首页

下载APP

搜索

Q



登录



烧脑的 SVM 推导









机器学习基础

推荐阅读

三生三世枕上书续写 (9) 夜华被逼 纳妾【下】

阅读 61,698

别坚持了,知识付费不属于你

阅读 4,662

枕上书小故事-抢夫君

阅读 6,488

我的生活离不开性

阅读 94,810

被恶心到了

阅读 9,875



什么是 SVM 算法

- 二元线性分类问题(简单)
 - 可分问题
 - 什么样线性方程是最好线性的方程, 离这条子线最近那些点离这条线最远, 这也是 SVM 的 目标
 - 有很多判别线
 - 支持向量与我们直线最近那些点(向量)就是支持向量
- 回忆解析几何,点到直线的距离
- 点 (x,y) 到 Ax + By + C = 0 的距离

$$\frac{|Ax + By + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}}$$

• 扩展到 n 维空间 $heta^T x_b = 0 \Rightarrow w^T + b = 0$

$$rac{|w^T + b|}{||w||} ||w|| = \sqrt{w_1^2 + w_2^2 \cdots w_i^2}$$

我们了解到了如何在 n 维空间进行求解点到线或平面的距离后, 我么知道所有点到平面的距离都 应该大于支持向量到平面距离,然后接下来我们再尝试用数学方式把这些思想表达出来。

这里对于分类问题使用 1 和 -1 表示两类事物, 而非 0 和 1。

简书

首页

下载APP

$$igl(rac{w \cdot x \cdot \gamma + v}{||w||} \leq -d \quad orall y^{(i)} = -1$$

通过公式不难看出对于任意样本点 $oldsymbol{y^i} = oldsymbol{1}$ 都满足 $\dfrac{oldsymbol{w^T} oldsymbol{x^{(i)}} + oldsymbol{b}}{||oldsymbol{w}||} \geq oldsymbol{d}$

对等式两边分别除以 d 就得到下面不等式

$$\left\{egin{array}{ll} rac{w^Tx^{(i)}+b}{||w||d} \geq & orall y^{(i)}=1 \ rac{w^Tx^{(i)}+b}{||w||d} \leq -1 & orall y^{(i)}=-1 \end{array}
ight.$$

这里 ||w|| 是 n 维的向量的模是一个数字,d 也是数,我们可以对 w 和截距 b 同时除以一个 数。转换成下面方程

$$\left\{egin{aligned} w_d^T x^{(i)} + b_d &\geq 1 & orall y^{(i)} = 1 \ w_d^T x^{(i)} + b_d &\leq -1 & orall y^{(i)} = -1 \end{aligned}
ight.$$

那么我们这里方程中有两个未知数 W_d 和 b_d 需要我们求解,这样我们就可以使用 w 和 d 直接 进行替换。但是现在使用w和d和之前w和d差一个系数关系。

我们在进一步进行推导出,这样我们将两个不等式合并表示为一个不等式。也就是说明我们所有 点都要满足这个不等式关系。

$$y^{(i)}(w^Tx^{(i)}+b)\geq 1$$

推导到现在我们发现决策边界线可以表达为

$$W_d^T + b = 0$$

而其上下两侧的支持向量的直线可以用 $W_d^T + b = 1$ 和 $W_d^T + b = -1$ 对于任意支撑支持向量

$$\max \frac{|w^Tx+b|}{||w||} \Rightarrow \max \frac{1}{||w||} \Rightarrow \min ||w|| \Rightarrow \min \frac{1}{2} ||w||^2$$

经过一些列推导我们得到最小值,求取最小值也就是我们问题变为可以优化的问题。不过这一切 是建立在满足以下不等式基础上

$$s.\,t.\,y^{(i)}(w^Tx_i+b)\geq 1$$





■ 机器学习基础 …

"小礼物走一走,来简书关注我"

还没有人赞赏, 支持一下

推荐阅读

三生三世枕上书续写 (9) 夜华被逼

阅读 61 698

别坚持了,知识付费不属于你

阅读 4.662

枕上书小故事-抢夫君

阅读 6,488

我的生活离不开性

阅读 94,810

被恶心到了

阅读 9,875



aidea 😘

简书 Q 下载APP 首页 搜索

Aa 💝 beta

登录

注册

写下你的评论...

全部评论 0 只看作者

按时间倒序 按时间正序

推荐阅读

三生三世枕上书续写 (9) 夜华被逼

纳妾【下】

阅读 61,698

别坚持了,知识付费不属于你

阅读 4.662

枕上书小故事-抢夫君

阅读 6,488

我的生活离不开性

阅读 94,810

被恶心到了

阅读 9,875

推荐阅读

₩ 深度学习

空间解析几何与向量代数

一、两向量的数量积及其应用 ****1****. 数量积的定义**** 向量a=(a1,a2,a3),b= (b1,b...

★ keeeeeenon 阅读 1,554 评论 0 赞 4

被以下专题收入,发现更多相似内容

更多精彩内容 >

1) $\mathbf{a} / /\mathbf{b} \Leftrightarrow \mathbf{a} \times \mathbf{b} = \mathbf{0} \Leftrightarrow \frac{a_1}{b_1} = \frac{a_2}{b_2} = \frac{a_3}{b_1}$ $\Leftrightarrow \exists \lambda, \mu \in \mathbf{R}(\lambda \mu \neq 0), \lambda \mathbf{a} + \mu \mathbf{b} =$]: 零向量与任何向量平行. (2) 三点A,B,C共线 $\Leftrightarrow \overrightarrow{AB} \times \overrightarrow{AC} = \vec{0}$;

(3) $S_{\Delta ABC} = \frac{1}{2} | \overrightarrow{AB} \times \overrightarrow{AC} |$;

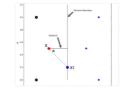
 $(4)_{...}S_{\alpha ABCD} = |\overrightarrow{AB} \times \overrightarrow{AD}|.$



从零开始SVM算法(2)-SVM方程推导

上一章我们介绍了SVM算法的意义,SVM是large-margin算法,旨在找到一条能够 完全区分训练集而且拥有最大...

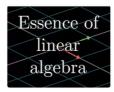
📦 XiangLin 阅读 4,485 评论 3 赞 18



2018-01-31 转载知乎: 如何直观理解矩阵和线性代数?

转载知乎: 如何直观理解矩阵和线性代数? 链接: https://www.zhihu.com/question/21...

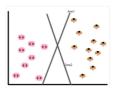
📵 aoaocool 阅读 7,818 评论 0 赞 32



SVM---这可能是最直白的推导了

小文 | 公众号 小文的数据之旅 百度百科: (1) 支持向量机 (Support Vector Machine, S...

小文的数据之旅 阅读 104 评论 0 赞 1



通俗易懂的支持向量机SVM

SVM 的原理和目标 几个基本概念 线性可分SVM——线性 SVM—非线性 SVM 1、 线性可分SVM,表示可以...

城市中迷途小书童 阅读 546 评论 0 赞 1

