# -\*- coding: UTF-8 -\*-

def loadData(filename):

def plotData(X, y):

#numpy 库的使用,请参考: https://www.jianshu.com/p/a260a8c43e44 #matplotlib 库请参考: https://matplotlib.org/api/index.html

import xlrd # 导入必备的 xlrd 库,目的是为了调用 xlrd.open\_workbook 函数打开 excel 文件,读取数据

import matplotlib.pyplot as plt # 导入必备的 matplotlib 库,并且将其中的 matplotlib.pyplot 重名为 plt, 目的是为了后续的绘图需要,也是为了编程方便,简写为 plt import numpy as np # 导入必备的 numpy 库,并且将其重名为 np, 目的是为了后续的矩阵的定义、运算、操作等,也是为了编程方便,简写为 np

# 定义函数 loadData 函数,输入参数是 filename 指代文件名,返回数据 data,目的是从.xls 文件中加载数据,并存储为 numpy 中的 array 格式

workbook = xlrd.open\_workbook(filename) # 通过调用 xlrd.open\_workbook 函数打开 excel 文件,读取数据,并返回给 workbook 变量

boyinfo = workbook.sheet\_by\_index(0) # 通过使用属性 sheet\_by\_index 得到 excel 文件 中的工作簿,其中 sheet\_by\_index(0) 表示是第一个工作簿,在 python 中,下标从 0 开始

col\_num = boyinfo.ncols # 通过使用属性 ncols 得到 excel 文件 中第一个工作簿的 列数,并赋值给 col\_num

row\_num = boyinfo.nrows # 通过使用属性 nrows 得到 excel 文件 中第一个工作簿的 行数,并赋值给 row\_num

col0 = boyinfo.col\_values(0)[1:] # 通过使用属性 col\_values(0)[1:] 得到 excel 文件 中第一列数据中,从第 2 行到最后一行的所有数据,并赋值给 col0

data = np.array(col0) # 通过使用 np.array 函数,将 col0 转换成数组,并赋值给 data

if col\_num == 1: # 条件判断语句: 如果列数 col num 为 1, 只有一列,那么直接返回数据 data

else: # 否则,如果不止一列数据,需

要遍历所有列的数据 for i in range(col\_num-1): # 通过使用 for 循环达到遍历的

目的
coltemp = boyinfo.col\_values(i+1)[1:] # 从第二行开始,表头不算,

遍历从 第二列 开始到最后一列的数据

data = np.c\_[data, coltemp] # 通过使用 np.c\_ 函数将 第一列的数据 和后面 所有列的数据组合起来,并赋值给 data return data # 返回 data

# 定义一个 plotData 函数,输入参数是 数据 X 和标志 flag: y,返回作图操作 plt, p1, p2,目的是为了画图

pos = np.where(y==1)

# 通过使用 np.where 函数查找

所有满足条件的数据,查找所有满足标志 y == 1 的数据,并赋值给 pos

neg = np.where(y==0)

# 通过使用 np.where 函数查找

所有满足条件的数据, 查找所有满足标志 y == 0 的数据, 并赋值给 neg

# 通过使用 plt.plot 函数作图,对所有满足标志 y == 1 的数据作图,点采用 s (正方形),代表 square,点的大小为 7 单位,颜色为 红色 red

p1 = plt.plot(X[pos, 0], X[pos, 1], marker='s', markersize=7, color='red')[0]

# 请补全 通过使用 plt.plot 函数作图,对所有满足标志 y == 0 的数据作图,点采用 o (圆形),代表 circle,点的大小为 7 单位,颜色为 绿色 green

p2 = plt.plot(X[neg,0],X[neg,1], marker='o', markersize=7,color='green')[0]#请补全

return p1, p2

# 返回作图操作 plt, p1, p2

# normalization: 定义一个 normalization 函数,输入参数是原始数据 X ,返回归一化后的数据 X\_norm , 目的是为了数据预处理,得到归一化后的数据 X\_norm def normalization(X):

Xmin = np.min(X,axis=0)#请补全

# 请补

全 通过使用 np.min 函数,计算原始数据沿着 axis=0 方向的最小值,即: 求每一列的最小值,并赋值给 Xmin

Xmax = np.max(X,axis=0)#请补全

# 请补

全 通过使用 np.max 函数, 计算原始数据沿着 axis=0 方向的最大值, 即: 求每一列的最大值, 并赋值给 Xmax

Xmu =np.mean(X,axis=0) #请补全

# 请

补全 通过使用 np.mean 函数, 计算原始数据均值, 并赋值给 Xmu

X norm = (X-Xmu)/(Xmax-Xmin) #请补全

. . .

请补全 计算归一化后的数据,归一化公式为: (X-Xmu)/(Xmax-Xmin),归一化后数据范围为 [-1,1]

return X norm # 返回数据预处理,归一化后的数据 X norm

# plot decision boundary: 定义一个 plotDecisionBoundaryn 函数,输入参数是 训练集 trainX, 训练集 trainY, 直线斜率截距相关参数 w, 迭代次数 iter\_num ,目的是为了画出决策的判断边界

def plotDecisionBoundary(trainX, trainY, w, iter\_num = 0):

# prepare data

xcord1 = [];ycord1 = [];xcord2 = [];ycord2 = [] # 准备数据,定义四个空的列表,并分别赋值给 xcord1、ycord1、xcord2、ycord2,进行初始化

m, n = np.shape(trainX)

# 通过使用 np.shape 函数,得到训

练集 trainX 的形状大小,其中,m 为训练集 trainX 的行数,n 为训练集 trainX 的列数

for i in range(m):

# 通过使用 for 循环语句,遍历训练

集 trainX 所有的行,其中,i 可以取得值分别是 0, 1, 2, ..., m-1, 总共是 m 行

if trainY[i] == 1:

# 通过使用 if 条件判断语句,如果训

练集 trainY(标志)中的元素为 1,那么将训练集 trainX 中的 trainX[i,1] 和 trainX[i,2] 分别添加到 xcord1 和 ycord1 列表中

xcord1.append(trainX[i,1])

# 通过 append 的方法,将训练集

trainX中的 trainX[i,1] 添加到 xcord1 列表中,保存的是 pos 的横坐标, 代表 positive 的数据

ycord1.append(trainX[i,2]) # 通过 append 的方法,将训练集 trainX 中 的 trainX[i,2] 添加到 ycord1 列表中,保存的是 pos 的纵坐标, 代表 positive 的数据

else: # 否则,如果训练集 trainY(标志)中的元素不为 1,那么将训练集 trainX中的 trainX[i,1] 和 trainX[i,2] 分别添加到 xcord2 和 ycord2 列表中

xcord2.append(trainX[i,1]) # 通过 append 的方法,将训练集 trainX 中 的 trainX[i,1] 添加到 xcord2 列表中,保存的是 neg 的横坐标,代表 negative 的数据

ycord2.append(trainX[i,2]) # 通过 append 的方法,将训练集 trainX 中 的 trainX[i,2] 添加到 ycord2 列表中,保存的是 neg 的纵坐标,代表 negative 的数据

x\_min = min(trainX[:,1]) # 通过使用 min 函数,计算出 trainX[:,1] ,即 trainX 第 2 列的最小值,并赋值给 x min

y\_min = min(trainX[:,2]) # 通过使用 min 函数,计算出 trainX[:,2] ,即 trainX 第 3 列的最小值,并赋值给 y min

x\_max = max(trainX[:,1]) # 通过使用 max 函数, 计算出
trainX[:,1] , 即 trainX 第 2 列的最大值, 并赋值给 x\_max

y\_max = max(trainX[:,2]) # 通过使用 max 函数,计算出 trainX[:,2] ,即 trainX 第 3 列的最大值,并赋值给 y\_max

# plot scatter & legend

fig = plt.figure(1) # 通过使用 plt.figure 函数,开始创建一个图形窗口,并赋值给 fig

# 通过使用 plt.scatter 函数,绘制散点图,横坐标为 xcord1, 纵坐标为 ycord1,标记大小为 30,颜色为红色,形状样式为 s (正方形),代表 square,图例标签为 'I like you'

plt.scatter(xcord1, ycord1, s=30, c='red', marker='s', label='l like you')

plt.scatter(xcord2, ycord2, s=30, c='green', marker='o', Label='I do not like you')

#请补全 通过使用 plt.scatter 函数,绘制散点图,横坐标为 xcord2, 纵坐标为 ycord2,标记大小为 30,颜色为绿色,形状样式为 o (圆形),代表 circle,图例标签为 'I don't like you' #请补全

plt.legend(loc='upper right')

# 设置图例的位置为右上角

# set axis and ticks

delta\_x = x\_max-x\_min # 计算横坐标的极差为横坐标最大值与最小值的差,并赋值给 delta\_x

delta\_y = y\_max-y\_min # 计算纵坐标的极差为纵坐标最大值与最小值的差,并赋值给 delta\_y

# 设置横坐标的刻度: 从 x\_min - delta\_x / 10 到 x\_max + delta\_x / 10, 使用 np.arange 函数创建数组,步长为 1,并赋值给 my\_x\_ticks

 $my_x_{ticks} = np.arange(x_min - delta_x / 10, x_max + delta_x / 10, 1)$ 

# 设置纵坐标的刻度: 从 y\_min - delta\_y / 10 到 y\_max + delta\_y / 10, 使用 np.arange 函数创建数组,步长为 1,并赋值给 my y ticks

my\_y\_ticks = np.arange(y\_min - delta\_y / 10, y\_max + delta\_y / 10, 1)

plt.xticks(my\_x\_ticks)

# 通过使用 plt.xticks 函数,设置作

图的横坐标的刻度为 my\_x\_ticks

plt.yticks(my\_y\_ticks)

# 通过使用 plt.yticks 函数,设置作

图的纵坐标的刻度为 my\_y\_ticks

# 通过使用 plt.axis 函数,设置作图的横坐标和纵坐标的显示范围,分别是 [x\_min-delta\_x/10, x\_max+delta\_x/10] 和 [y\_min-delta\_y/10, y\_max+delta\_y/10]

plt.axis([x\_min-delta\_x/10, x\_max+delta\_x/10, y\_min-delta\_y/10, y\_max+delta\_y/10])

# drwa a line: 绘制一条直线,用于决策判断

x = np.arange(x\_min-delta\_x/10, x\_max+delta\_x/10, 0.01) # 通过使用 np.arange 函数创建数组, 从 x\_min - delta\_x / 10 到 x\_max + delta\_x / 10,步长为 0.01,并赋值给 x

y = (-w[0]-w[1]\*x)/w[2]#请补全

#

通过公式计算得到直线的纵坐标: y = (-w[0]-w[1]\*x)/w[2]

plt.plot(x, y.T)

# 通过使用 plt.plot 函数绘制图象,

其中,横坐标是 x, 纵坐标是 y.T, ".T" 表示的是矩阵的转置,因为绘图时需要横纵坐标的维度一致

# figure name: 设置图像的文件名和标题名

# 设置图像的文件名为 'Training' + str(iter\_num) + 'times.png', 其中, str(iter\_num) 表示将迭代次数 iter\_num 转变成字符串,图片格式为 "png"

fig name = 'Training' + str(iter num) + 'times.png'

# 设置图像的标题名为'Training'+str(iter\_num)+'times.png', 其中, str(iter\_num)表示将迭代次数 iter num 转变成字符串,图片格式为 "png"

plt.title(fig\_name)

fig.savefig(fig\_name)

# 通过使用 fig.savefig 函数,保存图

片,分辨率等参数采取默认值

plt.show(fig)

# 通过使用 plt.show 函数,显

示绘制好的图片,注意的是必须关闭图像窗口,才可以进入执行后续的程序

# sigmoid: 定义一个 激活(激励)函数 sigmoid 函数 (activation function),输入参数是 wx,返回的是 sigmoid 函数值

def sigmoid(wx):

sigmoidV = 1.0/(1.0+np.exp(-wx))#请补全

# 请补全

计算激活函数 sigmoid 函数 的函数值,计算公式为: 1.0/(1.0+np.exp(-wx))

return sigmoidV

# loss fuc Y\_ 预测值 Y 真值

def loss(X, Y, w):

# 定义一个 损失函数 loss 函数

(loss function),输入参数是 X, Y, w, 返回的是 损失函数的值

m, n = np.shape(X)

# 通过使用 np.shape 函数,得到

数据集 X 的形状大小, 其中, m 为数据集 X 的行数, n 为数据集 X 的列数

trainMat = np.mat(X)

# 通过使用 np.mat 函数,将数据

集 X 转变成矩阵类型,并赋值给 trainMat

Y = [

#准备数据,定义一个空的列表,

并赋值给 Y\_, 进行初始化, 后续会通过 append 的方法向空列表内不断添加新的元素

for i in np.arange(m):

# 通过 for 循环结构, 遍历数据集 X

所有的行,其中, i 可取的数依次为: 0,1,2,...., m-1, 数据集 X 总共有 m 行

# 通过 append 的方法向空列表 Y\_ 内不断添加新的元素,新元素是通过 训练的矩阵数据集 trainMat[i] 乘以权重 w 之后,再计算激活函数 sigmoid 的函数值

Y\_.append(sigmoid(trainMat[i]\*w))

 $m = np.shape(Y_)[0]$ 

# 通过使用 np.shape 函数,得到

数据集 X 的形状大小,其中,np.shape(Y\_)[0] 为数据集 X 的行数,并赋值给 m

 $sum_err = 0.0$ 

# 初始化误差的总和为 0.0, 赋

值给 sum\_err, 后续会不断更新 误差的总和 sum\_err 的数值

for i in range(m):

# 通过 for 循环结构, 遍历数据集

Y\_ 所有的行, 其中, i 可取的数依次为: 0, 1, 2, ...., m-1, 数据集 Y\_ 总共有 m 行

# 请补全 更新误差的总和 sum\_err 的数值, 每次 误差的总和 sum\_err 递减 Y[i]\*np.log(Y\_[i])+(1-Y[i])\*np.log(1-Y\_[i]), 这是 交叉熵损失函数( Cross Entropy Loss )的计算公式

sum\_err -= Y[i]\*np.log(Y\_[i])+(1-Y[i])\*np.log(1-Y\_[i]) #请补全 return sum\_err/m # 返回 sum\_err

#BGD 批量梯度下降法求最优参数

# 定义一个 BGD 函数,即:批量梯度下降法(Batch Gradient Descent,BGD),输入参数是数据集 X 和 y,

# 迭代次数 iter\_num, 学习率 alpha,又写作 lr (learning rate), 它表示每次向着 J 最陡峭的 方向迈步的大小, 返回的是 权重 w

# 通过批量梯度下降法(Batch Gradient Descent,BGD),不断更新权重 W def BGD(X, y, iter\_num, alpha):

trainMat = np.mat(X)

# 通过使用 np.mat 函数,将数据

集 X 转换成矩阵类型,并赋值给 trainMat

trainY = np.mat(y).T

# 通过使用 np.mat 函数,将数据集

y 转换成矩阵类型,并且转置,然后赋值给 trainY

m, n = np.shape(X)

# 通过使用 np.shape 函数,得到

数据集 X 的形状大小, 其中, m 为数据集 X 的行数, n 为数据集 X 的列数

w = np.ones((n,1))

# 通过使用 np.ones 函数, 创建元

素全为 1 的矩阵,矩阵的大小为 n 行 1 列,并赋值给 w,即:进行权重 w 的初始化,令其全为 1

for i in range(iter\_num):

# 通过 for 循环结构, 开始进行迭代,

其中, i 可取的数依次为: 0, 1, 2, ...., iter\_num-1, 迭代次数总共有 iter\_num 次

error = sigmoid(trainMat\*w)-trainY #请补全

#

计算迭代的误差 error: 将预测得到的激活函数的数值 sigmoid(trainMat\*w) 减去 实际的 trainY 数值

w = w - (1.0/m)\*alpha\*trainMat.T\*error

# 请 补 全

# 更新权重 w, BGD 批量梯度下降法 的核心, w = w - (1.0/m)\*alpha\*trainMat.T\*error return w # 返回 w

# classify: 定义一个 classify 函数,输入参数是 wx, 返回的是标志 1 或者 0 def classify(wx):

prob = sigmoid(wx)

# 计算概率: 将激活函数

sigmoid(wx) 的数值作为预测的概率,并赋值给 prob

if prob > 0.5:

# 如果 概率 prob 大于 0.5, 那么

返回数值 1

return 1

else:

# 否则,如果 概率 prob 不大于

0.5, 那么返回数值 0

return 0

# predict: 定义一个 predict 函数,输入参数是 测试集 testX 和权重 w, 返回的是预测的结果 result

def predict(testX, w):

m, n = np.shape(testX)

# 通过使用 np.shape 函数,得到测

试集 testX 的形状大小,其中,m 为测试集 testX 的行数,n 为测试集 testX 的列数

testMat = np.mat(testX)

# 通过使用 np.mat 函数,将测试

集 testX 转换成矩阵类型,并赋值给 testMat

result = []

#准备数据,定义一个空的列表,

并赋值给结果 result, 进行初始化, 后续会通过 append 的方法向空列表内不断添加新的元素

for i in np.arange(m): # 通过 for 循环结构,遍历测试集 testX 所有的行,其中,i 可取的数依次为: 0, 1, 2, ...., m-1, 测试集 testX 总共有 m

# 通过 append 的方法向空列表 result 内不断添加新的元素,新元素是通过调用 classify 函数进行预测得到,将返回的浮点型的 1 或者 0 添加到 空列表 result 内

result.append(classify(float(testMat[i]\*w)))

return result

# 返回预测结果 result

#Precision: 定义一个 Precision 函数,输入参数是数据集 X,Y 和权重 w, 返回的是 测试集的正确率

def Precision(X, Y, w):

result = predict(X, w)

# 通过调用 predict 函数,输入测试

集 X 和权重 w, 计算得到预测结果,并把返回的结果赋值给 result

right sum = 0

# 进行初始化预测正确的数目,

赋值 0 给 right\_sum,后续如果预测正确,会不断增加 1

# 通过 for 循环结构,开始进行遍历,其中,i 可取的数依次为:0,1,2,...,len(result)-1, 预测结果 result 内元素的个数总和为 len(result)

for i in range(len(result)):

if result[i]-int(Y[i]) == 0: # 通过条件判断语句 if, 如果结果 result 的元素与 int(Y[i])相等,即:预测正确! 那么更新预测正确的数目 right\_sum

right sum += 1

# 如果预测正确! 那么更新预测

正确的数目 right sum,每次递增加 1

# 最后返回测试集预测的正确率, 计算公式为: 1.0\*right\_sum/len(Y), 注意: 乘以 1.0 的原因是把正确率变成浮点型, 当然也可以直接用 float 强制转换

return 1.0\*right sum/len(Y)

# python 主程序, 当本文件被执行的时候, 运行下列语句: if \_\_name\_\_ == "\_\_main\_\_":

# load data and visualization,加载数据并可视化

data = loadData('data.xls')

# 通过调用 loadData 函数,导入原始

数据集 文件 'data.xls', 并赋值给 data

X = data[:,:2]

# 将数据集 data 的 第一列 和 第

二列 的所有行的数据,赋值给 X,实际对应的是 身高(m)、 月薪(元)的原始数据 y = data[:,2] # 将数据集 data 的 第三列 所有 行的数据,赋值给 y,实际对应的是 是否有兴趣尝试交往 (Y=1/N=0) 的原始数据,可取 0

或 1

# plot data

plt\_data = plt.figure(1)

p1, p2 = plotData(X, y)

# 通过调用 plotData 函数,输入参数为 数

据集 X 和 y, 绘制图像

#Labels and Legend

plt.xlabel('tall')

# 通过调用 plt.xlabel 函数,设置图像

的横坐标名称为'tall',意思是: 身高(m)

plt.ylabel('salary')

# 通过调用 plt.ylabel 函数,设置图像

的纵坐标名称为'salary', 意思是: 月薪(元)

- # 通过调用 plt.legend 函数,设置图像的图例分别为 'I like you' 和 "I don't like you"
- # 设置 为线条图图例条目创建的标记点数 numpoints 为 1,图例句柄的长度 handlelength 为 0,即:只用散点图形表示图例,没有图例句柄的长度的横线

plt.legend((p1, p2), ('I like you', "I don't like you"), numpoints=1, handlelength=0)

# show and save visualized image

plt\_data.savefig('visualization\_org.png') # 通过调用 plt.savefig 函数,保存图像,并且图像的文件名为: 'visualization\_org.jpg',其中,图片的格式为 'jpg'

plt.show(plt data)

# 通过调用 plt.show 函数,显示图像

plt.close(plt\_data)

# 通过调用 plt.close 来关闭窗口

# normalization and visualization:通过调用 normalization 函数,对原始数据集 X 进行归一化

X\_norm = normalization(X)

# plot data

plt\_norm = plt.figure(1)

# 通过调用 plotData 函数,进行绘图,输入参数是 归一化后的 X\_norm 和标签数据 y, 返回的是 plt\_norm, p1\_norm 和 p2\_norm

p1\_norm, p2\_norm = plotData(X\_norm, y)

# Labels and Legend

plt.xlabel('tall')

# 通过调用 plt.xlabel 函数,设置图像的横

坐标名称为'tall', 意思是: 身高(m)

plt.ylabel('salary')

# 通过调用 plt.ylabel 函数,设置图像的纵

坐标名称为'salary', 意思是: 月薪(元)

- # 通过调用 plt.legend 函数,设置图像的图例分别为 'I like you' 和 "I don't like you"
- # 设置 为线条图图例条目创建的标记点数 numpoints 为 1,图例句柄的长度 handlelength 为 0,即:只用散点图形表示图例,没有图例句柄的长度的横线

plt.legend((p1\_norm, p2\_norm), ('I like you', "I don't like you"), numpoints=1, handlelength=0)

# show and save visualized image

# 通过调用 plt.show 函数,显示图像

#请补全

plt.show ()

# 通过调用 plt.savefig 函数,保存图像,并且图像的文件名为: 'visualization\_norm.jpg',其中,图片的格式为 'jpg'

#请补全

plt.savefig('visualization\_norm.png')

# 通过调用 plt.close 函数, 关闭窗口

#请补全

plt.close()

# optimizing by BSD

iter\_num=200

# 进行初始化迭代的次数

iter\_num,赋值 200 给 iter\_num

lr=0.05

# 进行初始化学习率 Ir, 赋值

0.001 给 Ir

m,n = np.shape(data)

# 通过使用 np.shape 函数,得到

数据集 data 的形状大小,其中,m 为数据集 data 的行数,n 为数据集 data 的列数

offset = np.ones((m, 1))

# 通过使用 np.ones 函数, 创建元素

全为 1 的矩阵,矩阵的大小为 m 行 1 列,并赋值给 offset, 即:进行 offset 的初始化, 令其全为 1

trainMat = np.c\_[offset, X\_norm]

# 通过使用 np.c\_ 函数将 offset 和

归一化后的 X\_norm 数据集组合起来,并赋值给 trainMat

theta=BGD(trainMat,y,iter\_num,lr)

# 通过调用 BGD 函数, 即: 批量梯

度下降法(Batch Gradient Descent, BGD),返回最优化后的权重, 并赋值给 theta

## ## Plot Boundary

# 通过调用 plotDecisionBoundary 函数,绘制分类决策的直线,其中,输入参数分别是:

训练集 trainMat, 标签 y, 最优化后的权重 theta 和 迭代次数 iter\_num plotDecisionBoundary(trainMat, y, theta, iter\_num)

# 通过调用 loss 函数,计算出本模型算 cost = loss(trainMat, y, theta) 法的损失函数,其中,输入参数分别是: 训练集 trainMat,标签 y 和 最优化后的权重 theta, 并赋值给 cost

print('Cost theta: {0}'.format(cost)) # 在屏幕上输出 损失函数的数值,其 中,.format(cost)的格式是更加规范的输出格式,当然也可以用转义字符 %s

## # Compute accuracy on our training set

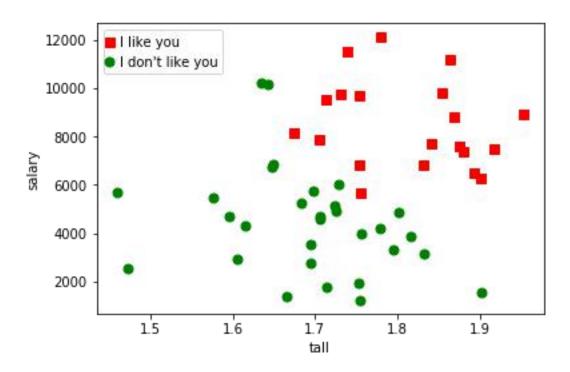
p = Precision(trainMat, y, theta) 测试集结果的正确率,其中,输入参数分别是: 训练集 trainMat,标签 y 和 最优化后的 权重 theta, 并赋值给 p

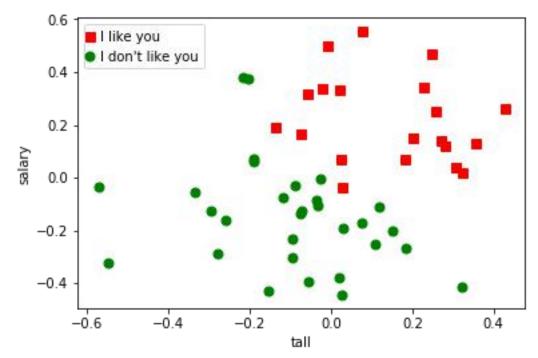
print('Train Accuracy: {0}'.format(p)) 其中,.format(p) 的格式是更加规范的输出格式,当然也可以用转义字符 %s print('finished!')

# 通过调用 Precision 函数,计算出预测

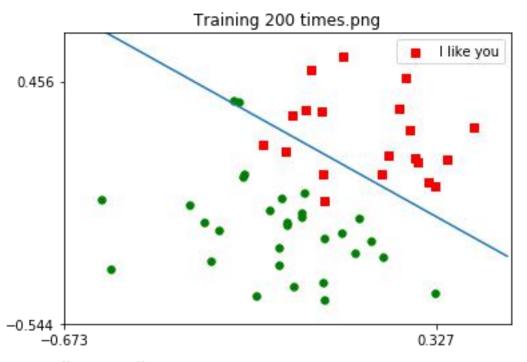
# 在屏幕上输出 测试集正确率的数值, # 在屏幕上输出完成的信息,'finishe'

## 运行结果:





d!'



Cost theta: [[0.48518509]]
Train Accuracy: 0.88

finished!