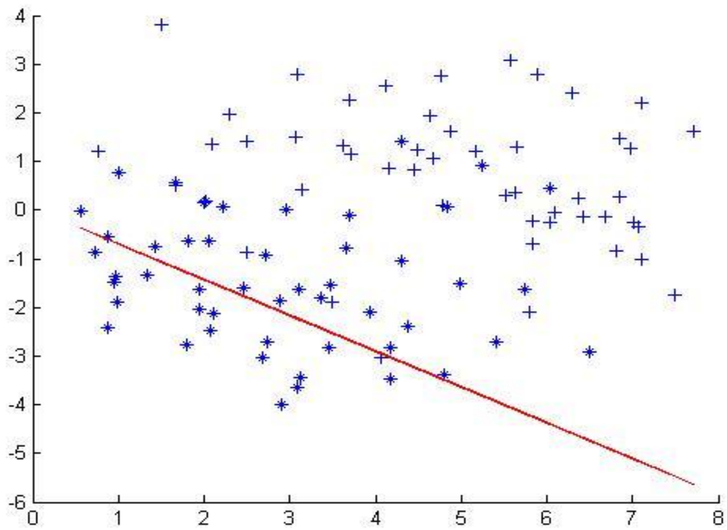
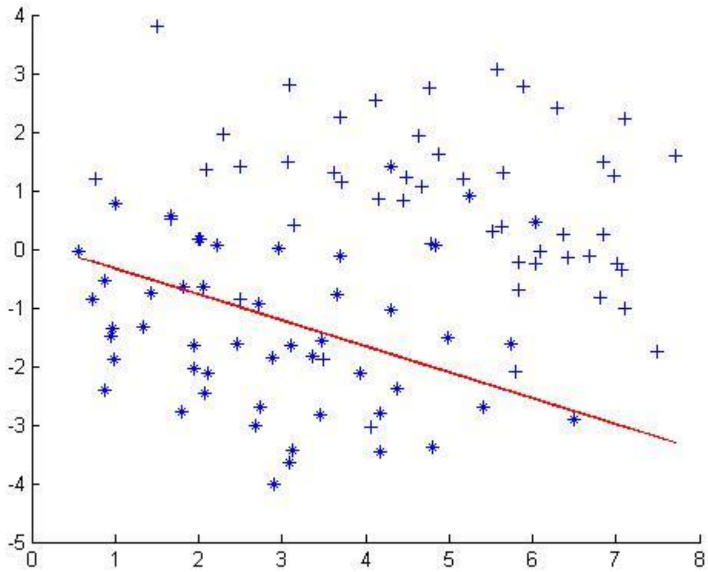
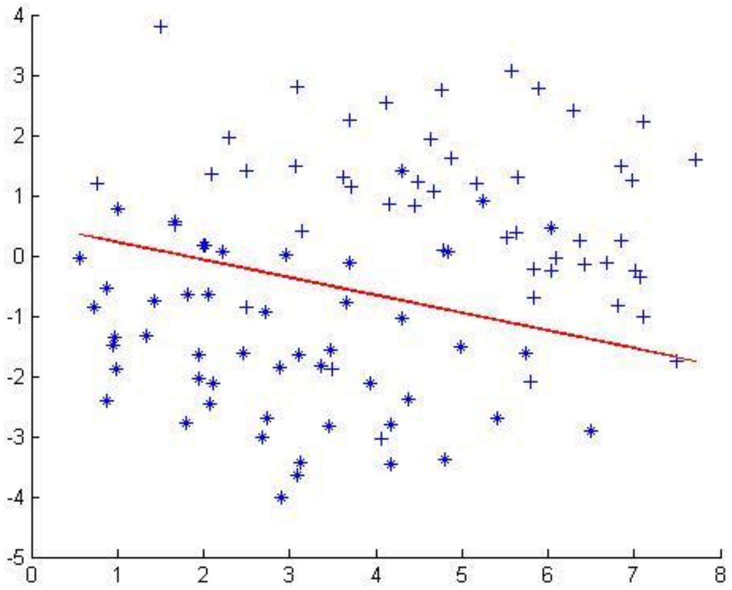
1、 完成 matlab_session.m 文件中的每一项操作，并将结果记录在实验报告中；

2、 理解 logistic_grad_ascent.m 文件的算法，自己编程，对数据集（q1x.dat, q1y.dat）进行 logistic 分类分析，依不同迭代次数（10、50、100、200、300、500、1000），画出 logistic 运算结果，参考图形如下：







将程序设计说明、程序、程序注释、运行结果整理入实验报告。实验报告以姓名+学号.doc 命名。

附录（实验涉及的数学公式）

1) $h(x)=\sum_{i=0}^{n}\theta_i x_i=\theta^T x$　　$h(x)$ 为假设函数，n 为假设的参量数

2) $J(\theta)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\left(h_\theta(x^{(i)})-y^{(i)}\right)^2$　　$J(\theta)$ 为代价函数，回归分析的目的是希望代价函数取到最小值，m 为训练样本个数

3) 重复直到收敛

{

$$\theta_j=\theta_j+\alpha\sum_{i=1}^{m}\left(y^{(i)}-h_\theta(x^{(i)})\right)x_j^{(i)}$$　（for every j）

}　　该公式为求参量 θ_j 的迭代公式

4) $\theta=\left(X^T X\right)^{-1}X^T\vec{y}$　　该公式为求参量 θ 的解析公式，其中 X 、$\vec{y}$ 均为向量

5) $h_\theta(x)=g\left(\theta^T x\right)=\frac{1}{1+e^{-\theta^T x}}$　　其中 $g(z)=\frac{1}{1+e^{-z}}$ 为 Sigmoid 函数

6) 利用 Sigmoid 函数设计二分类器，对训练样本集构造似然函数为

$$\ell(\theta) = \log L(\theta) = \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} \log h(x^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h(x^{(i)})))$$

利用梯度上升算法，解使$\ell(\theta)$取最大值的参数向量θ，得到迭代公式如下

$$\theta_j = \theta_j + \alpha \sum_{i=1}^{m} \left(y^{(i)} - h_\theta(x^{(i)}) \right) x_j^{(i)}$$

该公式即为 logistic 回归算法的迭代公式