

声明：我已知悉学校对于考试纪律的严肃规定，将秉持诚实守信宗旨，严守考试纪律，不作弊，不剽窃；若有违反学校考试纪律的行为，自愿接受学校严肃处理。

2019-2020 学年秋季学期 COMP630073
《面向大数据的机器学习理论与算法》读书报告

XXXX

学号：xxxxxxx,
姓名：xxxxxxx,
邮箱：xxxxxxx

摘要

报告需在 6.26 之前提交，发到助教邮箱：zzhuang19@fudan.edu.cn，提交时，主题为“《面向大数据的机器学习理论与算法》读书报告-学号-姓名”，请直接发送 pdf 文件，命名为“学号-姓名.pdf”。内容自选，八页左右，老师要求不用太多。因为需要中文支持，编译时请使用 xelatex。如果不想配环境，可以考虑在线工具，如 overleaf 等。

1 前言

有序列表:

1. xx
2. xx
3. xx
4. xx

测试图片: 1:

测试表格: 1:

表 1: Sample table title

Part		
Name	Description	Size (μm)
Dendrite	Input terminal	~ 100
Axon	Output terminal	~ 10
Soma	Cell body	up to 10^6



图 1: 测试图片

2 第一节

Algorithm 1: PCA 算法描述

Input: input parameters X, d

Output: output Y

- 1 计算样本均值, 作为坐标系原点: $x_0 = \sum x_k / N$;
 - 2 将 X 的每一列视作一个随机变量, 计算 X 的协方差矩阵的 $(N-1)$ 倍: $\Sigma = (X - x_0) * (X - x_0)^T$;
 - 3 计算 Σ 的前 d 个最大特征值对应的向量作为新坐标系的一组基: $W = \text{eigs}(\Sigma, d)$;
 - 4 计算数据的 d 维输出表示, 即数据点在新坐标系下的坐标, 亦即点向量和各个单位正交基做内积:

$$Y = W^T * (X - x_0);$$
 - 5 如有必要, 还可对降维后的数据进行重建还原, 即求投影点在原坐标系下的表示: $Y_{re} = W * Y + x_0$;
-

测试引用 [1]

参考文献

- [1] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. pages 770–778, 2016.