模式识别

1. KNN

http://courses.cs.tamu.edu/rgutier/cs790_w02/l8.pdf

2. LDA:将高维数据映射到低维空间中,并使得类能比较好的区分

http://www.csd.uwo.ca/~olga/Courses//CS434a 541a//Lecture8.pdf

3. Isolation Forest

构建二叉树来切割数据,需要多次切割才能区分出来的数据为异常值 二叉树的深度表示数据的异常分数

Isolation Forest 算法主要有两个参数: 一个是二叉树的个数; 另一个是训练单棵 iTree 时候抽取样本的数目。实验表 明,当设定为 100 棵树,抽样样本数为 256 条时候,IF 在大多数情况下就已经可以取得不错的效果。这也体现了算法 的简单、高效。

Isolation Forest 是<mark>无监督</mark>的异常检测算法,在实际应用时,并不需要黑白标签。需要注意的是:(1)如果训练样本中 异常样本的比例比较高,违背了先前提到的异常检测的基本假设,可能最终的效果会受影响; (2) 异常检测跟具体的 应用场景紧密相关,<mark>算法检测出的"异常"不一定是我们实际想要的。</mark>比如,在识别虚假交易时,异常的交易未必就是 虚假的交易。所以,在特征选择时,可能需要过滤不太相关的特征,以免识别出一些不太相关的"异常"。

1. F. T. Liu, K. M. Ting and Z. H. Zhou, Isolation-based Anomaly Detection, TKDD, 2011

异常值检验

1.1 监督异常检测:

类似于模式识别,但<mark>他的类通常极其不平衡</mark>。C4.5决策树分类算法不适用,<mark>但SVM和ANN</mark>(Artificail Neural Networks)还行。由于通常异常不是提前知道的,或者是测试阶段实时产生的,这种设置通常意义不大。

普通的DNN无法对时间序列上的变化进行建模,RNN更加适合这种需求,神经元的输出在下一个时间戳会作用到自身

RNN / LTSM http://blog.csdn.net/prom1201/article/details/52221822

三种神经网络的区别: https://www.zhihu.com/question/34681168

基于CNN (不太适合用于对时间信息不完全)http://blog.csdn.net/wlzjiayou/article/details/76573031,抽样方法可 以参考解决数据不平衡问题

基于时间序列: https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/en//pubs/archive/46283.pdf

RBM: 十分接近比赛题目

https://github.com/aaxwaz/Fraud-detection-using-deep-learning

1.2 半监督异常检测:

用无异常值的训练集训练出模型,从而偏离此模型的实例的为异常值。代表算法: One-class SVMs 和autoencoders

异常值的几种类型:

- 1. 点异常检测
- 2. 集合异常检测(可通过相关性、分组与合计来产生新特征,再使用点异常检测。需要有对数据集非常熟悉,这个 过程也叫做数据视图的产生)
- 3. 情境异常检测(可通过加入改变情境的因素作为新特征,再使用点异常检测)

无监督算法总结:

https://www.cnblogs.com/DianeSoHungry/p/7050254.html

LOF 和 knn比较合适,局部和全局

LOF http://blog.csdn.net/wangyibo0201/article/details/51705966

https://arxiv.org/pdf/1503.03208.pdf

参数调整

NN hyperparameters: http://colinraffel.com/wiki/neural_network_hyperparameters

TPE, BO, random, grid:

http://neupy.com/2016/12/17/hyperparameter_optimization_for_neural_networks.html#summary

学习曲线https://www.cnblogs.com/lgh344902118/p/8085309.html