

zouxy09的专栏

悲喜枯荣如是本无分别，当来则来，当去则去，随心，随性，随缘！ -

目录视图

摘要视图

RSS 订阅

个人资料



zouxy09

个人简介

访问： 8108217次
积分： 27996
等级： 
排名： 第183名

原创： 116篇 转载： 11篇
译文： 1篇 评论： 3768条

相关文章与课程推荐



图片已被删除

文章搜索

文章分类

OpenCV (29)

机器学习 (46)

计算机视觉 (73)

Deep Learning (18)

语音识别与TTS (13)

图像处理 (55)

Linux (15)

Linux驱动 (4)

嵌入式 (18)

OpenAL (3)

Android (1)

C/C++编程 (18)

征文 | 从高考，到程序员 CSDN日报20170626——《我的程序探险之旅》 6月书讯 | 最受欢迎的SQL入门书重磅升级

机器学习中的范数规则化之（二）核范数与规则项参数选择

2014-05-04 12:42 57788人阅读 评论(48) 收藏 举报

分类： 机器学习 (45)

版权声明：本文为博主原创文章，未经博主允许不得转载。

机器学习中的范数规则化之（二）核范数与规则项参数选择

zouxy09@qq.com

http://blog.csdn.net/zouxy09

上一篇博文，我们聊到了L0，L1和L2范数，这篇我们絮叨絮叨下核范数和规则项参数选择。知识有限，以下都是我一些浅显的看法，如果理解存在错误，希望大家不吝指正。谢谢。

三、核范数

核范数||W||_*是指矩阵奇异值的和，英文称呼叫Nuclear Norm。这个相对于上面火热的L1和L2来说，可能大家就会陌生点。那它是干嘛用的呢？霸气登场：约束Low-Rank（低秩）。OK，OK，那我们得知道Low-Rank是啥？用来干啥的？

我们先来回忆下线性代数里面“秩”到底是啥？举个简单的例子吧：

$$\begin{cases} x_1 - x_2 + x_3 = 5 \\ x_1 + x_2 + x_3 = 7 \\ 2x_1 - 2x_2 + 2x_3 = 14 \end{cases}$$

对上面的线性方程组，第一个方程和第二个方程有不同的解，而第2个方程和第3个方程的解完全相同。从这个意义上说，第3个方程是“多余”的，因为它没有带来任何的信息量，把它去掉，所得的方程组与原来的方程组同解。为了从方程组中去掉多余的方程，自然就导出了“矩阵的秩”这一概念。

还记得我们怎么手工求矩阵的秩吗？为了求矩阵A的秩，我们是通过矩阵初等变换把A化为为阶梯型矩阵，若该阶梯型矩阵有r个非零行，那A的秩rank(A)就等于r。从物理意义上讲，矩阵的秩度量的就是矩阵的行列之间的相关性。如果矩阵的各行或列是线性无关的，矩阵就是满秩的，也就是秩等于行数。回到上面线性方程组来说吧，因为线性方程组可以用矩阵描述嘛。秩就表示了有多少个有用的方程了。上面的方程组有3个方程，实际上只有2个是有用的，一个是多余的，所以对应的矩阵的秩就是2了。

OK。既然秩可以度量相关性，而矩阵的相关性实际上有带有了矩阵的结构信息。如果矩阵之间各行的相关性很强，那么就表示这个矩阵实际可以投影到更低维的线性子空间，也就是用几个向量就可以完全表达了，它就是低秩的。所以我们总结的一点就是：如

http://blog.csdn.net/zouxy09/article/details/24972869

1/9

摄像头相关 (5)
数学 (5)
Kinect (9)
神经网络 (8)
随谈 (2)

文章存档

2015年10月 (4)
2015年04月 (2)
2014年12月 (1)
2014年08月 (1)
2014年05月 (2)

展开

阅读排行

Deep Learning (深度学
(670538)
Deep Learning (深度学
(464510)
Deep Learning (深度学
(448908)
Deep Learning论文笔记
(306651)
Deep Learning (深度学
(284307)
机器学习中的范数规则化
(250072)
Deep Learning (深度学
(245103)
Deep Learning (深度学
(231759)
从最大似然到EM算法浅
(226291)
Deep Learning (深度学
(198018)

评论排行

Deep Learning论文笔记 (289)
从最大似然到EM算法浅
(189)
Deep Learning (深度学
(188)
基于Q的P2P局域网聊天
(167)
时空上下文视觉跟踪 (S
(144)
计算机视觉、机器学习相
(120)
机器学习算法与Python实
(100)
机器学习中的范数规则化
(99)
Deep Learning (深度学
(89)
Deep Learning (深度学
(72)

最新评论

目标检测的图像特征提取之 (一
JasonSunJian: @xingjil:没错
啊, 图像中左上角为原点, 向下
为x轴正方向, 向右为y轴正方向
Deep Learning论文笔记之 (五)
qq_28184677:
@wentai0561:10的那一维1出现
的位置就是识别结果, 50是
batch大小
Deep Learning论文笔记之 (五)
qq_28184677: 博主, 您好! 我
想问一下手写数字识别不是适合
用softmax回归分类吗, 为什么这
里用的logistic...
Deep Learning论文笔记之 (五)
gan_tingting: 楼主, 您好, 可以
发一份完整的原码和数据吗。初
学CNN, 运行时老报错,
qq:1030790830, 谢谢...
Deep Learning论文笔记之 (五)

果矩阵表达的是结构性信息, 例如图像、用户-推荐表等等, 那么这个矩阵各行之间存在这一定的相关性, 那这个矩阵一般就是低秩的。

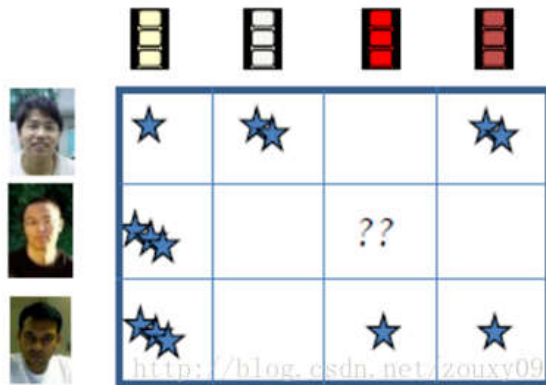
如果X是一个m行n列的数值矩阵, rank(X)是X的秩, 假如rank(X)远小于m和n, 则我们称X是低秩矩阵。低秩矩阵每行或每列都可以用其他的行或列线性表出, 可见它包含大量的冗余信息。利用这种冗余信息, 可以对缺失数据进行恢复, 也可以对数据进行特征提取。

好了, 低秩有了, 那约束低秩只是约束rank(w)呀, 和我们这节的核范数有什么关系呢? 他们的关系和L0与L1的关系一样。因为rank()是非凸的, 在优化问题里面很难求解, 那么就需要寻找它的凸近似来近似它了。对, 你没猜错, rank(w)的凸近似就是核范数 $\|W\|_*$ 。

好了, 到这里, 我也没什么好说的了, 因为我也是稍微翻看了下这个东西, 所以并没有深入去看它。但我发现了这玩意还有很多很有意思的应用, 下面我们举几个典型的吧。

1) 矩阵填充(Matrix Completion) :

我们首先说说矩阵填充用在哪。一个主流的应用是在推荐系统里面。我们知道, 推荐系统有一种方法是通过分析用户的历史记录来给用户推荐的。例如我们在看一部电影的时候, 如果喜欢看, 就会给它打个分, 例如3颗星。然后系统, 例如Netflix等知名网站就会分析这些数据, 看看到底每部影片的题材到底是怎样的? 针对每个人, 喜欢怎样的电影, 然后会给对应的用户推荐相似题材的电影。但有一个问题是: 我们的网站上面有非常多的用户, 也有非常多的影片, 不是所有的用户都看过说有的电影, 不是所有看过某电影的用户都会给它评分。假设我们用一个“用户-影片”的矩阵来描述这些记录, 例如下图, 可以看到, 会有很多空白的地方。如果这些空白的地方存在, 我们是很难对这个矩阵进行分析的, 所以在分析之前, 一般需要先对其进行补全。也叫矩阵填充。



那到底怎么填呢? 如何才能无中生有呢? 每个空白的地方的信息是否蕴含在其他已有的信息之上了呢? 如果有, 怎么提取出来呢? Yeah, 这就是低秩生效的地方了。这叫低秩矩阵重构问题, 它可以用如下的模型表述: 已知数据是一个给定的 $m \times n$ 矩阵A, 如果其中一些元素因为某种原因丢失了, 我们能否根据其他行和列的元素, 将这些元素恢复? 当然, 如果没有其他的参考条件, 想要确定这些数据很困难。但如果我们已知A的秩rank(A) $< m$ 且rank(A) $< n$, 那么我们可以通过矩阵各行(列)之间的线性相关将丢失的元素求出。你会问, 这种假定我们要恢复的矩阵是低秩的, 合理吗? 实际上是十分合理的, 比如一个用户对某电影评分是其他用户对这部电影评分的线性组合。所以, 通过低秩重构就可以预测用户对其未评价过的视频的喜好程度。从而对矩阵进行填充。

2) 鲁棒PCA :

主成分分析, 这种方法可以有效的找出数据中最“主要”的元素和结构, 去除噪音和冗余, 将原有的复杂数据降维, 揭示隐藏在复杂数据背后的简单结构。我们知道, 最简单的主成分分析方法就是PCA了。从线性代数的角度看, PCA的目标就是使用另一组基去重新描述得到的数据空间。希望在这组新的基下, 能尽量揭示原有的数据间的关系。这个维度即最重要的“主元”。PCA的目标就是找到这样的“主元”, 最大程度的去除冗余和噪音的干扰。

保镖公司



主对L1和L2函数的解释...

Deep Learning (深度学习) 学

ygfxr1314:

@doublepython:10000个是神经元的个数, 100个才是未知参数 (需要训练参数) 的个数。

基于Qt的P2P局域网聊天及文件qq_39213556: 楼主大大求源代码谢谢, 1150563739@qq.com

机器学习中的范数正则化之（二）wangshaner1: @haithink:同意

鲁棒主成分分析 (Robust PCA) 考虑的是这样一个问题：一般我们的数据矩阵 X 会包含结构信息，也包含噪声。那么我们可以将这个矩阵分解为两个矩阵相加，一个是低秩的（由于内部有一定的结构信息，造成各行或列间是线性相关的），另一个是稀疏的（由于含有噪声，而噪声是稀疏的），则鲁棒主成分分析可以写成以下的优化问题：

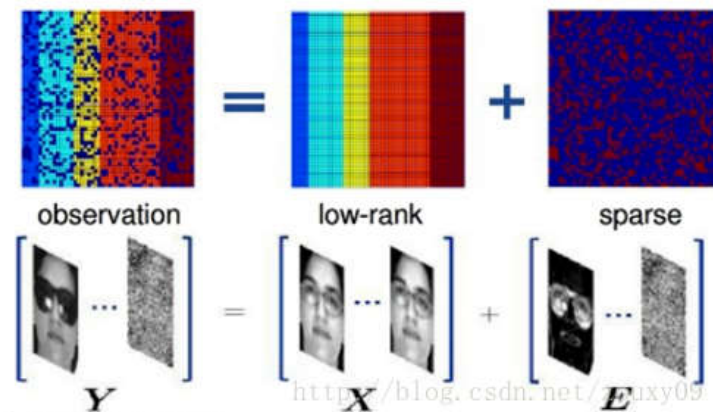
$$\min_{A,E} \text{rank}(A) + \lambda \|E\|_0, \text{ s.t. } X = A + E$$

与经典PCA问题一样，鲁棒PCA本质上也是寻找数据在低维空间上的最佳投影问题。对于低秩数据观测矩阵 X ，假如 X 受到随机（稀疏）噪声的影响，则 X 的低秩性就会破坏，使 X 变成满秩的。所以我们就需要将 X 分解成包含其真实结构的低秩矩阵和稀疏噪声矩阵之和。找到了低秩矩阵，实际上就找到了数据的本质低维空间。那有了PCA，为什么还有这个Robust PCA呢？Robust在哪？因为PCA假设我们的数据的噪声是高斯的，对于大的噪声或者严重的离群点，PCA会被它影响，导致无法正常工作。而Robust PCA则不存在这个假设。它只是假设它的噪声是稀疏的，而不管噪声的强弱如何。

由于rank和L0范数在优化上存在非凸和非光滑特性，所以我们一般将它转变成一个松弛的凸优化问题：

$$\min_{A,E} \|A\|_* + \lambda \|E\|_1, \text{ s.t. } X = A + E$$

说个应用吧。考虑同一副人脸的多幅图像，如果将每一副人脸图像看成是一个行向量，并将这些向量组成一个矩阵的话，那么可以肯定，理论上，这个矩阵应当是低秩的。但是，由于在实际操作中，每幅图像会受到一定程度的影响，例如遮挡，噪声，光照变化，平移等。这些干扰因素的作用可以看做是一个噪声矩阵的作用。所以我们可以把我们的同一个人脸的多个不同情况下的图片各自拉长一列，然后摆成一个矩阵，对这个矩阵进行低秩和稀疏的分解，就可以得到干净的人脸图像（低秩矩阵）和噪声的矩阵了（稀疏矩阵），例如光照，遮挡等等。至于这个的用途，你懂得。



3) 背景建模：

背景建模的最简单情形是从固定摄像机拍摄的视频中分离背景和前景。我们将视频图像序列的每一帧图像像素值拉成一个列向量，那么多个帧也就是多个列向量就组成了一个观测矩阵。由于背景比较稳定，图像序列帧与帧之间具有极大的相似性，所以仅由背景像素组成的矩阵具有低秩特性；同时由于前景是移动的物体，占据像素比例较低，故前景像素组成的矩阵具有稀疏特性。视频观测矩阵就是这两种特性矩阵的叠加，因此，可以说视频背景建模实现的过程就是低秩矩阵恢复的过程。

保镖公司

Video D Low-rank appx. A Sparse error E 

4) 变换不变低秩纹理 (TILT) :

以上章节所介绍的针对图像的低秩逼近算法，仅仅考虑图像样本之间像素的相似性，却没有考虑到图像作为二维的像素集合，其本身所具有的规律性。事实上，对于未加旋转的图像，由于图像的对称性与自相似性，我们可以将其看做是一个带噪声的低秩矩阵。当图像由端正发生旋转时，图像的对称性和规律性就会被破坏，也就是说各行像素间的线性相关性被破坏，因此矩阵的秩就会增加。

低秩纹理映射算法(Transform Invariant Low-rank Textures, TILT)是一种用低秩性与噪声的稀疏性进行低秩纹理恢复的算法。它的思想是通过几何变换 τ 把 D 所代表的图像区域校正成正则的区域，如具有横平竖直、对称等特性，这些特性可以通过低秩性来进行刻画。



低秩的应用非常多，大家有兴趣的可以去找些资料深入了解下。

四、规则化参数的选择

现在我们回过头来看看我们的目标函数：

$$w^* = \arg \min_w \sum_i L(y_i, f(x_i; w)) + \lambda \Omega(w)$$

里面除了loss和规则项两块外，还有一个参数 λ 。它也有个霸气的名字，叫hyper-parameters（超参）。你不要看它势单力薄的，它非常重要。它的取值很大时候会决定我们的模型的性能，事关模型生死。它主要是平衡loss和规则项这两项的， λ 越大，就表示规则项要比模型训练误差更重要，也就是相比于要模型拟合我们的数据，我们更希望我们的模型能满足我们约束的 $\Omega(w)$ 的特性。反之亦然。举个极端情况，例如 $\lambda=0$ 时，就没有后面那一项，代价函数的最小化全部取决于第一项，也就是集全力使得输出和期待输出差别最小，那什么时候差别最小啊，当然是我们的函数或者曲线可以经过所有的点了，这时候误差就接近0，也就是过拟合了。它可以复杂的代表或者记忆所有这些样本，但对于一个新来的样本泛化能力就不行了。毕竟新的样本会和训练样本有差别的嘛。

保镖公司



那我们真正需要什么？我们希望我们的模型既可以拟合我们的数据，又具有我们约束它的特性。只有它们两者的完美结合，才能让我们的模型在我们的任务上发挥强大的性能。所以如何讨好它，是至关重要。在这点上，大家可能深有体会。还记得你复现了很多论文，然后复现出来的代码跑出来的准确率没有论文说的那么高，甚至还差之万里。这时候，你就会怀疑，到底是论文的问题，还是你实现的问题？实际上，除了这两个问题，我们还需要深入思考另一个问题：论文提出的模型是否具有hyper-parameters？论文给出了它们的实验取值了吗？经验取值还是经过交叉验证的取值？这个问题是逃不掉的，因为几乎任何一个问题或者模型都会具有hyper-parameters，只是有时候它是隐藏着的，你看不到而已，但一旦你发现了，证明你俩有缘，那请试着去修改下它吧，有可能有“奇迹”发生哦。

OK，回到问题本身。我们选择参数 λ 的目标是什么？我们希望模型的训练误差和泛化能力都很强。这时候，你有可能还反映过来，这不是说我们的泛化性能是我们的参数 λ 的函数吗？那我们为什么按优化那一套，选择能最大化泛化性能的 λ 呢？Oh, so, you that, 因为泛化性能并不是 λ 的简单的函数！它具有很多的局部最大值！而空间很大。所以大家确定参数的时候，一是尝试很多的经验值，这和那些在这个领域摸爬打滚的大师是没得比的。当然了，对于某些模型，大师们也整理了些调参经验给我们。例如Hinton大哥的那篇A Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines等等。还有一种方法是通过分析我们的模型来选择。怎么做呢？就是在训练之前，我们大概计算下这时候的loss项的值是多少？ $\Omega(w)$ 的值是多少？然后针对他们的比例来确定我们的 λ ，这种启发式的方法会缩小我们的搜索空间。另外一种最常见的方法就是交叉验证Cross validation了。先把我们的训练数据库分成几份，然后取一部分做训练集，一部分做测试集，然后选择不同的 λ 用这个训练集来训练N个模型，然后用这个测试集来测试我们的模型，取N模型里面的测试误差最小对应的 λ 来作为我们最终的 λ 。如果我们的模型一次训练时间就很长了，那么很明显在有限的时间内，我们只能测试非常少的 λ 。例如假设我们的模型需要训练1天，这在深度学习里面是家常便饭了，然后我们有一个星期，那我们只能测试7个不同的 λ 。这就让你遇到最好的 λ 那是上辈子积下来的福气了。那有什么方法呢？两种：一是尽量测试7个比较靠谱的 λ ，或者说 λ 的搜索空间我们尽量广点，所以一般对 λ 的搜索空间的选择一般就是2的多少次方了，从-10到10啊什么的。但这种方法还是不大靠谱，最好的方法还是尽量让我们的模型训练的时间减少。例如假设我们优化了我们的模型训练，使得我们的训练时间减少到2个小时。那么一个星期我们就可以对模型训练 $7 \times 24 / 2 = 84$ 次，也就是说，我们可以在84个 λ 里面寻找最好的 λ 。这让你遇见最好的 λ 的概率就大多了吧。这就是为什么我们要选择优化也就是收敛速度快的算法，为什么要用GPU、多核、集群等来进行模型训练、为什么具有强大计算机资源的工业界能做很多学术界也做不了的事情（当然了，大数据也是一个原因）的原因了。

努力做个“调参”高手吧！祝愿大家都能“调得一手好参”！

五、参考资料

- [1] <http://fastml.com/large-scale-l1-feature-selection-with-vowpal-wabbit/>
- [2] <http://www.stat.purdue.edu/~vishy/introml/notes/Optimization.pdf>
- [3] http://www.stanford.edu/~boyd/cvxbook/bv_cvxbook.pdf
- [4] GradientDescent, Wolfe's Condition and Logistic Regression
- [5] http://nm.mathforcollege.com/mws/gen/04sle/mws_gen_sle_spe_adequacy.pdf

保鏢公司



上一篇 机器学习中的范数正则化之（一）L0、L1与L2范数
下一篇 关于计算机视觉（随谈）

相关文章推荐

- 核范数以及低秩RPCA
- 机器学习中的范数正则化（L0、L1、L2和核范数）
- 正则化参数——0/1/核范数
- 向量范数+不同范数之间的关系
- 常见向量范数和矩阵范数
- 机器学习中的范数正则化之（一）和（二）L0、L...
- 机器学习基础（六十一）—— 范数及范数的微分
- 范数理解（0范数，1范数，2范数）
- 0 范数、1 范数、2 范数有什么区别？
- 机器学习中的正则化范数(L0, L1, L2, 核范数)



爱尔兰移民



app开发公司



短信接口



app外包公司



人脸识别



电路板抄板



呼叫中心系

猜你在找

深度学习基础与TensorFlow实践
【在线峰会】前端开发重点难点技术剖析与创新实践
【在线峰会】一天掌握物联网全栈开发之道
【在线峰会】如何高质高效的进行Android技术开发
机器学习40天精英计划
Python数据挖掘与分析速成班
微信小程序开发实战
JFinal极速开发企业实战
备战2017软考 系统集成项目管理工程师 学习套餐
Python大型网络爬虫项目开发实战（全套）

- | | | | | | |
|-----------|-----------|------------|-------------|------------|------------|
| 1 多用户商城系统 | 5 西班牙买房移民 | 9 猎头公司 | 13 app开发报价单 | 17 oa系统 | 21 液晶拼接屏 |
| 2 别墅装修设计 | 6 学电脑 | 10 车牌识别系统 | 14 考勤管理系统 | 18 oa办公系统 | 22 微商分销系统 |
| 3 酒店管理系统 | 7 免费的云服务器 | 11 烘干除湿机 | 15 电脑租赁 | 19 短信接口 | 23 短信验证码接口 |
| 4 学校管理系统 | 8 别墅电梯 | 12 健身房管理系统 | 16 app外包公司 | 20 计算机学校排名 | 24 免费云服务器 |

查看评论

43楼 JamesDeep 2017-05-14 13:43发表



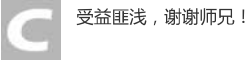
深入浅出

42楼 tanfeng1990 2017-03-10 22:39发表



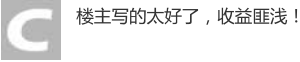
学习了

41楼 菜鸟分析师 2017-01-17 08:57发表



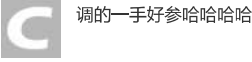
受益匪浅，谢谢师兄！

40楼 baihailing 2016-12-25 15:49发表



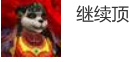
楼主写的太好了，收益匪浅！

39楼 摇滚无敌 2016-12-06 15:28发表



调的一手好参哈哈哈哈哈

38楼 seamanj 2016-12-05 20:28发表



继续顶

37楼 XueShengke 2016-11-10 23:22发表

lz 写得真是详细，内容非常深刻，给 lz 点赞！

保鏢公司



36楼 [pzb19841116](#) 2016-10-31 21:44发表



专门登录点评一下，花了两个小时看完了，写的真精彩，怒赞！！



35楼 [lyjczy123](#) 2016-10-23 09:30发表



哈哈调的一手好参，mark一下



34楼 [年轻的树](#) 2016-10-07 17:12发表



感谢！感谢！还是感谢！！



33楼 [小脑船](#) 2016-08-30 16:49发表



博主文风有趣，通俗易懂啊，一股清流



32楼 [老男孩-Leo](#) 2016-08-18 14:21发表



太好了！第一次评论



31楼 [xiaoxinxin2016](#) 2016-07-17 19:53发表



好棒的文章！



30楼 [HQing3737](#) 2016-04-19 21:29发表



时隔5个多月，又来看一遍，不知道博主能否有时间帮忙分享一下L2,1范数的一些相关理解，它与本文中的这几种范数有哪些比较重要的区别？

Re: [baidu_34785322](#) 2016-06-21 14:58发表



回复HQing3737：我也想知道L2,1范数的理解，楼主有找到其他的资源吗？

Re: [_Kevin_Duan_](#) 2016-09-12 15:57发表



回复baidu_34785322：http://blog.csdn.net/heyongluoyao8/article/details/49429629可参考其中的正则化部分



29楼 [mianhuailingsui](#) 2016-03-21 20:26发表

引用"haithink"的评论：
第一个方程组中第3个方程的第二个系数应该是2吧，写成-2了！！



28楼 [qq_24571741](#) 2016-03-06 12:29发表



博主讲的很好，不死板，透彻，谢谢啦



27楼 [wa2003](#) 2016-02-22 10:54发表



有《数学之美》的文风



26楼 [wa2003](#) 2016-02-22 10:54发表



牛文，猴赛雷！



25楼 [MandelChen](#) 2015-12-30 21:50发表



写的很赞~对理解正则化帮助很大，谢谢了。



24楼 [ProLianGee](#) 2015-12-18 22:53发表



两篇都很赞啊。。。吴恩达的课里面有讲这些吗？



23楼 [botma](#) 2015-11-19 15:50发表



这是我的第一条CSDN评论，感谢博主为我解答了这一堆范数的疑惑！！这两篇写的真心很赞，第一遍就已经很有收获了，以后还会回来重温的



21楼 [haithink](#) 2015-10-20 16:20发表

第一个方程组中第3个方程的第二个系数应该是2吧，写成-2了！！

保鏢公司



Re: wangshaner1 2017-06-15 20:51发表



回复haithink：同意



Re: _Kevin_Duan_ 2016-09-12 15:49发表



回复haithink：我感觉你是对的

20楼 ttangqichao 2015-10-15 21:41发表



赞个

19楼 sirs 2015-09-11 16:50发表



鲁棒PCA里面的“噪音是稀疏的”怎么理解呢？

18楼 yanleng 2015-07-25 23:21发表



写得太好了，我一般光看不留言的，写的这么好我特意来留言的，谢谢博主的分享，让我快速掌握了好多知识

17楼 cheInt1994 2015-07-14 23:02发表



这两篇博文写得太好了，受益匪浅啊。

16楼 sjtu_012 2015-06-14 16:05发表



再次重温，不错的博客

15楼 初入Cplusplus 2015-05-25 19:33发表



非常好 谢谢分享

14楼 mazhiran-persistence 2015-05-06 21:35发表



能不能把截图的论文告知一下？以便学习。

13楼 facss 2015-05-02 05:53发表



确实很给力 了解了很多 给你点个赞！

12楼 yl348665729 2015-01-15 17:39发表



谢谢分享

11楼 kuokfan 2014-12-15 23:30发表



你寫得太好了,分析得好好,我最近也研究這個,多多指教一下,謝謝!

10楼 kuokfan 2014-12-15 23:28发表



很利害,我正好要研究圖像這個主要成分分析,多多指教一下,謝謝

9楼 sjtu_012 2014-10-29 22:54发表



确实分析的很透彻呀，学习了

8楼 huagong_adu 2014-10-24 21:09发表



上面的方程组举例说可以通过一个方程变化成另一个方程例子错了，有一个方程的符号不对，呵呵

7楼 huagong_adu 2014-10-24 21:02发表



一口气读完了这两篇文章，大概了解了L0、L1和L2的作用，以及低秩的求解及其应用，赞博主的见识和文笔！

6楼 yayatongnian 2014-09-14 16:11发表



我很少给人评论，但是这个我不得不赞，写的太好了，解决了很多我下周讲论文的困扰啊，谢谢楼主！！

5楼 szbwk1 2014-07-04 20:18发表



楼主很伟大，写的很好，造福大家。

