## V2A1\_LinearRegression

December 17, 2018

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

Thema: Lineare "Least-Squares" Regression mit Regularisierung in Python Gegeben seien Daten  $\{(xn, tn) \mid n = 1, ..., N\}$  welche ursprünglich von der Parabel f(x) = w0 + w1x + w2x

2 mit w0 = 2, w1 = 1, w2 = 3 gesampelt wurden, aber nun mit Rauschen behaftet sind. Zu diesen Daten soll ein lineares Regressionsmodell y = wT(x) mit polynomiellen Basisfunktionen 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).
  - fun\_true(X): berechnet für jedes Element vom X das ensprechende y nach der Parabelfunktion y=3\*xš-x+2
  - generateDataset(N,xmin,xmax,sd\_noise): erstellt eine N groSSe Liste von x Werten mit dazugehörigen zielwerten (y) die aber mit einem rauschen gemischt werden
  - getDataError(Y,T): berechnet die Fehlerquadratsumme f
     ür T und Y
  - phi\_polynomial(x,deg=1): berechnet den Merkmalsvektor für x bis zum grad deg(standartmäSSig 1)

Von welcher Funktion sind die Original-Daten (xn, tn) gesampelt?

•  $fun_true(X) / t=3*xš-x+2$ 

Wie lauten die Basisfunktionen j(x) für j = 1, ...,deg des linearen Modells?

 $\bullet$  =  $x^5 + x^4 + x^3 + x^2 + x + 1$ 

Welche Rolle hat die Variable Imbda?

• lmbda ist der Regularisierungsparameter

Worin unterscheiden sich die Variablen X,T von X\_test,T\_test?

• X,T haben die gleichen Parameter wie X\_test, T\_test sind aber mit anderen Zufallswerten erstellt worden

Was stellen im Plot die grünen Kreuze/Punkte, grüne Kurve, rote Kurve dar?

- grüne Kreuze sind die Lerndaten
- grüne Punkte sind die Testdaten
- grüne Kurve ist die Ausgangsfunktion
- rote Kurve ist die von uns vorhergesagte Funktion

```
In [1]: # V2A1_LinearRegression.py
        # Programmgeruest zu Versuch 2, Aufgabe 1
        import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        def fun_true(X):
                                                      # compute 1-dim. parable function; X mus
                                                      # true parameters of parable y(x)=w0+w1*
            w2, w1, w0 = 3.0, -1.0, 2.0
            return w0+w1*X+w2*np.multiply(X,X)
                                                      # return function values (same size as X
        def generateDataSet(N,xmin,xmax,sd_noise):
                                                      # generate data matrix X and target valu
            X=xmin+np.random.rand(N,1)*(xmax-xmin)
                                                      # get random x values uniformly in [xmin
                                                      # target values without noise
            T=fun_true(X);
            if(sd_noise>0):
                T=T+np.random.normal(0,sd_noise,X.shape) # add noise
            return X,T
        def getDataError(Y,T): # compute data error (least squares) between prediction Y
            D=np.multiply(Y-T,Y-T); # squared differences between Y and T
            return 0.5*sum(sum(D)); #eine Summe zu viel?
        def phi_polynomial(x,deg=1): # compute polynomial basis function vector phi(x) for
            assert(np.shape(x)==(1,)), "currently only 1dim data supported"
            return np.array([x[0]**i for i in range(deg+1)]).T;
            # returns feature vector phi(x)=[1 \ x \ x**2 \ x**3 \ \dots \ x**deg]
        def predict(x,w):
            temp = np.array(sum([g*(x**i) for i,g in enumerate(w)]))
            return temp
In [2]: # (I) generate data
        np.random.seed(10)
                                                      # set seed of random generator (to be ab
        N = 10
                                                      # number of data samples
        xmin, xmax=-5.0, 5.0
                                                      # x limits
                                                      # standard deviation of Guassian noise
        sd noise=10
                     = generateDataSet(N, xmin,xmax, sd_noise) # generate training
        X_test,T_test = generateDataSet(N, xmin,xmax, sd_noise)
                                                                            # generate test da
        print("X=",X, "T=",T)
X= [[ 2.71320643]
 [-4.79248051]
```

```
[ 1.33648235]
 [ 2.48803883]
 [-0.01492988]
 [-2.75203354]
 [-3.01937135]
 [ 2.60530712]
 [-3.30889163]
 [-4.11660186]] T= [[24.02637686]
 [76.78157398]
 [ 6.06498717]
 [16.33697066]
 [ 6.34586048]
 [39.50347318]
 [22.71852474]
 [30.04030926]
 [40.44148448]
 [61.40721056]]
In [3]: # (II) generate linear least squares model for regression
        lmbda=0
                                                                           # no regression
        deg=5
                                                                           # degree of polynomi
       N,D = np.shape(X)
                                                                           # shape of data matr
        N,K = np.shape(T)
                                                                           # shape of target va
        PHI = np.array([phi_polynomial(X[i],deg).T for i in range(N)])
                                                                           # generate design ma
        N,M = np.shape(PHI)
                                                                           # shape of design ma
       print("PHI=", PHI)
        W_LSR = np.dot(np.linalg.pinv(PHI),T)
       print("W_LSR=",W_LSR)
PHI= [[ 1.00000000e+00 2.71320643e+00 7.36148915e+00 1.99732397e+01
   5.41915225e+01 1.47032787e+02]
 [ 1.00000000e+00 -4.79248051e+00 2.29678694e+01 -1.10073066e+02
   5.27523025e+02 -2.52814381e+03]
 [ 1.00000000e+00 1.33648235e+00 1.78618507e+00 2.38720482e+00
   3.19045710e+00 4.26398961e+00]
 [ 1.00000000e+00 2.48803883e+00 6.19033720e+00 1.54017993e+01
   3.83202746e+01 9.53423310e+01]
 [ 1.00000000e+00 -1.49298770e-02 2.22901226e-04 -3.32788789e-06
   4.96849568e-08 -7.41790292e-10]
 [ 1.00000000e+00 -2.75203354e+00 7.57368863e+00 -2.08430452e+01
   5.73607595e+01 -1.57858734e+02]
 [ 1.00000000e+00 -3.01937135e+00 9.11660336e+00 -2.75264110e+01
  8.31124569e+01 -2.50947371e+02]
 [ 1.00000000e+00 2.60530712e+00 6.78762520e+00 1.76838483e+01
   4.60718559e+01 1.20031334e+02]
 [ 1.00000000e+00 -3.30889163e+00 1.09487638e+01 -3.62282731e+01
   1.19875430e+02 -3.96654807e+02]
```

```
[ 1.00000000e+00 -4.11660186e+00 1.69464109e+01 -6.97616264e+01
  2.87180841e+02 -1.18220918e+03]]
W_LSR= [[ 7.06500519]
 [-3.86916089]
 [ 1.16066097]
 [ 0.27523414]
 [ 0.23060499]
 [ 0.02613605]]
In [4]: # (III) make predictions for test data
        Y_test = np.array([predict(xt, W_LSR) for xt in X_test])
        Y_learn = np.array([predict(xt, W_LSR) for xt in X])
        print("Y_test=",Y_test)
        print("T_test=",T_test)
        print("learn data error = ", getDataError(Y_learn,T))
        print("test data error = ", getDataError(Y_test,T_test))
        print("W_LSR=",W_LSR)
        print("mean weight = ", np.mean(np.mean(np.abs(W_LSR))))
Y_test= [[ 5.65809158]
 [45.63529912]
 [13.77669052]
 [ 7.83896266]
 [ 9.67876039]
 [10.08485107]
 [ 5.07045944]
 [ 6.57739393]
 [ 6.18850946]
 [ 4.89231264]]
T_test= [[ 3.10905545]
 [57.97094574]
 [ 5.36688144]
 [15.48746047]
 [ 0.92351025]
 [-1.52698415]
 [ 6.31013154]
 [-2.84101855]
 [20.36655269]
 [ 6.00240429]]
learn data error = 151.66995610334058
test data error = 395.93589328574376
W LSR= [[ 7.06500519]
 [-3.86916089]
 [ 1.16066097]
 [ 0.27523414]
 [ 0.23060499]
 [ 0.02613605]]
```

```
In [5]: \# (IV) plot data
       ymin,ymax = -50.0,150.0
                                                    # interval of y data
       x_=np.arange(xmin,xmax,0.01)
                                                    # densely sampled x values
       Y_LSR = np.array([np.dot(W_LSR.T,np.array([phi_polynomial([x],deg)]).T)[0] for x in x_
        # least squares prediction
       Y_true = fun_true(x_).flat
       fig = plt.figure()
       ax = fig.add_subplot(111)
        ax.scatter(X.flat,T.flat,c='g',marker='x',s=100)
                                                                     # plot learning data poin
       ax.scatter(X_test.flat,T_test.flat,c='g',marker='.',s=100) # plot test data points (
        ax.plot(x_,Y_LSR.flat, c='r')
                                             # plot LSR regression curve (red)
        ax.plot(x_,Y_true, c='g')
                                            # plot true function curve (green)
        ax.set_xlabel('x')
                                             # label on x-axis
        ax.set_ylabel('y')
                                              # label on y-axis
        ax.grid()
                                              # draw a grid
                                              # set y-limits
       plt.ylim((ymin,ymax))
       plt.show()
                                              # show plot on screen
          150
          125
          100
```

