

1. Aufgabe (10 Punkte): Logistische Regression

Importieren Sie den Datensatz spiders.txt. Der Datensatz beschreibt das Vorkommen der "burrowing wolf spider" (Lycosa ishikariana) an verschiedenen Stränden in Abhängigkeit von der Größe der Sandkörner.

(Format: grain size (mm), spiders (0=absent, 1=present)).

```
In [1]: %matplotlib inline

import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np

# make plots bigger
plt.rcParams['figure.figsize'] = 12, 12
```

```
In [2]: #loadData

spiderData = pd.read_csv("./spiders.txt", delimiter=',', dtype={'names': ('grain_
size', 'spiders'),
                        'formats': ('f4', 'i4')}, names = ['grain_size', 'spiders']
)
#make

spiderData.head()
```

Out[2]:

	grain_size	spiders
0	0.245	0
1	0.247	0
2	0.285	1
3	0.299	1
4	0.327	1

```
In [3]: X = np.array(spiderData['grain_size'])
y = np.array(spiderData['spiders'])
groups = spiderData.groupby("spiders")

#Extending Datapoints
X_xtr = np.insert(X.reshape(28,1), 1, values=1, axis=1).T
X_xtr
```

Out[3]:

```
array([[ 0.245,  0.247,  0.285,  0.299,  0.327,  0.347,  0.356,  0.36 ,
        0.363,  0.364,  0.398,  0.4 ,  0.409,  0.421,  0.432,  0.473,
        0.509,  0.529,  0.561,  0.569,  0.594,  0.638,  0.656,  0.816,
        0.853,  0.938,  1.036,  1.045],
       [ 1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,
        1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,  1. ,
        1. ,  1. ,  1. ,  1. ]])
```

a. (5 Punkte)

Implementieren Sie das in der Vorlesung vorgestellte Verfahren (Gradientenabstieg) zur

Bestimmung der Regressionskoeffizienten β für die logistische Regression.

Verwenden Sie dabei als initialen Wert $\beta=[0;0]$. Verwenden Sie die Schrittweite $\alpha=0.1$ für den

Gradientenabstieg. Plotten Sie jeweils nach 1, 10, 100 und 1000 Iterationen die Funktion $p(x,\beta)$, sowie die Datenpunkte.

```
In [4]: def printIt(x,y):
        fig = plt.figure()
        ax = fig.add_subplot(111)

        ax.set_xlabel('Grainsize')
        ax.set_ylabel('Probability')

        for name, group in groups:
            ax.plot(group.grain_size, group.spiders, marker='o', linestyle='', label
=name, alpha = .6)
        plt.plot(x,y)
        ax.legend()
        plt.xlim(0,1.2)
        plt.ylim(-0.1,1.2)
        plt.show()
```

```
In [5]: b = np.array([ 0,0])
alpha = 0.1
printIter = [0,1,10,100,1000,10000,100000]

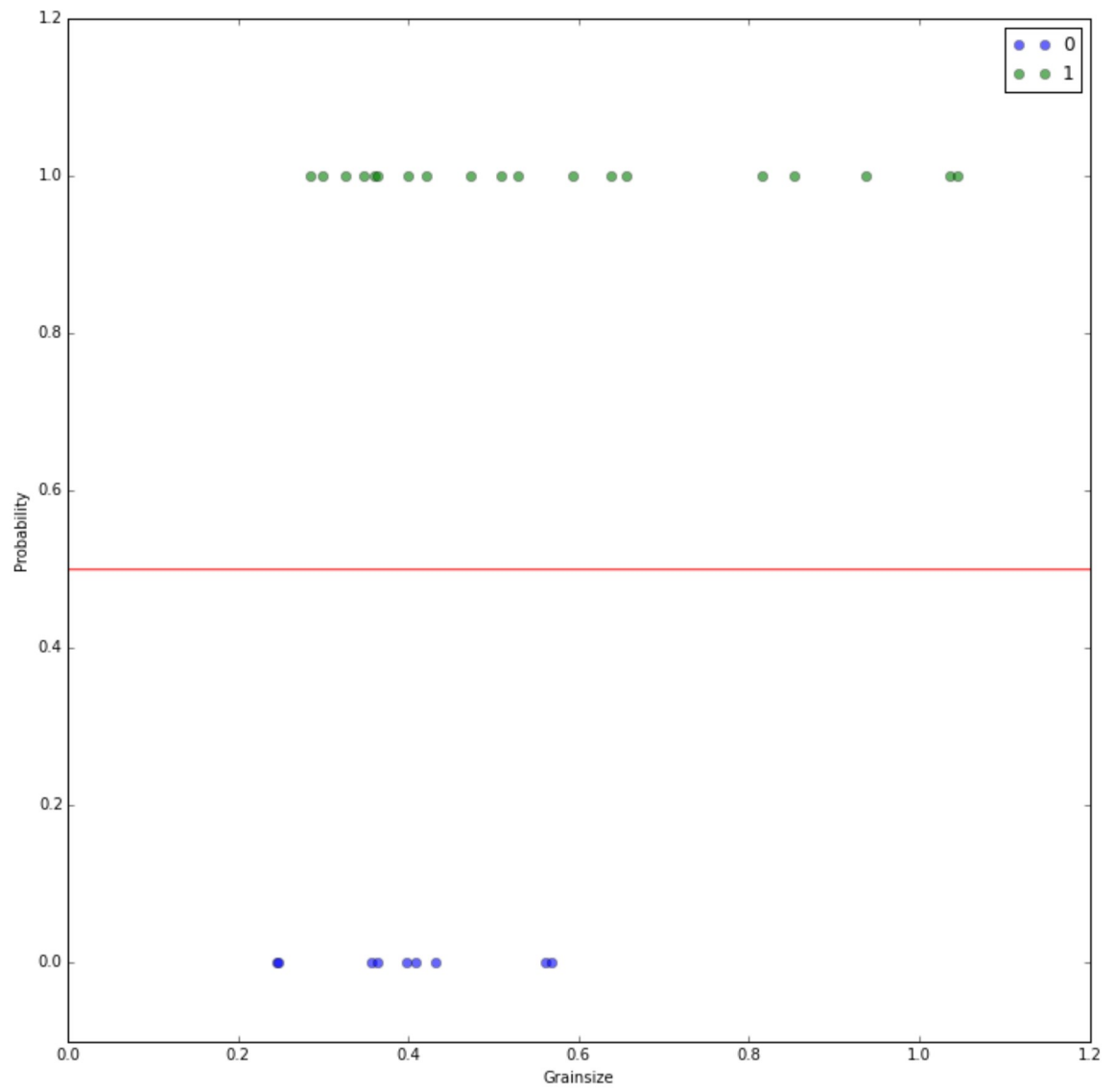
p = lambda x, beta : np.exp(np.dot(beta.T,x)) / (1 +np.exp( np.dot(beta.T,x)))

lrng = np.arange(-2,2,0.0001)

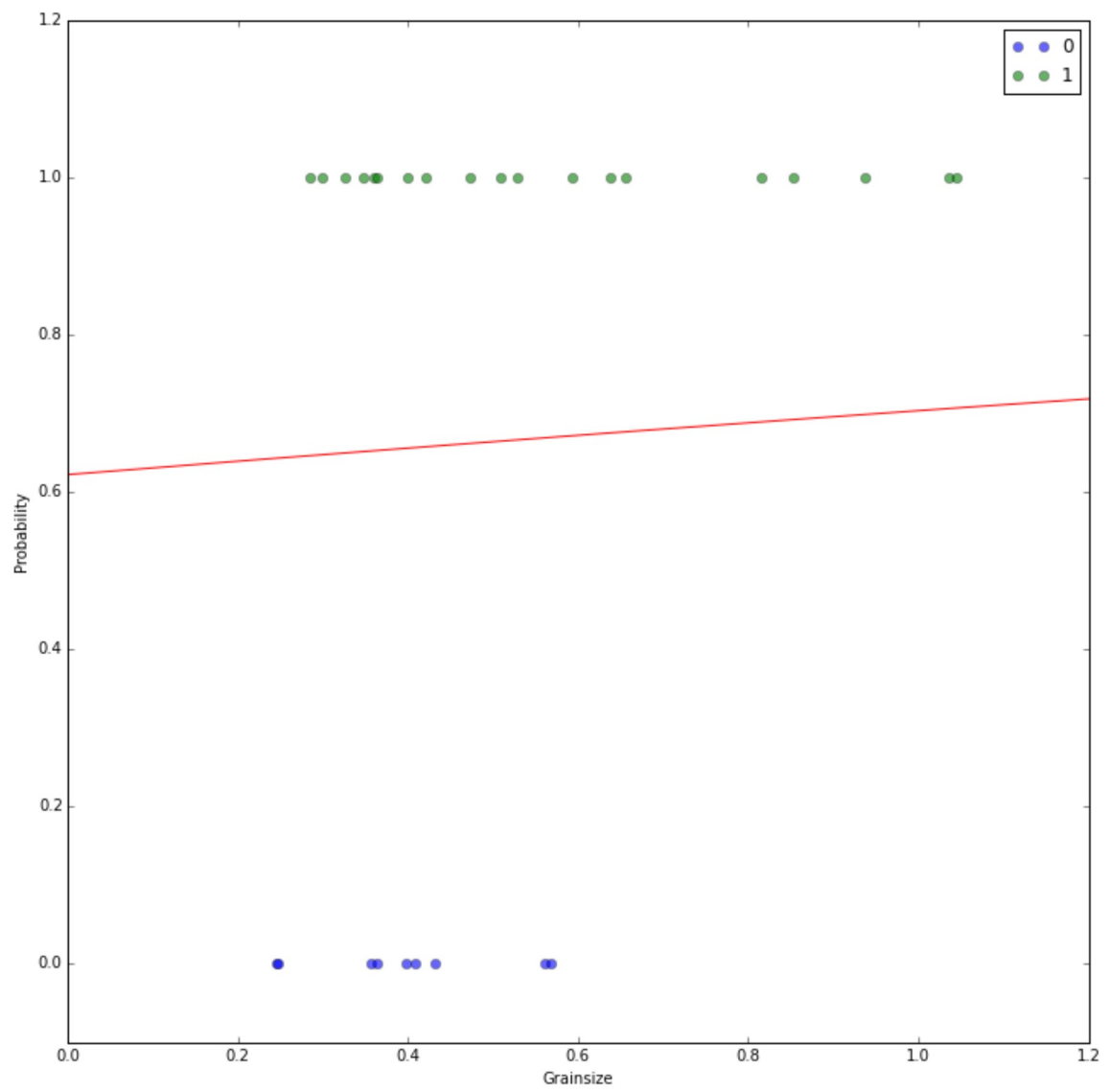
lrng_xtr = np.insert(lrng.reshape(lrng.size,1), 1, values=1, axis=1).T

for i in range(100001):
    if(i in printIter):
        print "Iteration: "+ str(i)+ ", beta is " + str(b)
        printIt(lrng,p(lrng_xtr,b))
        #Gradienten Anstieg
        b = b + alpha * np.dot(X_xtr,(y- p(X_xtr,b)))
```

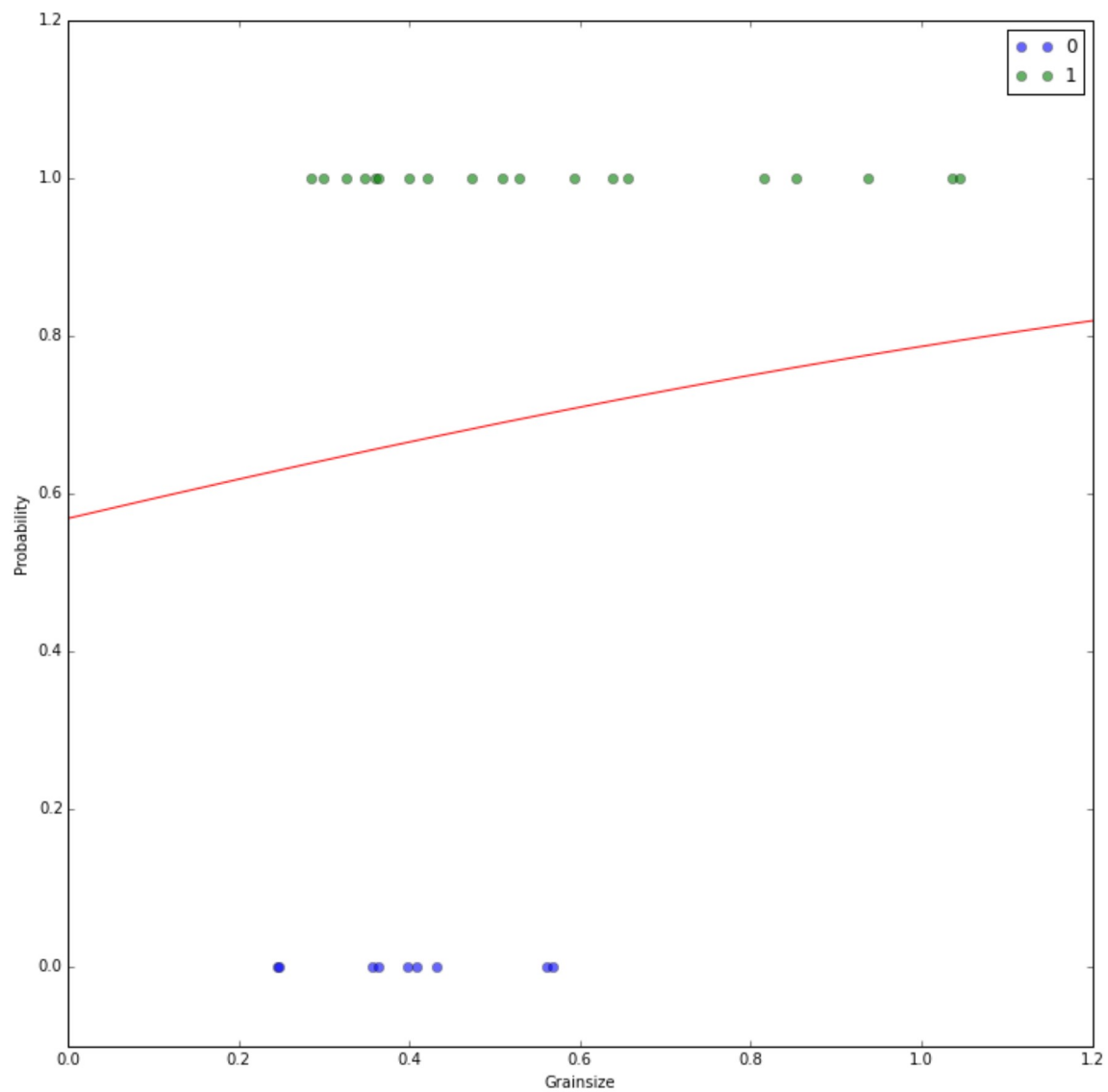
Iteration: 0, beta is [0 0]



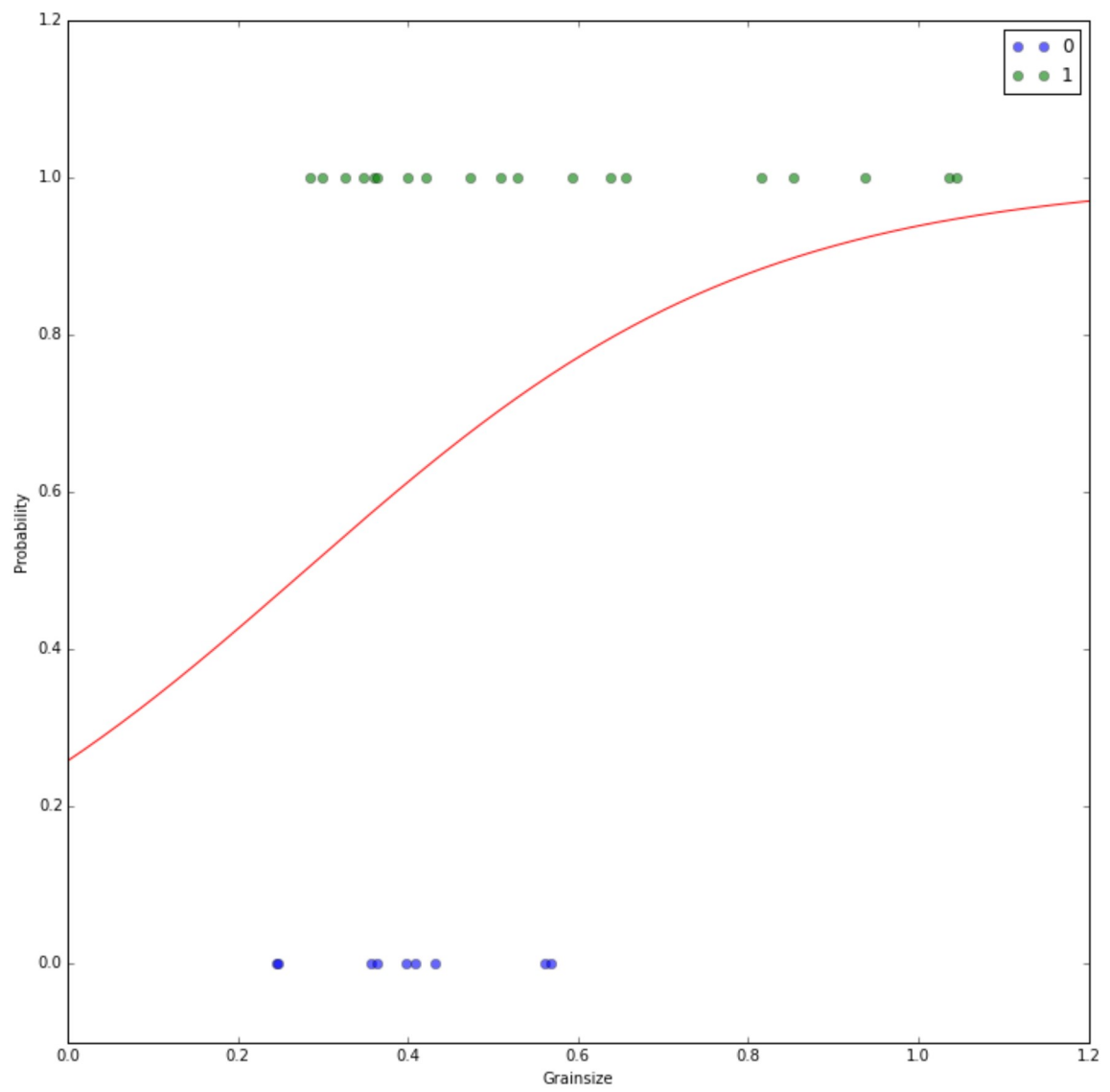
Iteration: 1, beta is [0.3655 0.5]



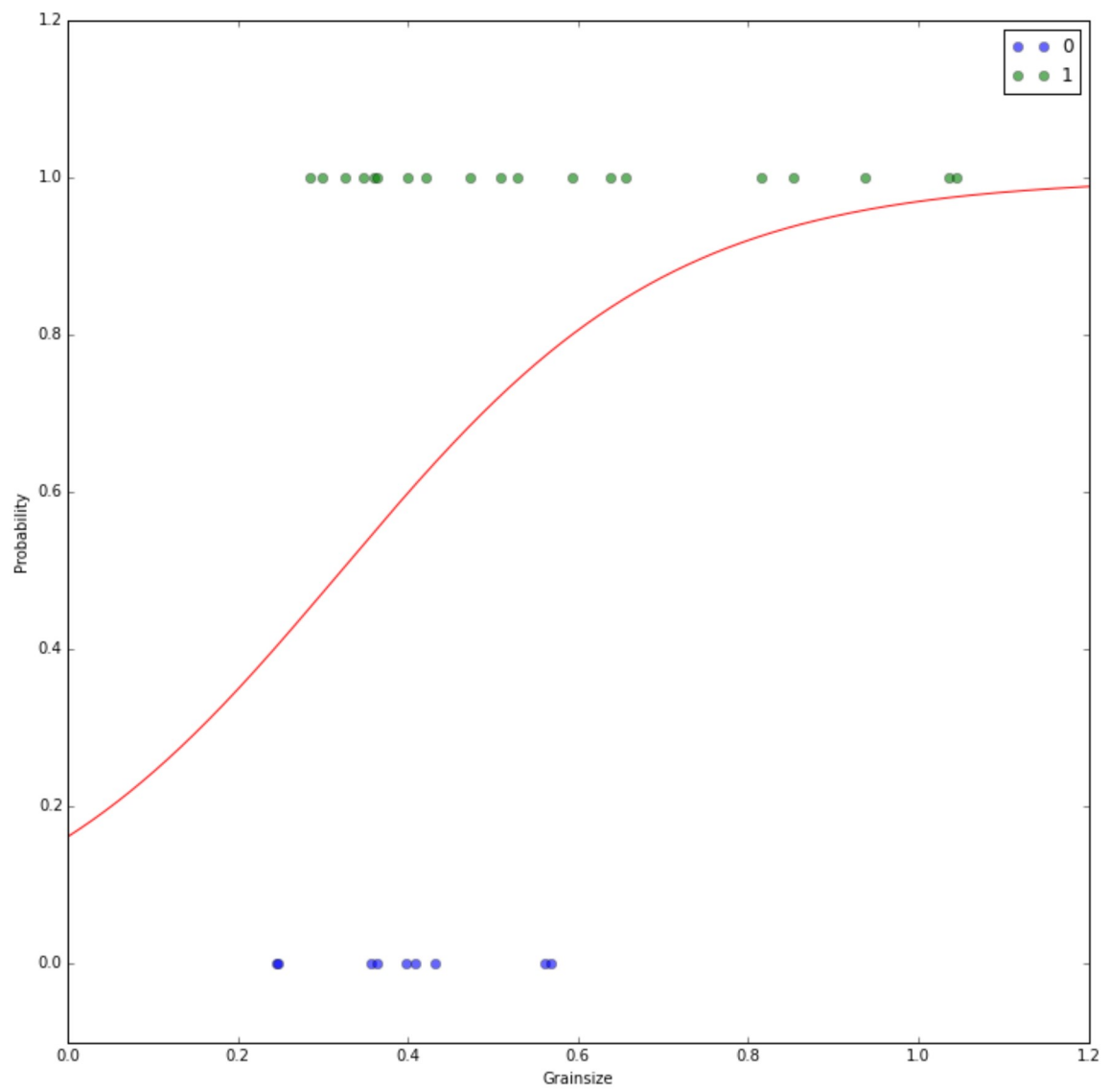
Iteration: 10, beta is [1.02970207 0.27781695]



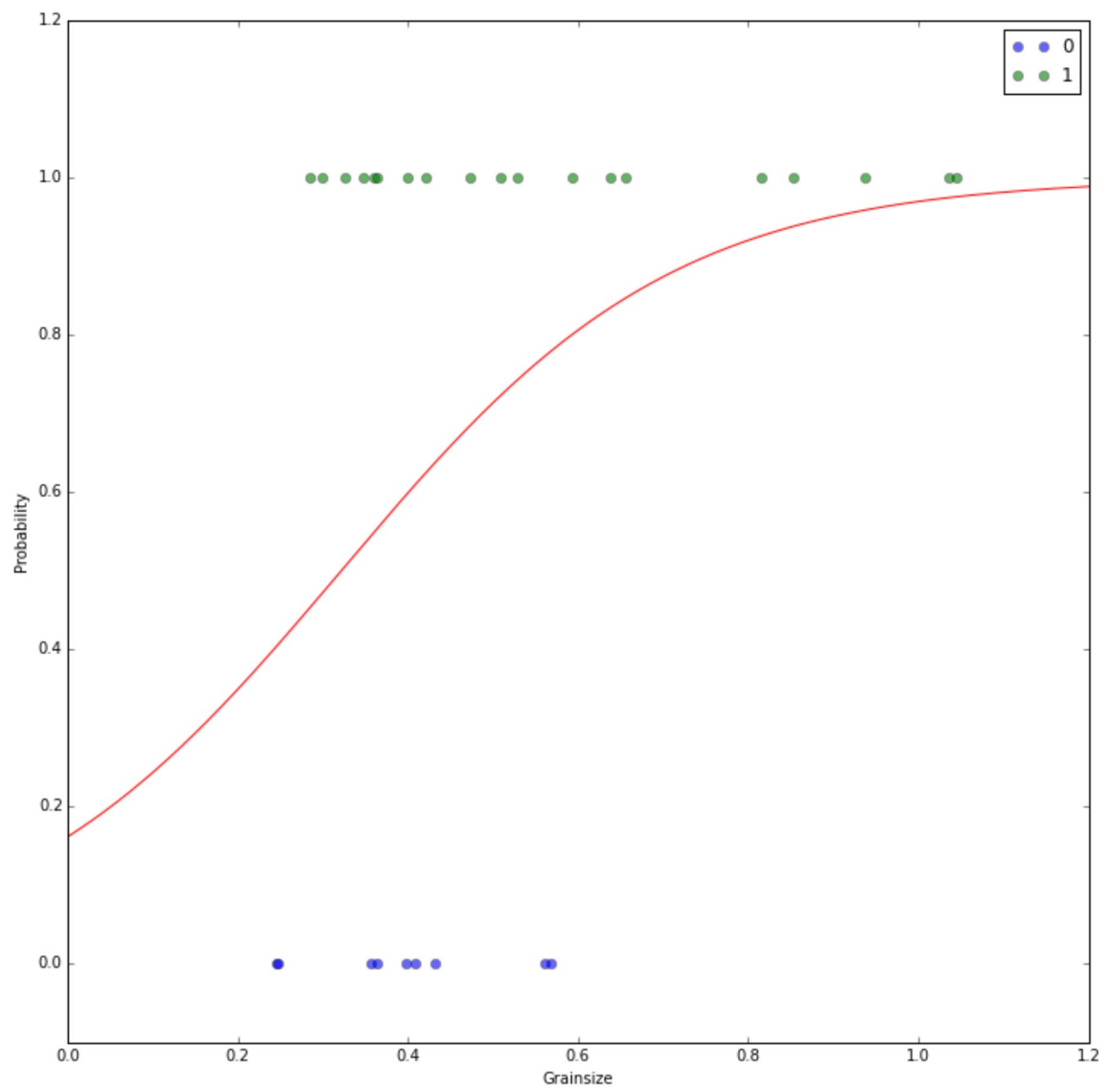
Iteration: 100, beta is [3.78828021 -1.05604195]



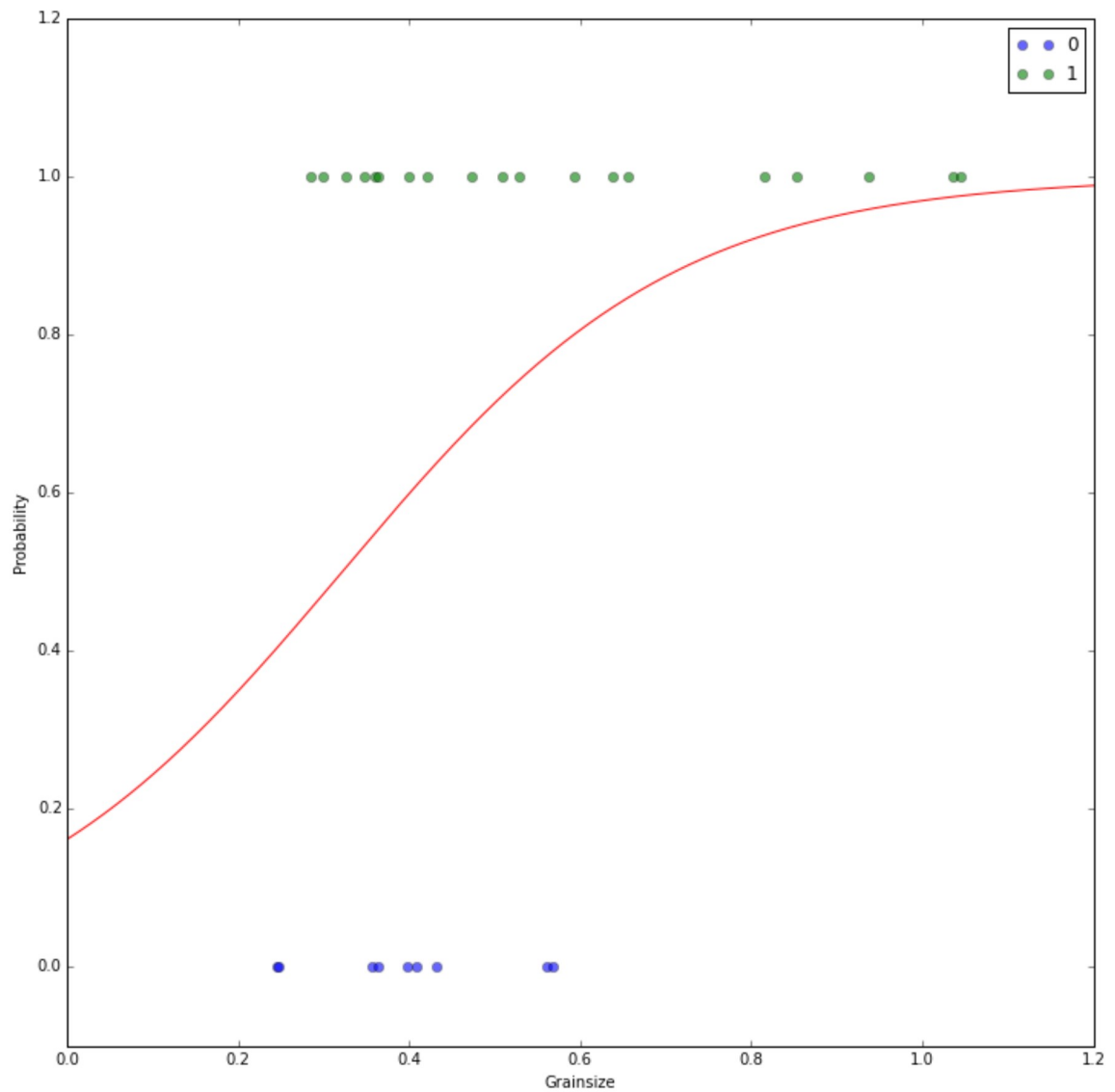
Iteration: 1000, beta is [5.12130467 -1.64751727]



Iteration: 10000, beta is [5.1215528 -1.647625]



Iteration: 100000, beta is [5.1215528 -1.647625]



b. (1 Punkte)

Berechnen Sie, ab welcher Größe der Sandkörner es wahrscheinlicher ist, Spinnen anzutreffen (als keine Spinnen anzutreffen).

```
In [6]: #p(lrng_xtr,b)
# calculate the inverse  $F^{-1}(0.5)$  or do it like this
lrng_xtr[:,0]
for i in range(lrng_xtr.shape[1]):
    x = lrng_xtr[:,i]
    if p(x,b) > 0.5:
        print x[0]
        break;
```

0.3218

$$\frac{e^{b^t x}}{1 + e^{b^t x}} = 0.5$$

$$e^{b^t x} = 0.5 + 0.5e^{b^t x}$$

$$0.5e^{b^t x} = 0.5$$

$$e^{b^t x} = 1$$

$e^{b^t x}$ ist nur 1 wenn $b^t \cdot x$ orthogonal zu einander stehen. Daher:

$(5.1215528 - 1.647625) \cdot (x \ 1) = 0 \quad 5.1215528x = 1.647625x = 0.32170419096$
 → Ab einer Größe von 0.32170419096 mm ist es wahrscheinlicher das Spinnen vorhanden sind als nicht.

c. (4 Punkte)

Plotten Sie die log-likelihood Funktion $l(\beta)$ des Datensatzes für das Intervall $\beta_0 = [-100, 100]$ und $\beta_1 = [-100, 100]$ in einem dreidimensionalen Koordinatensystem. Plotten Sie in dem selben Diagram die log-likelihood des von Ihnen in Aufgabe a) berechneten β als dreidimensionalen Punkt.

(Siehe http://www.inf.fuberlin.de/inst/agki/rojas_home/documents/tutorials/logistic.pdf (http://www.inf.fuberlin.de/inst/agki/rojas_home/documents/tutorials/logistic.pdf) für die Definition der loglikelihood Funktion).

```
In [7]: lbeta = lambda beta : np.sum(y*np.dot(beta.T,X_xtr)) - np.sum(np.log(1+np.exp(np
        .dot(beta.T,X_xtr))))

acc = 1
res = []
b0 = np.arange(-100,100,acc)
b1 = np.arange(-100,100,acc)

for i in b0:
    for j in b1:
        res.append(lbeta(np.array([i,j])))
```

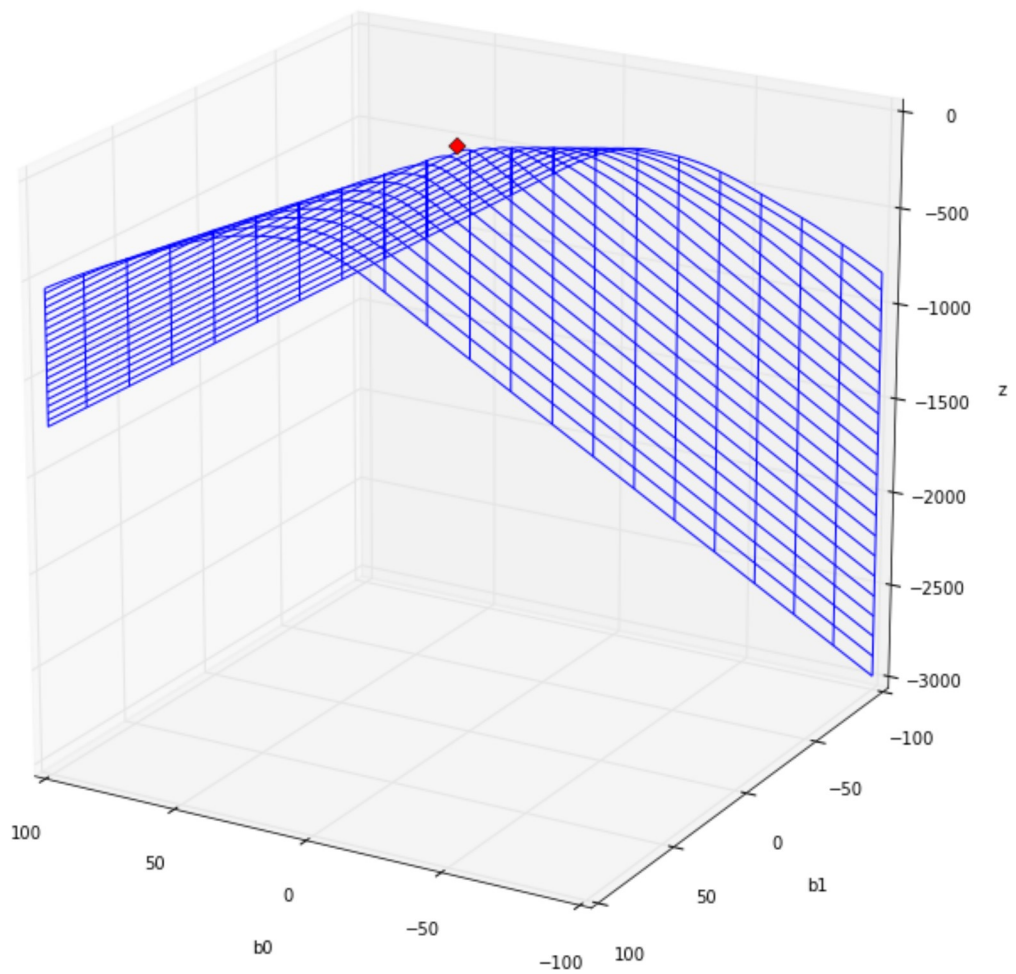
```

In [8]: from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D

z = np.array(res).reshape(200,200)

fig = plt.figure(0)
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d',azim = 120,elev = 20)
ax.plot_wireframe(b0,b1,z,rstride=10, cstride=10)
ax.plot([5.1215528],[-1.647625],[lbeta(np.array([5.1215528,-1.647625]))],markers
size=10,marker=(4,0,90),color="r")
ax.set_xlabel('b0')
ax.set_ylabel('b1')
ax.set_zlabel('z')
plt.show()

```



```

In [9]: lbeta(np.array([5.1215528,-1.647625]))

```

```

Out[9]: -15.31577391136523

```