蓋 摘要视图

w28971023的专栏

永远不要称自己是程序员!





帛後TB

🛨 加关注 🔳 发私信

访问: 103349次

积分: 1279

等级: BLDC \ 4

排名: 第19520名

原创: 26篇

转载: 29篇

译文: 0篇

评论: 20条

文章搜索

Q

文章分类

算法学习 (16)

互联网 (3)

C and C++ (21)

perl (3) linux (3)

无聊玩玩 (12)

机器学习 (2)

文章存档

2015年05月 (1)

2015年04月 (1)

2015年02月 (1)

2013年01月 (1)

2012年12月 (1)

₩展开

阅读排行

GBDT (MART) 迭代决

GBDT源码剖析

(30656)(7881) 学院APP首次下载,可得50C币! 欢迎来帮助开源"进步" 当讲师?爱学习?投票攒课吧 CSDN 2015博客之星评选结果公

原 Gradient Boost 算法流程分析

: 目录视图

算法学习(15) -

版权声明:本文为博主原创文章,未经博主允许不得转载。

我们在很多Gradient Boost相关的论文及分析文章中都可以看到下面的公式:

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline & \textbf{Algorithm 1: Gradient_Boost} \\ \hline 1 & F_0(\mathbf{x}) = \arg\min_{\rho} \sum_{i=1}^{N} L\left(y_i, \rho\right) \\ \hline 2 & \text{For } m=1 \text{ to } M \text{ do:} \\ \hline 3 & \tilde{y}_i = -\left[\frac{\partial L(y_i, F(\mathbf{x}_i))}{\partial F(\mathbf{x}_i)}\right]_{F(\mathbf{x}) = F_{m-1}(\mathbf{x})}, \ i=1, N \\ \hline 4 & \mathbf{a}_m = \arg\min_{\mathbf{a}, \beta} \sum_{i=1}^{N} [\tilde{y}_i - \beta h(\mathbf{x}_i; \mathbf{a})]^2 \\ \hline 5 & \rho_m = \arg\min_{\rho} \sum_{i=1}^{N} L\left(y_i, F_{m-1}(\mathbf{x}_i) + \rho h(\mathbf{x}_i; \mathbf{a}_m)\right) \\ \hline 6 & F_m(\mathbf{x}) = F_{m-1}(\mathbf{x}) + \rho_m h(\mathbf{x}; \mathbf{a}_m) \\ \hline 7 & \text{endFor} \\ \hline \end{array}$$

但是,对这个公式的理解,我一直也是一知半解,最近,终于下决心对其进行了深入理

步骤1: 可以看作优化目标的损失函数;

步骤2:代表需要学习1~M个模型;

步骤3:将前m-1个模型的组合F(X)代入损失函数 $L(y_i, F(X))$,并对F(X)求导,求得梯

度向量表达式;举例说明,如果损失函数是 $(y_i - F(X))^2$,则对F(X)求导,得到

$$y_i = -2(y_i - F(X))$$
, 当i从1取到N时,得到梯度方向的向量;

步骤4:得到梯度向量之后,我们需要的是梯度向量方向上的新的模型,该模型需与梯 度方向越接近越好,故,最小二乘法派上了用场,对步骤4的表达式求导,令等于0,可 求得新模型的参数a;





▲ 上一篇 pid matcn算法思想 谈谈分类 ^ 返回顶部



让编辑状态下的UITable\ (6567)

objective-c delegate (5549)

ios中的代理与回调函数 (5439)

Perl SIG信号处理 (4590)

scrollView实现无限快速? (3969)

GBDT理解二三事 (2878)

Gradient Boost 算法流程 (2229)

谈谈分类算法的选择 (2150)

评论排行

GBDT (MART) 迭代决

GRDT理解二三事

objective-c delegate

scrollView实现无限快速

GBDT源码剖析

String常用用法总结

谈谈分类算法的选择 pid match算法思想

(EM算法) The EM Alac

Cookie, Session, Car

我的同类文章

算法学习(15)

- 各种排序算法对比
- · GBDT (MART) 迭代决策树入门教程 | 简介
- · Wavelet Multiresolution Analysis
- (EM算法) The EM Algorithm
- 机器学习相关资料

- 各种基本算法实现小结
- · pid match 算法思想
- 海量数据处理常用思路和方法
- larbin学习网址收集

更多



C语言在嵌入式开发中的应用

■ C++ Boost graph 深度广度优先算法示例

boost 微软 优化

算法) BoostadaBoost算法

2 0

- boost 算法概述
- Boost 库 容器数据结构与算法续
- BoostInterprocess使用手册翻译之八分配器容器和

推荐文章

- *Spark入门到精通:第九节 Spark SQL运行流程解析
- *架构设计:系统间通信(17) -服务治理与Dubbo 中篇(分 析)
- *你的计划为什么执行不下去?怎 么破?
- *图解堆算法、链表、栈与队列 (多图预警)
- *Universal-Image-Loader完全解 析(一)之介绍与使用详解
- *Android平台Camera实时滤镜实 现方法探讨(九)--磨皮算法探讨

最新评论

GBDT (MART) 迭代决策树入广 atomlion: 非常感谢哦! 我在实践中发现GBDT的预测效果非常 在数据质量较差、复杂度高 的大样本集中,几乎是效果..

GBDT (MART) 迭代决策树入广 大本_daben: @liufeng_cp:那到 底怎么去理解boost呢? 它的英文 解释就是"推进、提升"的意思,我 可以理...

GBDT理解二三事

march_on:请问"损失函数可以定义为负的log似然",这里损失函数为什么是负的log似然,这里有什 么推导吗

GBDT理解二三事

qq_18247987: 你好,我想请问 一下,文章末尾,说在节点分裂的时候,使用直方图采样去,优 化效率,不用遍历所有特征值,

GBDT (MART) 迭代决策树入广 keepreder: logistic regression能 用于非线性回归

谈谈分类算法的选择 easonlv: 图片标签都不能显示, 麻烦楼主调整一下,谢谢

GBDT理解二三事 帛逸TB: @yangxudong:不行

GBDT理解二三事 yangxudong: GBDT能不能自动 组合特征?





关闭 ×







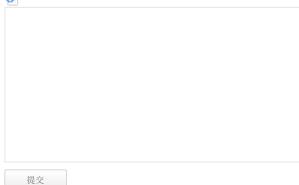
windows7哪个好

查看评论

暂无评论

发表评论

用户名: zhuaiuhui 评论内容: 43



*以上用户言论只代表其个人观点,不代表CSDN网站的观点或立场

核心技术类目

全部主题 Hadoop **AWS** 移动游戏 Java Android iOS Swift Docker Spark ERP IE10 Eclipse CRM JavaScript OpenStack VPN 数据库 Ubuntu NFC WAP jQuery BI HTML5 Spring Apache .NET API HTML SDK IIS Fedora XML LBS Unity Splashtop UML components Windows Mobile Rails QEMU KDE Cassandra FTC coremail OPhone CouchBase 云计算 iOS6 Rackspace Web App CloudStack SpringSide Maemo Compuware 大数据 aptech Perl Tornado Ruby Hibernate HBase Pure Solr Angular Cloud Foundry Redis Scala Django

GBDT (MART) 迭代决策树入广 zhaonvsen: 对c4.5的理解有点出入: c4.5是取信息增益率最大的属性为分类属性,而不是熵。另 外, c3.0采用的...

GBDT (MART) 迭代决策树入广 liufeng_cp: 多谢总结,赞,但 Boost与迭代不是相同的概念,迭 代只是boost的一种具体操作形式

公司简介 | 招贤纳士 | 广告服务 | 银行汇款帐号 | 联系方式 | 版权声明 | 法律顾问 | 问题报告 | 合作伙伴 | 论坛反馈

🛖 网站客服 🛖 杂志客服 💣 微博客服 🌌 webmaster@csdn.net 🕓 400-600-2320 | 北京创新乐知信息技术有限公司 版权所有 | 江苏乐知网络技术有限公司 提供商务支持 京 ICP 证 09002463 号 | Copyright © 1999-2014, CSDN.NET, All Rights Reserved