Laborversuch 2

Fach Semester Semester WS 2021/22 Fachsemester Labortermine Labortermine Labortermine 25.11.2021 02.12.2021 10.12.2021 Versuchsteilnehmer Name: Vorname: Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht: Gesamtpunktezahl: /75 Note: Zeichen:	Versuch Fach	Lineare Regression und Regularisierung			
Fachsemester CPS 5 und ITS5/WIN5 Labortermine 25.11.2021 02.12.2021 02.12.2021 Versuchsteilnehmer Name: Vorname: Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht: 30 35 (ZP)					
Labortermine 25.11.2021		*			
Name: Vorname: Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:				,	
Versuchsteilnehmer Name: Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:			02.12.202	1	
Name: Vorname: Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:	Abgabe bis spätestens		10.12.202	1	
Name: Vorname: Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:					
Name: Vorname: Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:	37 1 4 9 1				
Semester: Matrikelnummer: Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:	Versuchsteilnehmer				
Bewertung des Versuches Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:	Name:		Vorname	:	
Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:	Semester:	Matrikelnummer:			
Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:					
Aufgabe: 1 2 3 Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:					
Punkte maximal: 45 30 35 (ZP) Punkte erreicht:	Bewertung des Versuches				
Punkte erreicht:	Aufgabe:	1	2	3	
	Punkte maximal:	45	30	35 (ZP)	
Gesamtpunktezahl: /75 Note: Zeichen:	Punkte erreicht:				
	Gesamtpunktezahl:	/75	Note:		Zeichen:

Anmerkungen:

Aufgabe 1: (10+9+14+12 = 45 Punkte)

Thema: Lineare "Least-Squares" Regression mit Regularisierung in Python

Gegeben seien Daten $\{(x_n, t_n) | n = 1, ..., N\}$ welche ursprünglich von der Parabel $f(x) = w_0 + w_1 x + w_2 x^2$ mit $w_0 = 2$, $w_1 = -1$, $w_2 = 3$ gesampelt wurden, aber nun mit Rauschen behaftet sind. Zu diesen Daten soll ein lineares Regressionsmodell $y = \mathbf{w}^T \phi(x)$ mit polynomiellen Basisfunktionen ϕ bestimmt werden.

- a) Betrachten Sie das Programmgerüst V2A1_LinearRegression.py aus dem Praktikumsverzeichnis:
 - Erklären Sie kurz in eigenen Worten (jeweils 1-2 Sätze) wozu die Funktionen fun_true(.), generateDataSet(.), getDataError(.) und phi_polynomial(.) dienen. Versuchen Sie den Python-Code zu verstehen (muss nicht dokumentiert werden).
 - Von welcher Funktion sind die Original-Daten (x_n, t_n) gesampelt?
 - Wie lauten die Basisfunktionen $\phi_j(x)$ für j=1,...,deg des linearen Modells?
 - Welche Rolle hat die Variable lmbda?
 - Worin unterscheiden sich die Variablen X,T von X_test,T_test?
 - Was stellen im Plot die grünen Kreuze/Punkte, grüne Kurve, rote Kurve dar?
- b) Vervollständigen Sie das Programm:
 - \bullet Implementieren Sie die Berechnung der regularisierten Least-Squares-Gewichte W_LSR als $M\times 1\text{-Matrix}$
 - Implementieren Sie die Berechnung der Prognosewerte Y als $N \times 1$ -Matrix.
- c) Testen Sie das Programm zunächst ohne Regularisierung ($\lambda = 0$) für N = 10:
 - Welche optimalen Gewichte \mathbf{W}_{LSR} erhalten Sie für Polynomgrad 5? Wie groß ist der Lern-Datenfehler $E_D(\mathbf{W}_{LSR})$? Wie groß ist der Fehler auf den Testdaten? Warum ist der Test-Daten-Fehler größer als der Lern-Daten-Fehler?
 - Vergleichen Sie Lern- und Test-Datenfehler für verschiedene Polynomgrade 1, 2, 3, 4, 5, 7, 9? Welche Phänomene treten bei zu niedrigem bzw. zu hohem Polynomgrad auf? Warum?
 - Bestimmen Sie das mittlere Gewicht $\frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} |W_{\text{LSR}_j}|$ für verschiedene Polynomgrade 1,2,4,6,9? Warum werden die Gewichte im Mittel größer?
 - Bestimmen Sie den mittleren Lern- bzw. Test-Datenfehler (pro Datenpunkt) für Polynomgrad 9 und verschiedene Größen des Datensets N=10,100,1000,10000. Warum wird der eine Fehler kleiner und der andere größer?
 - Wieviele Daten N braucht man, damit für Polynomgrad 2 die tatsächlichen Koeffizienten der Original-Funktion fun_true bis auf 10% Genauigkeit geschätzt werden können? (ungefährer Wert reicht)
- d) Testen Sie das Programm für Polynomgrad 9, N=10 Daten und Regularisierung $\lambda > 0$:
 - Beschreiben Sie kurz (1-2 Sätze) den Nutzen einer Regularisierung?
 - Bestimmen Sie den Lern- und Test-Datenfehler sowie das mittlere Gewicht für verschiedene Werte λ =0, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000, 10000. Welche Probleme treten auf wenn λ zu klein oder zu groß gewählt wird?
 - Für welches λ wird der Generalisierungsfehler (auf den Test-Daten) minimal?

Aufgabe 2: (6+8+9+3+4 = 30 Punkte)

Thema: Python-Modul für Lineare und k-Nearest-Neighbor (KNN) Regression

Da wir im folgenden verschiedene Regressions-Verfahren implementieren wollen lohnt es sich ein eigenes Python-Modul dafür zu erstellen (siehe Programmgerüst V2A2_Regression.py).

- a) Versuchen Sie zunächst den Aufbau des Moduls V2A2_Regression.py zu verstehen:
 - Betrachten Sie den Aufbau des Moduls durch Eingabe von pydoc V2A2_Regressifier. Welche Klassen gehören zu dem Modul und welchen Zweck haben sie jeweils?
 - Betrachten Sie nun die Basis-Klasse Regressifier im Quelltext: Wozu dienen jeweils die Methoden fit(self,X,T), predict(self,x) und crossvalidate(self,S,X,T)?
 - Worin unterscheidet sich crossvalidate(.) von der entsprechenden Methode für Klassifikation (siehe vorigen Versuch)?
- b) Betrachten Sie nun die Funktion phi_polynomial(x,deg):
 - Was berechnet die Funktion? Welches Ergebnis liefert phi_polynomial([3],5)? Welches Ergebnis liefert phi_polynomial([3,5],2)?
 - Geben Sie eine allgemeine Formel an für das Ergebnis von phi_polynomial([x1,x2],2)?
 - Wozu braucht man diese Funktion im Zusammenhang mit Regression?
 - Bis zu welchem Polynomgrad kann die Funktion Basisfunktionen berechnen? Erweitern Sie die Funktion mindestens bis Grad 5.
- c) Betrachten Sie die Klasse LSRRegressifier:
 - Welche Art von Regressions-Modell berechnet diese Klasse?
 - Wozu dienen jeweils die Parameter 1mbda, phi, flagSTD und eps?
 - Welche Rolle spielt hier die Klasse DataScaler?
 In welchen Methoden und zu welchem Zweck werden die Daten ggf. umskaliert?
 Welches Problem kann auftreten wenn man dies nicht tut?
 Wozu braucht man die Variablen Z und maxZ in der Methode fit(.)?
 - Vervollständigen Sie die Methoden fit(self,X,T,...) und predict(self,x,...) (vgl. vorige Aufgabe).
- d) Betrachten Sie die Klasse KNNRegressifier:
 - Welche Art von Regressions-Modell berechnet diese Klasse?
 - Wozu dienen jeweils die Parameter K und flagKLinReg?
 - Beschreiben Sie kurz in eigenen Worten (2-3 Sätze) auf welche Weise die Prädiktion $\mathbf{y}(\mathbf{x})$ berechnet wird.
- e) Betrachten Sie abschließend den Modultest:
 - Beschreiben Sie kurz was im Modultest passiert.
 - Welche Gewichte W werden gelernt? Wie lautet also die gelernte Prädiktionsfunktion? Welche Funktion sollte sich idealerweise (für $N \to \infty$) ergeben?
 - Welche Ergebnisse liefert die Kreuzvalidierung? Was bedeuten die Werte?
 - Vergleichen und Bewerten Sie die Ergebnisse von Least Squares Regression gegenüber der KNN-Regression (nach Optimierung der Hyper-Parameter $\lambda, K, ...$).

Zusatzaufgabe 3 14+9+2+10 = 35 Punkte

Thema: Lineare Regression auf Airfoil-Noise-Daten

Betrachten Sie nun die Excel-Datensammlung airfoil_self_noise.xls (siehe Vorlesungsverzeichnis): Sie besteht aus N=1503 Datensätzen der Dimension D=6, welche den Schalldruck (Spalte 6) einer Flugzeugtragfläche in Abhängigkeit verschiedener Parameter (wie z. B. Anströmwinkel und -geschwindigkeit; Spalten 1-5) darstellen. Sie sollen auf diesen Daten ein Regressionsmodell lernen, um für neue Parametersätze den resultierenden Schalldruck vorhersagen zu können.

- a) Vervollständigen Sie das Programmgerüst $V2A3_regression_airfoilnoise.py$ um eine **Least-Squares-Regression** auf den Daten zu berechnen. Optimieren Sie die Hyper-Parameter um bei einer S=3-fachen Kreuzvalidierung möglichst kleine Fehlerwerte zu erhalten.
 - Welche Bedeutung haben jeweils die Hyper-Parameter 1mbda, deg, flagSTD?
 - Was passiert ohne Skalierung der Daten (flagSTD=0) bei höheren Polynomgraden (achten Sie auf die Werte von maxZ)?
 - Geben Sie Ihre optimalen Hyper-Parameter sowie die resultierenden Fehler-Werte an.
 - Welche Prognosen ergibt Ihr Modell für die neuen Datenvektoren x_test_1=[1250,11,0.2,69.2,0.0051] bzw. x_test_2=[1305,8,0.1,57.7,0.0048]
 - Welchen Polynomgrad und wieviele Basisfunktionen verwendet Ihr Modell?
- b) Vervollständigen Sie das Programmgerüst $V2A3_regression_airfoilnoise.py$ um eine KNN-Regression auf den Daten zu berechnen. Optimieren Sie die Hyper-Parameter um bei einer S=3-fachen Kreuzvalidierung möglichst kleine Fehlerwerte zu erhalten.
 - Welche Bedeutung haben jeweils die Hyper-Parameter K und flagKLinReg?
 - Geben Sie Ihre optimalen Hyper-Parameter sowie die resultierenden Fehler-Werte an
 - Welche Prognosen ergibt Ihr Modell für die neuen Datenvektoren x_test_1=[1250,11,0.2,69.2,0.0051] bzw. x_test_2=[1305,8,0.1,57.7,0.0048]
- c) Vergleichen Sie die beiden Modelle. Welches liefert die besseren Ergebnisse?
 - **AIRFOIL-CHALLENGE:** Vergleichen Sie Ihre Ergebnisse mit den anderen Praktikums-Gruppen: Wer erreicht die kleinsten Fehlerwerte? (Muss nicht dokumentiert werden.)
- d) Testen Sie Least-Squares und KNN auch mit Hilfe der Machine-Learning-Bibliothek **Scikit-Learn** und vergleichen Sie mit Ihrer Implementierung! Testen Sie auch andere Regressions-Algorithmen Ihrer Wahl (z.B. Neuronale Netze, Random Forests, SVM, ...). Hinweise siehe auch Vorlesung zu Machine-Learning-Bibliotheken.