Data Mining, Spring 2018

Problem Set #1: Supervised Learning – Regression and SVM

1. 线性回归

某班主任为了了解本班同学的数学和其他科目考试成绩间关系,在某次阶段性测试中,他在全班学生中随机抽取 1 个容量为 5 的样本进行分析。该样本中 5 位同学的数学和其他科目成绩对应如下表:

| 学生编号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---------|----|----|----|----|----|
| 数学分数 m | 89 | 91 | 93 | 95 | 97 |
| 物理分数 p | 87 | 89 | 89 | 92 | 93 |
| 语文分数 c | 72 | 76 | 74 | 71 | 76 |
| 英语分数 e | 83 | 88 | 82 | 91 | 89 |
| 化学分数 ch | 90 | 93 | 91 | 89 | 94 |

利用以上数据,建立 m 与其他变量的多元线性回归方程,并回答下列问题:

- (1) 在线性回归中,利用梯度下降法,令参数向量 θ^0 初始值全为0,学习率 α 为 1,算出经过第一次迭代后的参数向量 θ^1 :
- (2) 讨论(1) 中所算出的 θ^1 是否可以使线性回归中的代价函数 $I(\theta)$ 下降,即 $I(\theta^1) < I(\theta^0)$;
- (3) 讨论是否可以选取更佳的学习率 α ,经过第一次迭代后,使代价函数 $I(\theta)$ 下降得更快;
- (4) 利用标准方程求出最优的多元线性回归方程(系数精确到 0.01),并预测该班物理分数 88、语文分数 73、 英语分数 87、化学分数 92 同学的数学分数。
- (5) 在 L2 正则化线性回归中,令正则化平衡系数λ为 1,利用标准方程求出最优的 L2 正则化多元线性回归方程(系数精确到 0.01),并比较其与(4)中得出的多元线性回归方程对数学分数的预测,哪个更好。

2. 逻辑回归

研究人员对使用雌激素与子宫内膜癌发病间的关系进行了1:1 配对的病例对照研究。病例与对照按年龄相近、婚姻状况相同、生活的社区相同进行了配对。收集了年龄、雌激素药使用、胆囊病史、高血压和非雌激素药使用的数据。变量定义及具体数据如下:

match: 配比组

case: case=1 病例; case=0 对照(未发病) est: est=1 使用过雌激素; est=0 未使用雌激素; gall: gall=1 有胆囊病史; gall=0 无胆囊病史; hyper: hyper=1 有高血压; hyper=0 无高血压;

nonest: nonest=1 使用过非雌激素: nonest=0 未使用过非雌激素:

| Match | Case | Est | Gall | Hyper | Nonest |
|-------|------|-----|------|-------|--------|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 2 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 3 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 3 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 4 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 5 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Problem Set #1

| FIUDIEIII SEL#I | | | | | |
|-----------------|---|---|---|---|---|
| 7 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| 9 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 9 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 10 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 11 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 11 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 12 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| 13 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 14 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 15 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 15 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 16 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 16 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 17 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 18 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 18 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 19 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 19 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 20 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 20 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| | | | | | |

- (1)调用逻辑回归函数或实现求解 L2 逻辑回归分析的梯度下降算法,求出最优的逻辑回归模型;
- (2) 尝试找出对影响子宫内膜癌发病的最直接的因素;
- (3)编程实现求解 L2 正则化逻辑回归分析的梯度下降算法,并求出最优的正则化逻辑回归模型(加分题)。

3. 支持向量机

考虑以下的两类训练样本集

| 特征 1 | 特征 2 | 类标 |
|------|------|----|
| 1 | 1 | + |
| 2 | 2 | + |
| 2 | 0 | + |
| 0 | 0 | = |
| 1 | 0 | _ |
| 0 | 1 | - |

- (1) 在图中画出这6个训练样本点和支持向量机对应的最优超平面(决策边界),并写出对应的超平面方程;
- (2) 假设增加一些训练样本点,这些点能被正确分类且远离最优超平面(决策边界),说明最优超平面(决策边界)不受新增训练样本点影响,而线性回归会受影响的原因;
- (3) 指出哪些是支持向量,并求出两个异类支持向量到最优超平面(决策边界)的距离之和;
- (4) 通过寻找拉格朗日待定乘数α_i来构造对偶空间的解,并将其与(1)中结果作比较。