Sie in einen character-Vektor. Sie dürfen bis zu maximal drei Lösungskandidaten als Liste von character-Objekten einsenden.

Abzugeben ist der 'R'-Code subset.R ihrer Implementierung, eine Datei subset.rda mit der gesaveten Namensvektorliste und ein kurzer Kommentar (Text) zu Ihrer Vorgehensweise.

## Hinweise zum Übungsablauf

- ⇒ Die wöchentliche WMM-Vorlesung findet am Mittwoch um 12:15 Uhr statt. Das Aufgabenblatt gibt es immer am Freitag (PDF im Netz). Der späteste Abgabetermin ist Sonntag 23:59 Uhr.
- ➡ Die Übungsaufgaben dürfen natürlich (und sollten sogar) in Gruppenarbeit (2 Mitglieder) gelöst werden.
- ⇒ Schriftliche Lösungen ("Textantworten") sind als PDF beizufügen oder direkt im e-Mail-Textkörper unterzubringen.
- ⇒ Alle anderen Lösungen (Programmieraufgaben, Daten und Grafiken) sind als elektronischer Anhang der Lösungs-e-Mail abzuliefern.
- ▶ Programmcode (Dateien \*.R) muss auch wirklich in 'R' ausführbar sein. (Kommando Rscript «name.R» auf einem der Rechner des FRZ-Pools)
- ⇒ Ganz wichtig:
  Schriftliche Antworten werden von mir gedruckt, gelesen, kommentiert und korrigiert.
  Deshalb diese Textteile bitte niemals im abgegebenen Programmcode verstecken!
- ⇒ Je Gruppe und je Aufgabenblatt ist **genau eine** e-Mail zu senden:
  - Vermerk » WMM/n« und Gruppenname im subject-Feld  $(n \in \mathbb{N})$  ist die laufende Nummer des Übungsblattes)
  - die Namen der beteiligten Gruppenmitglieder im Textrumpf
  - Tabellen, Bilder, Programmcode, Sensordaten als Attachments (elektronische Anlagen)
  - etwaige schriftliche Antworten im Textrumpf der Post oder als Attachment (Text/PDF)
- ➡ Einige Aufgabentexte verweisen Sie zum Nachschlagen von Details auf das Folienskript zur Vorlesung Mustererkennung; Sie finden es unter der URL http://www.minet.uni-jena.de/fakultaet/schukat/ME/Scriptum/.

Die Angabe ME-Skript II.6 bedeutet: Kapitel II, Abschnitt 6