

机器学习

Machine learning

第七章 降维与特征选择

Feature Reduction & Selection

授课人：周晓飞

zhouxiaofei@iie.ac.cn

2022-11-4

课件放映 → PDF 视图 → 全屏模式

第七章 降维与特征选择

7.1 概述

7.2 特征选择

7.3 特征降维

第七章 降维与特征选择

7.1 概述

7.2 特征选择

7.3 特征提取

概述

内容概要

机器学习算法的**有效性和计算复杂度**是敏感于数据的**特征表达和维度**。

本章介绍数据的降维表示方法，主要包括**特征选择**和**特征提取**两种方法。

为什么要进行特征选择和提取？

例子 1. 两类问题：男性、女性

数据特征：身高、体重、音频、头发长短、**出生日期、家庭住址、籍贯、专业**

所有特征都有用吗？

为什么要进行特征选择和提取？

例子 2. 高维数据的稀疏情况

数据 1: 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0

数据 2: 1, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0

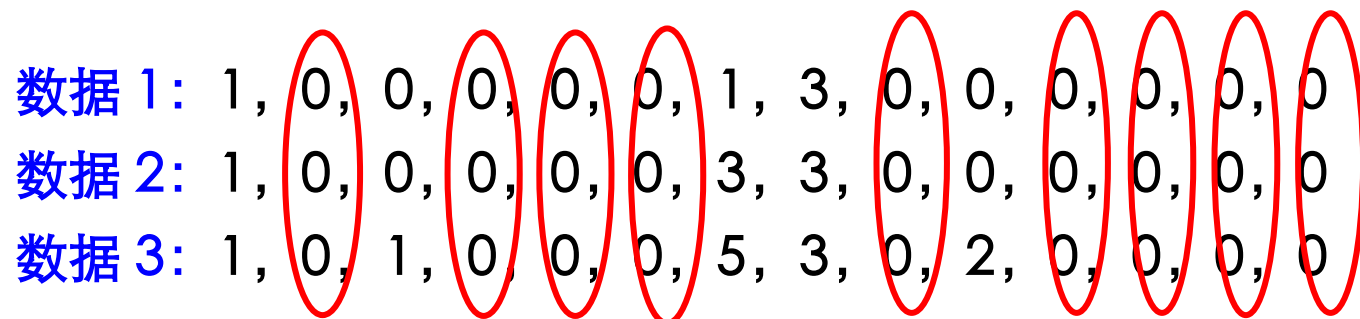
数据 3: 1, 0, 1, 0, 0, 0, 5, 3, 0, 2, 0, 0, 0, 0

样本中出现许多 0 值的属性，这些属性特征有用吗？

为什么要进行特征选择和提取？

例子 2. 高维数据的稀疏情况

数据 1: 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0
数据 2: 1, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0
数据 3: 1, 0, 1, 0, 0, 0, 5, 3, 0, 2, 0, 0, 0, 0



样本中出现许多 0 值的属性，这些属性特征有用吗？

为什么要进行特征选择和提取？

例子 3. 降低数据尺寸



为什么要进行特征选择和提取？

特征降维的意义

(1) 数据压缩:

简化数据表示，加快数据通信传输、节省存储资源、...

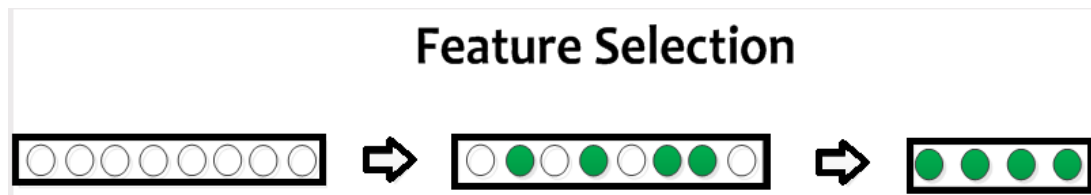
(2) 学习算法效率:

- 计算上，简化计算，加快速度
- 性能上，提升精确度
- 可理解性，发现数据的潜在本质特征

特征选择和特征提取的区别？

特征选择：

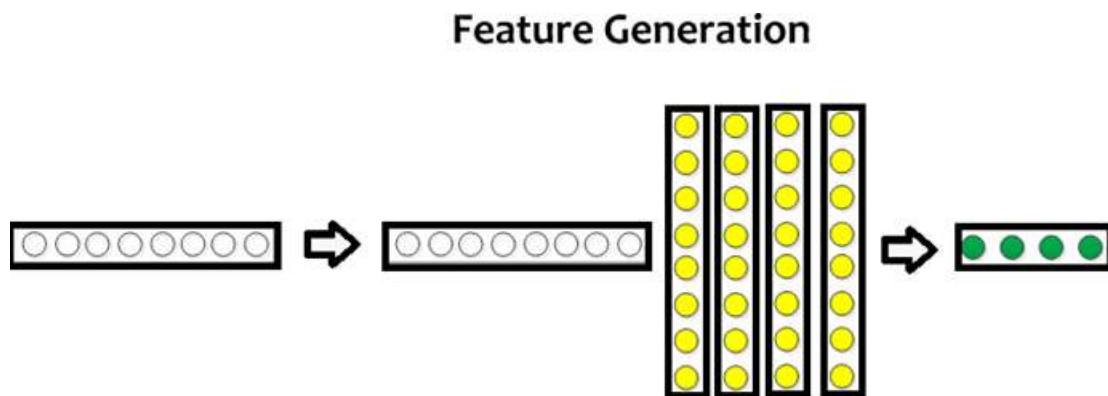
从 D 个特征中选择 d 个，来表达模式。



特征选择和特征提取的区别？

特征提取：

采用**特征变换**的方法，生成 d 个新的特征



第七章 降维与特征选择

7.1 概述

7.2 特征选择

7.3 特征提取

特征选择

特征选择框架

特征选择问题：

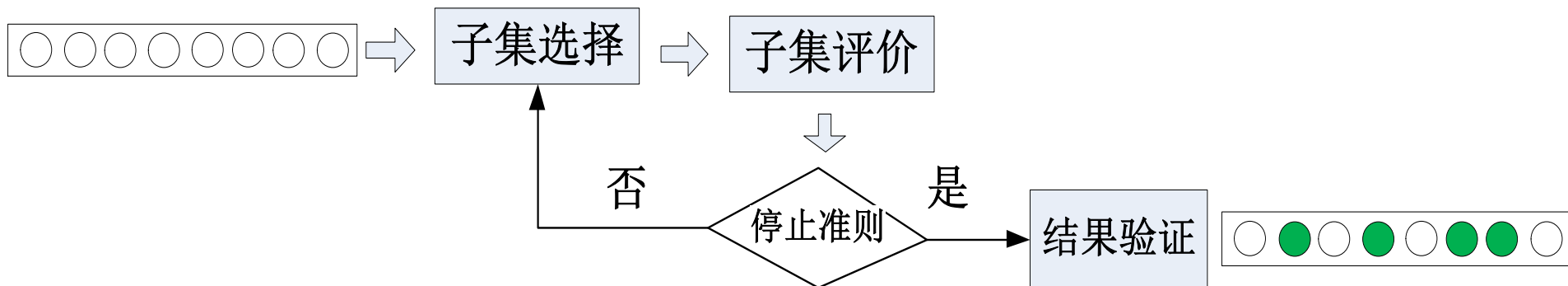
从 D 维特征中选择 d 维 ($d < D$) 特征子集

- 使数据的压缩率高
- 使学习机预测性能最佳
- 使学习机学习速度加快

特征选择

特征选择框架

特征选择的处理过程：



- 特征子集生成
- 特征评价准则
- 特征选择的框架

特征选择

特征子集生成

特征子集生成问题：

D 维特征中，选择 d 维 ($d < D$) 特征子集，子集个数？

$$C_D^d = \frac{D!}{(D-d)!d!}$$

例如： $X=(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ 降到 2 维

可能的特征表示：

(x_1, x_2) 、 (x_1, x_3) 、 (x_1, x_4) 、 (x_1, x_5) 、 (x_2, x_3) 、
 (x_2, x_4) 、 (x_2, x_5) 、 (x_3, x_4) 、 (x_3, x_5) 、 (x_4, x_5)

特征选择

特征子集生成

1. 穷举（最优子集搜索）

计算特征的所有可能组合，并逐一评价。

选择的特征数为 d , 可能的组合数:

$$\text{组合数 } C_D^d = \frac{D!}{(D-d)!d!}$$

$$D=100, d=2, C=4950$$

$$D=100, d=3, C=161700$$

$$D=100, d=10, C=1.73103 \times 10^{13}$$

$$D=100, d=50, C=1.00891 \times 10^{29}$$

$$D=1000, d=2, C=499500$$

$$D=10000, d=2, C=4.9995 \times 10^7$$

$d=1 \sim D$, 总的穷举总数:

$$\sum_{d=1}^D C_D^d = \sum_{d=1}^D \frac{D!}{(D-d)!d!} = 2^D - 1$$

计算量大，适合于 D 较小的情况。

特征选择

特征子集生成

2. 单独最优特征组合

对每个特征分别评估，找前 d 个单独最优特征

- 方法描述：

对特征集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_D\}$

根据给定的样本，分别计算 $J(x_1)$ 、 $J(x_2)$ 、 \dots 、 $J(x_D)$

按最优顺序，排序 $J(x_1^*) > J(x_2^*) > \dots > J(x_D^*)$

选择前 d 个特征，作为选择特征集

优点：算法简单

缺点：没有考虑特征之间的关系，存在特征冗余

特征选择

特征子集生成

3. SFS (Sequential forward selection, 前向序贯)

每次加入一个特征，该特征使得新的特征组合最优。

每次寻优后特征集：

$$X_d = X_{d1} + x_j$$

$$J_j = \max_{x_j} J(X_{d1} + x_j)$$

其中， $x_j \notin X_{d1}$

特点：一旦增加，无法删除

特征选择

特征子集生成

4. GSFS (广义 SFS)

每次加入 k 个特征，使加入特征后的组合最优。

每次寻优后特征集：

$$X_d = X_{d1} + \{x_j\}_k$$

$$J_j = \max_{\{x_j\}_k} J(X_{d1} + \{x_j\}_k)$$

$\{x_j\}_k$ 表示 k 个样本组成的集合， $\{x_j\}_k \notin X_{d1}$ 。

计算量比 SFS 大

特征选择

特征子集生成

5. SBS (Sequential backward selection, 后向序贯)

每次减掉一个特征，使剩余特征组合最优。

每次寻优后特征集：

$$X_d = X_{d1} - x_j$$

$$J_j = \max_{x_j} J(X_{d1} - x_j)$$

其中， $x_j \in X_{d1}$

特点：一旦删除，无法增加

特征选择

特征子集生成

6. GSBS (广义 SBS):

每次减 k 个特征，使剩余特征组合最优。

每次寻优后特征集：

$$X_d = X_{d1} - \{x_j\}_k$$

$$J_j = \max_{\{x_j\}_k} J(X_{d1} - \{x_j\}_k)$$

其中， $\{x_j\}_k \in X_{d1}$ 。

计算量比 SBS 大

特征选择

特征子集生成

7. L-R 法 (增加 L 个 , 减 R 个)

每次增加 L 个再减 R 个, ($L > R$);

或减 R 个增加 L 个 ($L < R$)

先 L-后 R : 每次寻优后特征集:

$$X_d = X_{d1} + \{x_j\}_L - \{x_i\}_R$$

$$J_{j1} = \max_{\{x_j\}_L} J(X_{d1} + \{x_j\}_L)$$

$$J_{j2} = \max_{\{x_i\}_R} J(X_{d1} + \{x_j\}_L - \{x_i\}_R)$$

其中, $\{x_j\}_L \in X_{d1}$, $\{x_i\}_R \in X_{d1} + \{x_j\}_L$.

特征选择

特征子集生成

先 R-后 L，每次寻优后特征集：

$$X_d = X_{d1} + \{x_i\}_R - \{x_j\}_L$$

$$J_{j1} = \max_{\{x_i\}_R} J(X_{d1} + \{x_i\}_R)$$

$$J_{j2} = \max_{\{x_i\}_R} J(X_{d1} + \{x_i\}_R - \{x_j\}_L)$$

其中， $\{x_i\}_R \in X_{d1}$ ， $\{x_j\}_L \in X_{d1} + \{x_i\}_R$ 。

特征选择

特征子集生成

8. 广义的 L-R (ZL , ZR)

增 L 和减 R 分 Z 步进行

先 L-后 R, 每次寻优后特征集:

$$X_d = X_{d1} + \{x_{j1}\}_{L/z} + \dots + \{x_{jk}\}_{L/z} - \{x_{i1}\}_{R/z} - \dots - \{x_{il}\}_{R/z}$$

$$J_{j1} = \max_{\{x_{j1}\}_{L/z}} J(X_{d1} + \{x_{j1}\}_{L/z}), \dots$$

$$J_{jz} = \max_{\{x_{j1}\}_{L/z}} J(X_{d1} + \{x_{j1}\}_{L/z} \dots + \{x_{jz}\}_{L/z})$$

$$J_{i1} = \max_{\{x_{i1}\}_{R/z}} J(X_{d1} + \{x_{j1}\}_{L/z} \dots + \{x_{jz}\}_{L/z} - \{x_{i1}\}_{R/z}), \dots$$

$$J_{iz} = \max_{\{x_{i1}\}_{R/z}} J(X_{d1} + \{x_{j1}\}_{L/z} \dots + \{x_{jz}\}_{L/z} - \{x_{i1}\}_{R/z} - \dots - \{x_{iz}\}_{R/z})$$

特征选择

特征评价准则

(1) 可分性度量 :

在选择的特征集下, 采用类别可分性的程度, 评价特征选择的好与坏。
常用于 Filter 框架下。

(2) 学习算法精度的度量 :

在选择的特征集下, 通过学习算法的精确度, 评价特征选择的好与坏。
常用于 wrapper 框架下。

特征选择

特征评价准则

(1) 可分性度量：

在选择的特征集下，采用类别可分性的程度，评价特征选择的好与坏。
常用于 Filter 框架下。

评价准则：距离准则、概率可分、熵可分准则。

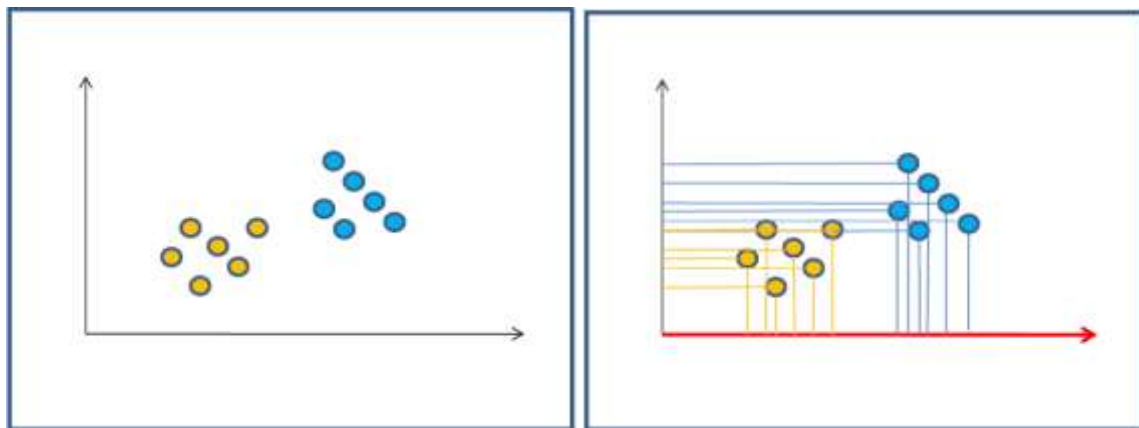
(2) 学习算法精度的度量：

在选择的特征集下，通过学习算法的精确度，评价特征选择的好与坏。
常用于 wrapper 框架下。

特征选择

特征评价准则 1 . 基于距离的可分性判据

通常依赖于**类内类间**的距离度量（可回顾第三章）；（前提是数据具有类别标签）
可分性评估是在选择的特征子集维度上计算数据统计量。



距离的可分性判据的特点：

- 容易理解和实现；
- 与错误率无直接关系，不敏感于数据交叠情况；
- 常用于 Filter 特征选择框架下。

特征选择

特征评价准则 1 . 基于距离的可分性判据

- 常用的数据统计量

(1) 类内散度矩阵

$$S_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}'_j - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x}'_j - \mathbf{m}_i)^T$$

\mathbf{x}'_j 是特征选择后的向量, \mathbf{m}_i 是特征选择后第 i 类的平均

(2) 总类内离散度矩阵

$$S_w = \sum_{i=1}^c P_i S_i$$

(3) 类间散度矩阵

$$S_b = \sum_{i=1}^c (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^T$$

特征选择

特征评价准则 1 . 基于距离的可分性判据

- 常用的可分性判据

对一维特征可采用：（两类） $J_f = \frac{(m_1 - m_2)^2}{S_1^2 + S_2^2}$, （多类） $J_f = \frac{S_b}{S_w}$

对多维选择特征可采用：

$$J_1 = \text{tr}(S_w + S_b)$$

$$J_2 = \text{tr}(S_w^{-1} S_b)$$

$$J_3 = \ln \frac{|S_b|}{|S_w|}$$

$$J_4 = \frac{\text{tr}(S_b)}{\text{tr}(S_w)}$$

$$J_5 = \frac{|S_b - S_w|}{|S_w|}$$

特征选择

特征评价准则 2. 基于概率分布的可分性判据

从类别概率密度的角度，讨论两个类别的交叠程度。

- 密度函数之间的距离：

$$J(.) = \int g[p(x|\omega_1), p(x|\omega_2), p_1, p_2] dx$$

满足三个条件：

1. $J(.) \geq 0$
2. 若 $p(x|\omega_1)p(x|\omega_2) = 0, \forall x$
 $J = J_{\max}$ 完全不重叠
3. 若 $p(x|\omega_1) = p(x|\omega_2), \forall x$
 $J = 0$ 完全重叠

特征选择

特征评价准则 2. 基于概率分布的可分性判据

可分

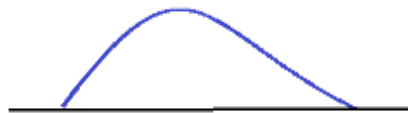


$$p(x|\omega_1)p(x|\omega_2)=0, \forall x$$

不可分



完全重叠



$$p(x|\omega_1)=p(x|\omega_2), \forall x$$

特征选择

特征评价准则 2. 基于概率分布的可分性判据

- 常见的概率距离准则 (J)

(1) Bhattacharyya 距离:

$$J = -\ln \int [p(x|\omega_1)p(x|\omega_2)]^{1/2} dx$$

两类完全重合时, $J=0$

两类完全不交时, $J = \text{无穷大}$

特征选择

特征评价准则 2. 基于概率分布的可分性判据

(2) Chernoff:

$$J = -\ln \int p^s(x|\omega_1) p^{1-s}(x|\omega_2) dx$$

当 $s=0.5$ 时, 与 Bhattacharyya 距离相同

(3) Matusita:

$$J = \left[\int \left(\sqrt{p(x|\omega_1)} - \sqrt{p(x|\omega_2)} \right)^2 dx \right]^{1/2}$$

特征评价准则 2. 基于概率分布的可分性判据

(4) Patrick-Fisher

$$J = \left[\int_x (p(x|\omega_1)P_1 - p(x|\omega_2)P_2)^2 dx \right]^{1/2}$$

(5) Lissack-Fu

$$J = \int_x |p(x|\omega_1) - p(x|\omega_2)|^s p(x)^{1-s} dx$$

特征评价准则 2. 基于概率分布的可分性判据

(6) Komolgorov

$$J = \int_x |p(x|\omega_1) - p(x|\omega_2)| dx$$

(7) 散度

$$J = \int_x [p(x|\omega_1) - p(x|\omega_2)] \ln \frac{p(x|\omega_1)}{p(x|\omega_2)} dx$$

特征选择

特征评价准则 3. 熵可分性判据

- 互信息

$$I(X;Y) = \sum_{x \in S_x} \sum_{y \in S_y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}$$

互信息：两个变量之间相互依存关系的强弱

- 条件互信息

$$I(X;Y|Z) = \sum_{x \in S_x} \sum_{y \in S_y} \sum_{z \in S_z} p(x, y, z) \log \frac{p(x, y|z)}{p(x|z)p(y|z)}$$

在 Z 已知的条件下，X 和 Y 的统计依存度

特征选择

特征选择方法

特征选择通常包括三种方案：Filter、Wrapper、Embedded

- **Filtering approaches**
 - Filter out features with small predictive potential
 - done before classification; typically uses univariate analysis
- **Wrapper approaches**
 - Select features that directly optimize the accuracy of the multivariate classifier
- **Embedded methods**
 - Feature selection and learning closely tied in the method

特征选择

特征选择方法---1. Filter 方法

- 不依赖于学习算法（如分类器）的结果，直接由数据构建评估函数，对选择的特征子集进行评估。
- 通常方法：根据特征评价准则进行评估，选择最优的特征子集。
评价准则：距离准则、概率可分、熵可分准则。

优点：计算复杂度低，效率高。

缺点：选择的特征之间存在冗余信息。

特征选择

特征选择方法---1. Filter 方法

例 1: Filter 框架 + 特征子集生成 + 距离评价

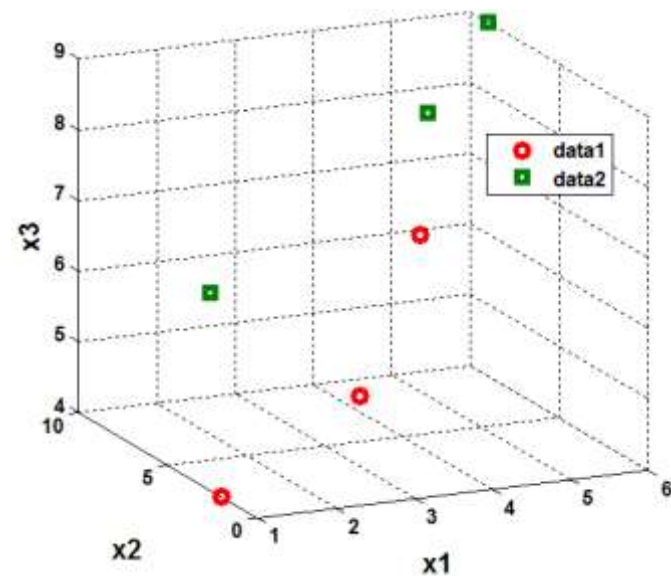
两类 3 维数据（每类各 3 个）每行是一个样本

W1 =

1	2	4
3	3	5
4	4	7

W2 =

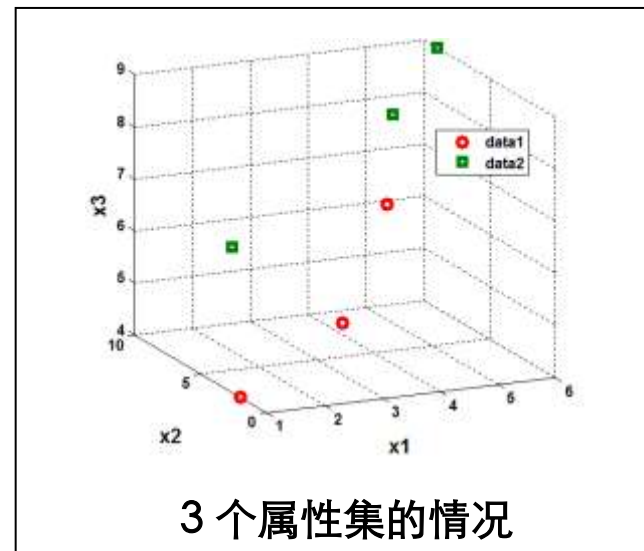
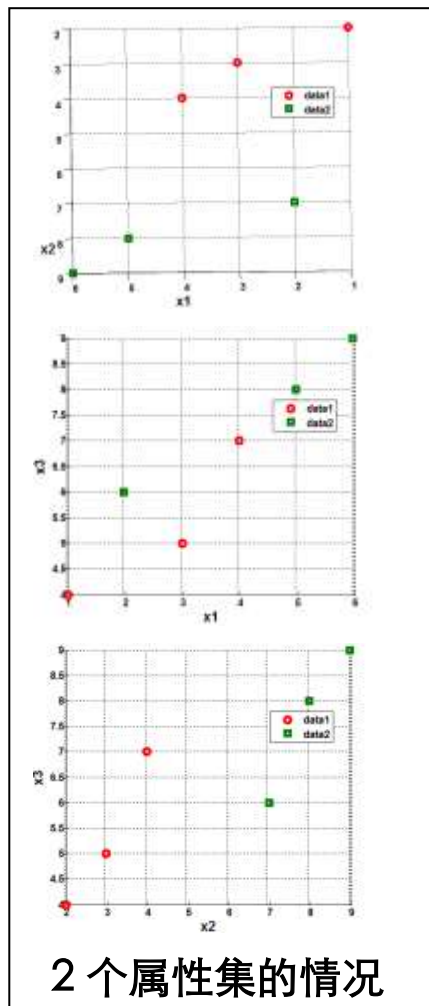
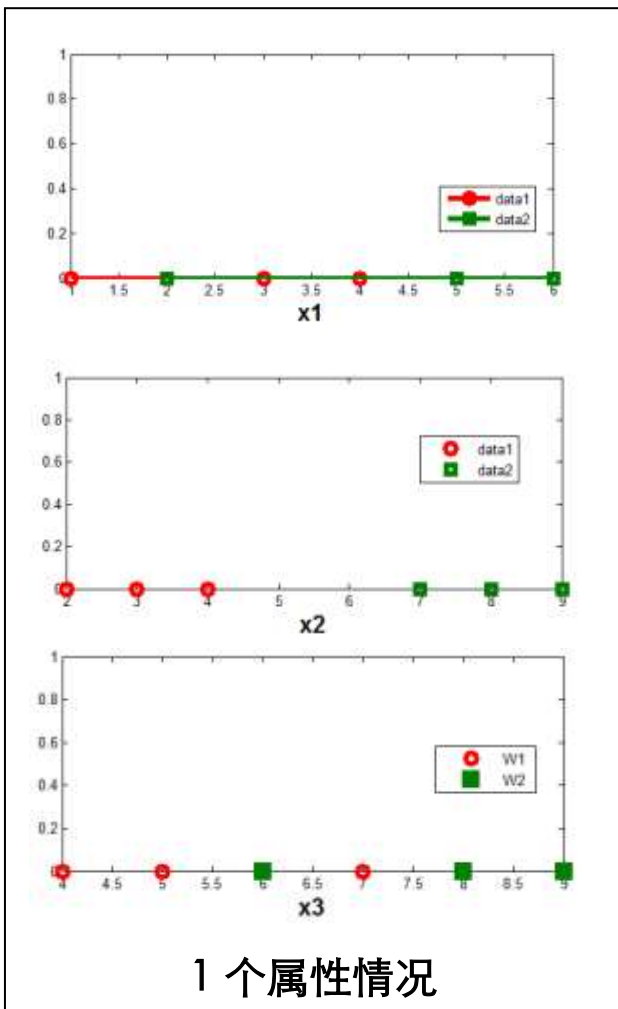
2	7	6
5	8	8
6	9	9



W1 红色, W2 绿色

特征选择

特征选择方法---1. Filter 方法



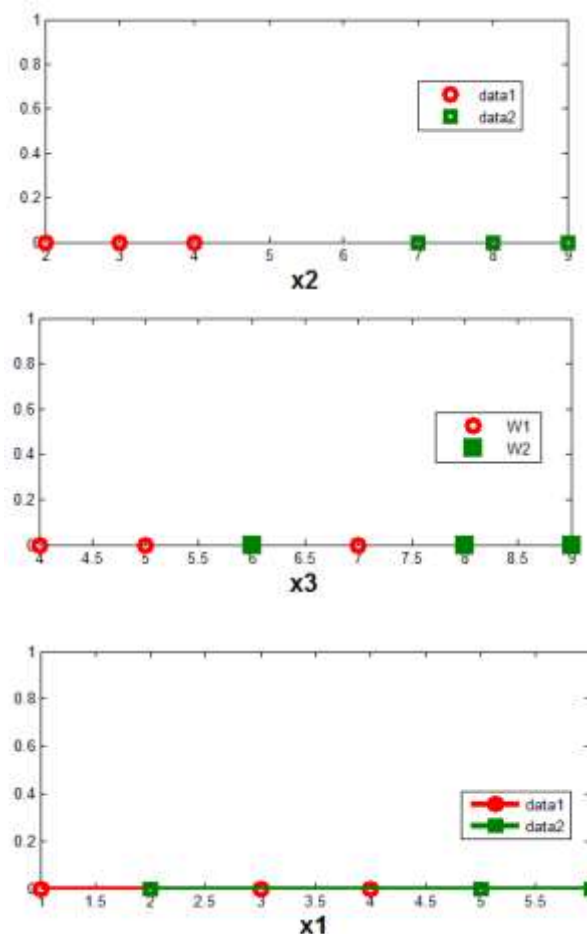
特征选择

特征选择方法---1. Filter 方法

选择 1 维特征时

每个特征计算 $J_f = \frac{(m_1 - m_2)^2}{S_1^2 + S_2^2}$, 并排序

结果: $J(x_2) > J(x_3) > J(x_1)$

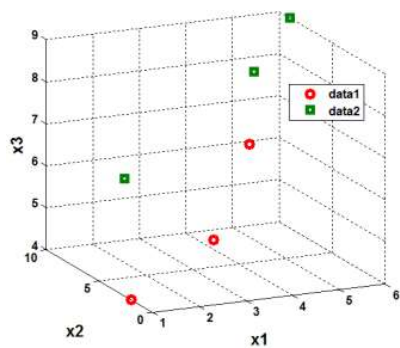


特征选择

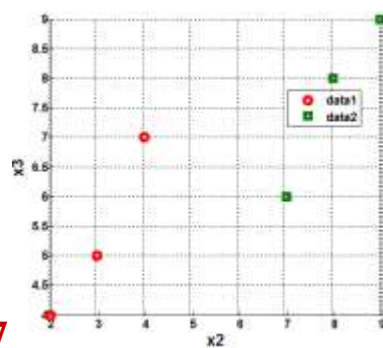
特征选择方法---1. Filter 方法

选择最优子集

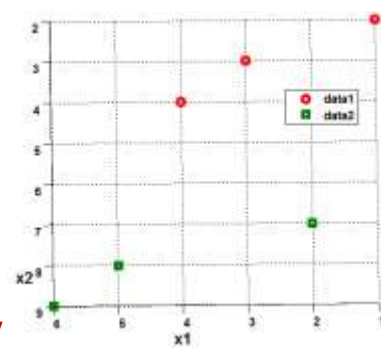
每个子集计算 $J_2 = \text{tr}(S_w^{-1} S_b)$



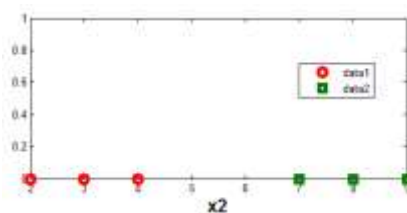
53.2917



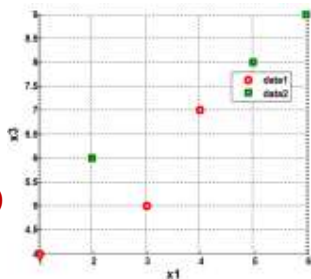
43.1667



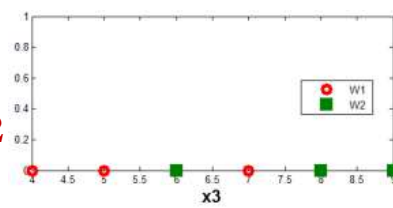
26.2821



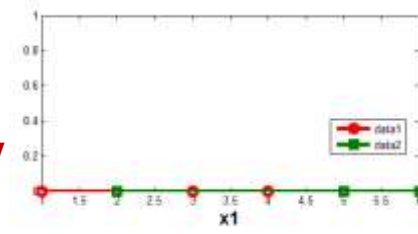
3.1250



0.7292



0.2917



0.1042

特征选择

特征选择方法---1. Filter 方法

例 2: 经典特征选择算法：Relief 算法（1992）

(1) 两个类别的样本集，分别为 S^+ 和 S^- ；初始化权重向量 $w=(0,0,...,0)$ ，该向量用来衡量特征的重要性。

(2) For $i=1\sim m$ （循环 m 次）

- 随机抽取样本 x ，分别计算 S^+ 和 S^- 中离 x 最近的点：

$$z^+ = \arg \min_{z_i \in S^+} \|x - z_i\|^2, \quad z^- = \arg \min_{z_i \in S^-} \|x - z_i\|^2$$

如果 $x \in S^+$ ， $hit=z^+$ ， $miss=z^-$ ；

如果 $x \in S^-$ ， $hit=z^-$ ， $miss=z^+$ ；

- 更新权重，For $\forall w_i$ ，
$$w_i = w_i - d(x_i, hit_i)^2 + d(x_i, miss_i)^2$$

分析：如果 $d(x_i, hit_i)^2 < d(x_i, miss_i)^2$ ，该特征支持“ x 与 hit 同类”，则 w_i 变大；

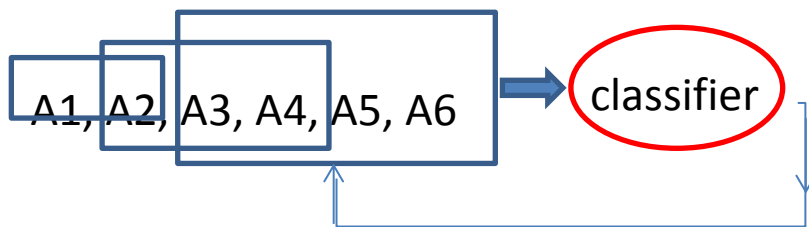
如果 $d(x_i, hit_i)^2 > d(x_i, miss_i)^2$ ，该特征不支持“ x 与 hit 同类”，则 w_i 变小；

(3) 特征选择：设定阈值 t ，如果 $w_i > t$ ，则特征 f_i 被选择。

特征选择

特征选择方法---2. Wrapper 方法

原理：通过学习算法（如分类器），对选择的特征子集进行评估。



原理图

优点：选择的特征可以支持学习算法。

缺点：算法的计算复杂度高。

特征选择

特征选择方法---2. Wrapper 方法

算法举例：L VM方法

停止条件：错误率

LVW (Las Vegas Wrapper) [Liu and Setiono, 1996]

输入：数据集 D ;
特征集 A ;
学习算法 \mathcal{L} ;
停止条件控制参数 T .

过程:

```
1:  $E = \infty$ ;  
2:  $d = |A|$ ;  
3:  $A^* = A$ ;  
4:  $t = 0$ ;  
5: while  $t < T$  do  
6:   随机产生特征子集  $A'$ ;  
7:    $d' = |A'|$ ;  
8:    $E' = \text{CrossValidation}(\mathcal{L}(D^{A'}))$ ;  
9:   if  $(E' < E) \vee ((E' = E) \wedge (d' < d))$  then  
10:     $t = 0$ ;  
11:     $E = E'$ ;  
12:     $d = d'$ ;  
13:     $A^* = A'$   
14:   else  
15:     $t = t + 1$   
16:   end if  
17: end while  
输出：特征子集  $A^*$ .
```

特征选择

特征选择方法---3. Embedded 方法

原理：特征选择过程在学习算法中完成，目标是完成学习过程。

特点：不是专门的特征选择过程

缺点：计算复杂度高。

特征选择

特征选择方法---3. Embedded 方法

岭回归：引入正则项，避免过拟合

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{i=1}^m (y_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i)^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_2^2$$

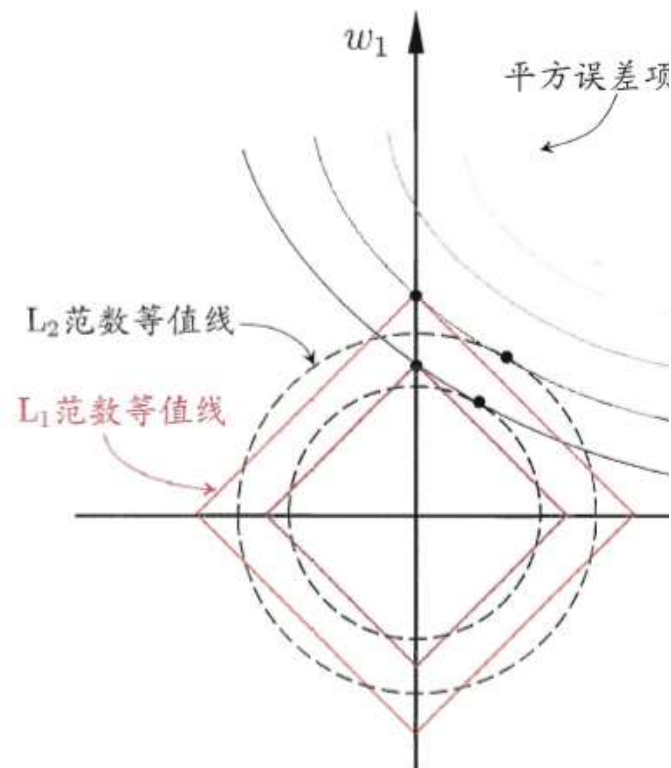
LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator),

目标优化的同时，学习具有稀疏性的特征：

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{i=1}^m (y_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i)^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_1$$

采用近端梯度下降 (Proximal Gradient Descent, PGD)。

(请参看 《机器学习》)



参考文献

1. 周志华，机器学习，清华大学出版社，2016.
2. Duda, R.O. et al. Pattern classification. 2nd, 2003.
3. 边肇祺，张学工等编著，模式识别(第二版)，清华大学，1999。
4. Chris Bishop. Pattern recognition and Machine Learning. Springer, 2006. (PR&ML)