三王一张

2020/10/16

景

• 背景介绍

• 算法和模型

• 结果分析

背景

- 我国是地震多发的国家,断裂带分布广泛。地震,尤其是大地震,一旦在人们毫无察觉的情况下发生在人口密集区,将对人们的生命财产造成难以估量的损失。围绕地震预测预报问题的求解而开展的前兆观测、前兆相关性分析、前兆机理研究、地震三要素预测模型等研究工作是非常具有挑战性,同时也是非常有科学价值和社会意义的。
- "AETA地震预测AI算法大赛",旨在通过创新算法挖掘前兆观测数据与地震三要素的相关性,发现与临震相关的异常信号和特征,并基于历史观测数据和地震目录,构建地震预测模型,期望推动地震预测预报科学问题的求解。同时也希望通过本次大赛,引起更多社会各界人士的关注和参与,将更多的新技术新方法应用于地震预测预报中。
- 本次大赛提供的数据包括AETA地震监测预测系统在川滇实验场进行近3年的电磁和地声观测数据,以及地震目录。
- 本次大赛重点评价特征提取和样本构建方法的创新性和先进性,以及地震预测模型的适用性和准确性,鼓励通过创新算法解决地震预报的科学问题。
- 通过一定时间区间内的观测数据的分析和挖掘,结合对应时间区间的全球地震目录,构建地震预测模型。然后输入特定时间范围内的观测数据,对对应时间区间内的目标区域(北纬22~34,东经98~107)的≥3.5级的地震事件进行地震三要素的预测,并根据实际地震三要素进行准确度检验。
- 以测试数据集开始的那天起,**每7天给出未来7天是否有≥3.5级以上的地震的预测(Y/N),**预测的地理范围为(22.00°N~34.00°N,98.00°E~107.00°E),是否有震为是否有≥3.5级以上的地震,**震中给出具体的经纬度(XX.XX, XX.XX),震级为Ms**。

算法和模型

• Light GBM

预测是否有地震,以及地震震级的大小范围;

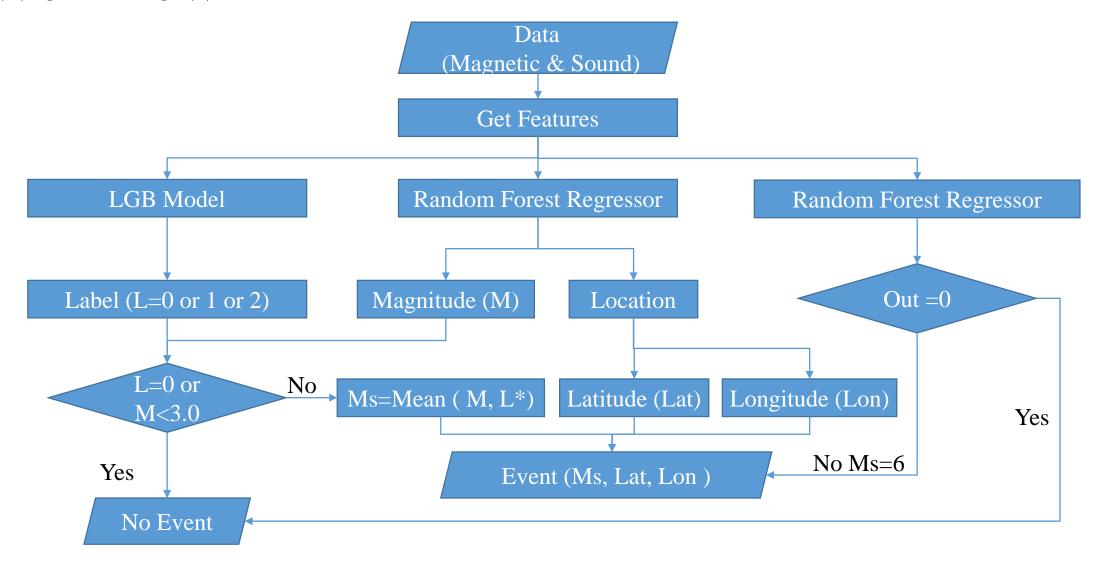
• Random forest

预测震级的大小,地震的位置;

• Random forest

判断是否为大震或者无震;

Workflow



特征提取

特征	电磁数据	地声数据	
均值	Magn_average	Sound_average	
差值	Magn_diff	Sound_diff	
每天的最大值	Magn_day_max	Sound_day_max	
每天的最小值	Magn_day_min	Sound_day_min	
每天的平均值	Magn_day_mean	Sound_day_mean	
每天的最大值与最小值的差值	Magn_day_max_min	Sound_day_max_min	
一周内每天的最大值的均值	Magn_day_max_mean	Sound_day_max_mean	
一周内每天的最小值的均值	Magn_day_min_mean	Sound_day_min_mean	
一周内每天的平均值的最大值	Magn_day_mean_max	Sound_day_mean_max	
一周内每天的平均值的最小值	Magn_day_mean_min	Sound_day_mean_min	
偏度	Magn_skew	Sound_skew	
方差	Magn_var	Sound_var	
差值的偏度	Magn_diff_skew	Sound_diff_skew	
差值的方差	Magn_diff_var	Sound_diff_var	

LGB

Parameters:

- 'num_leaves': 48,
- learning_rate': 0.05,
- "boosting": "rf",
- 'objective': 'multiclass',
- "feature_fraction": 0.6,
- "bagging_fraction": 0.6,
- "bagging_freq": 2,
- 'num_class': 3,
- "lambda_l1": 0.05,
- "lambda_12": 0.05,
- "nthread": -1,
- 'min_child_samples': 10,
- 'max_bin': 200

Label = $\{0, 1, 2\}$

0: Ms < 3.5

1: Ms < 6.0

2: Ms >= 6.0

Weight= $\{1, 4.5, 10\}$

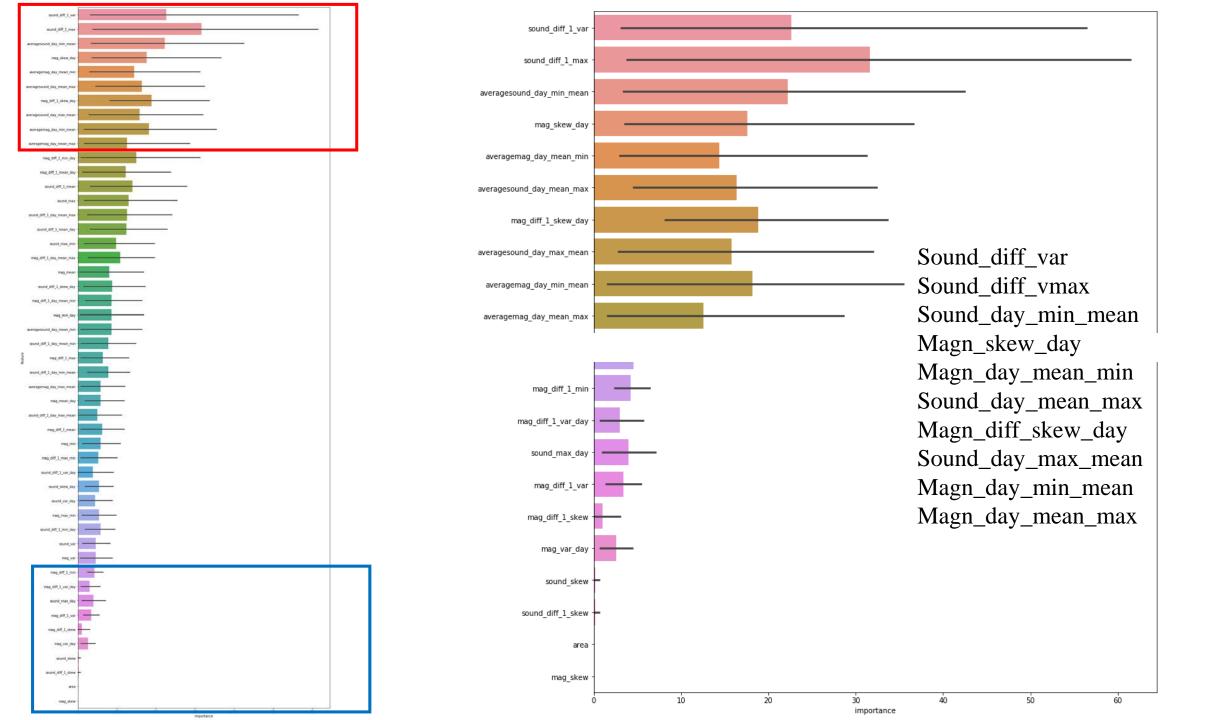
0: 1

1: 4.5

2: 10

StratifiedKFold

Set n_split=5



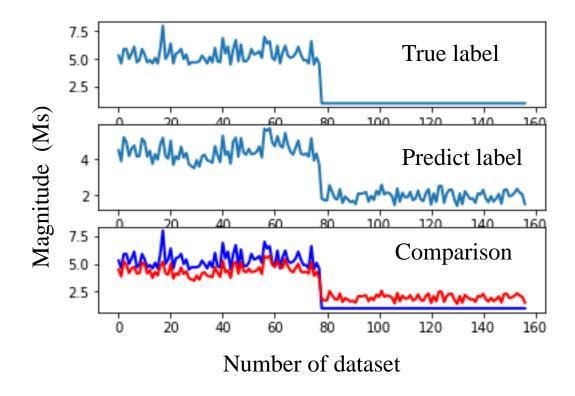
Random Forest Regressor

Parameters:

- max_depth=100,
- random_state=0,
- n_estimators=1000,
- min_samples_split=2,
- min_samples_leaf=2;

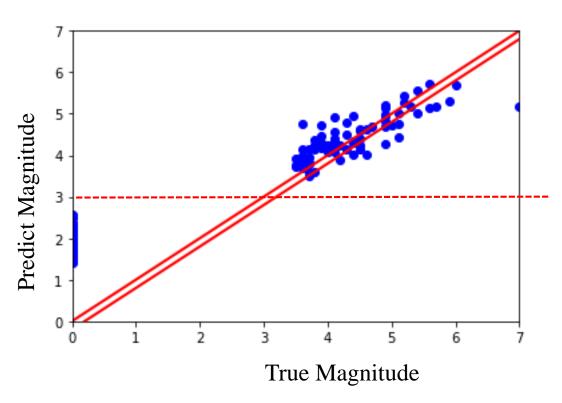
利用随机森林的方法来实现对地震位置和震级的预测。

Magnitude



标签的预处理

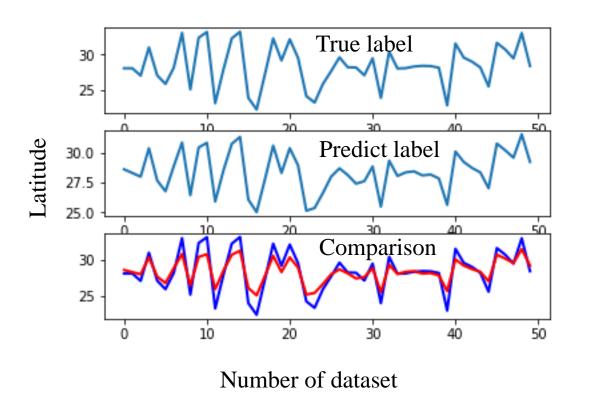
$$Label = \begin{cases} Ms & if Ms \ge 3.5\\ 0 & if Ms < 3.5 \end{cases}$$

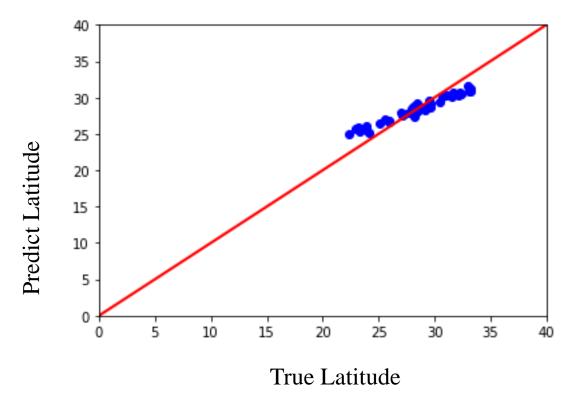


预测的震级如果小于3,则不进行预报;

$$Predict=\begin{cases} 3.5 & if \ Ms \geq 3.0 \ and \ Ms < 3.5 \\ Ms & if \ Ms \geq 3.5 \\ 0 & if \ Ms < 3.0 \end{cases}$$

Latitude

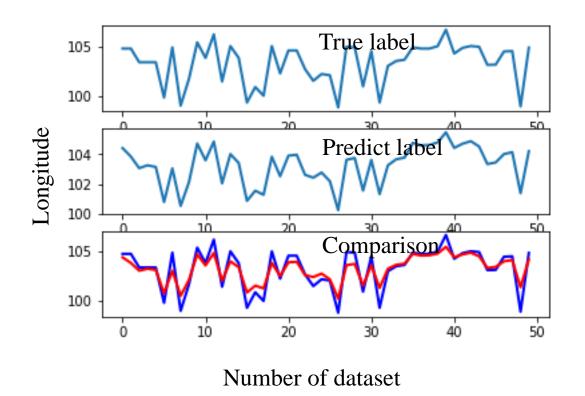


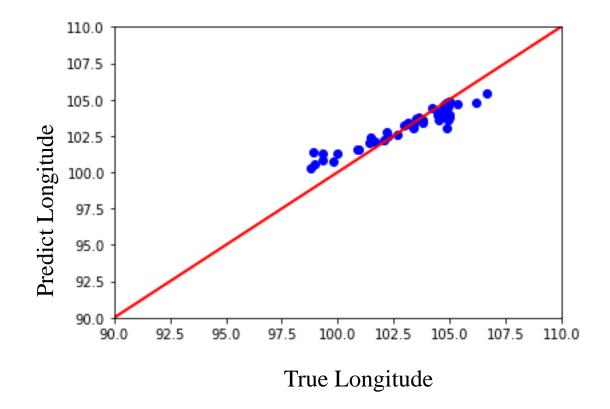


Mean absolute error: 1.0

Variance: 1.6

Longitude

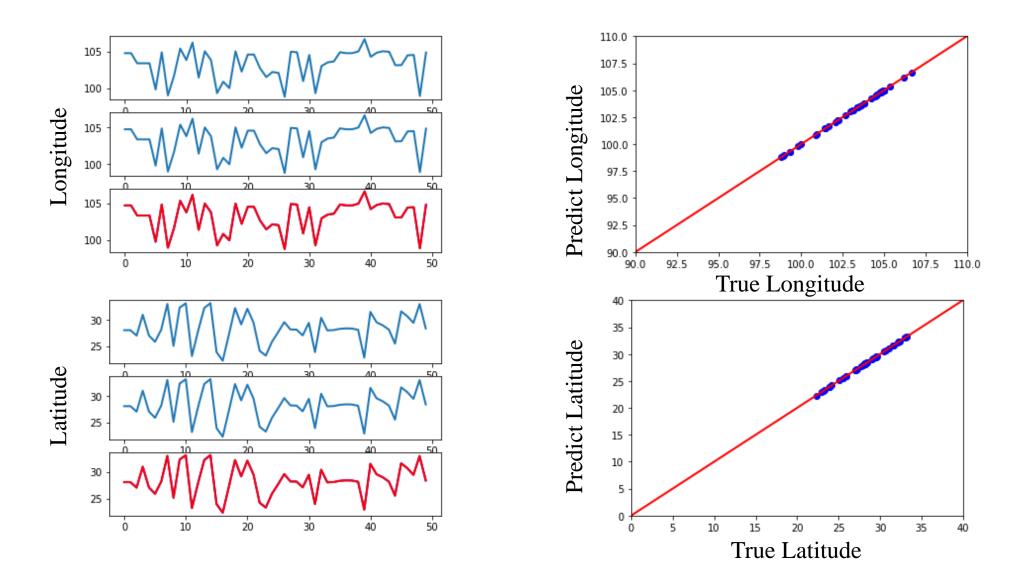




Mean absolute error: 0.67

Variance: 0.77

Gaussian Process Regressor



Ms>6

Parameters:

- max_depth=200,
- random_state=0,
- n_estimators=1000,
- min_samples_split=2,
- min_samples_leaf=2;

利用随机森林的方法来实现对大震进行判断。

结果分析

- 如果预测的震级小于3.0,则判断无地震;
- 如果LGB预测的标签为0,则判断无地震;
- 位置加权分析,在原来预测位置的基础上,加上地震多发区位置的权重;
- 震级加权分析,LGB预测对应的震级与RF预测的震级进行平均;
- •对于大震利用RF进行判定,标签为大震和无震;

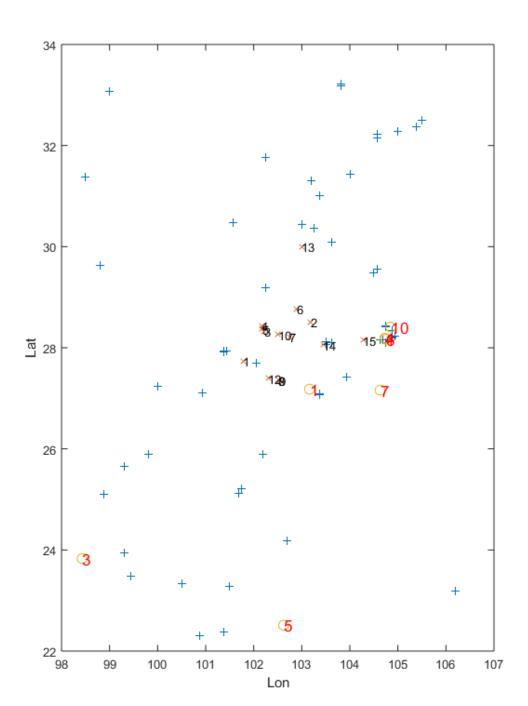
Date duration	Y/N	Latitude	Longitude	Magnitude
2020/09/04-2020/09/10	Υ	26.87	103.38	4.1

结果

+: 训练样本;

o: 真实的大震;

x: 预测的地震;



代码说明

- 1_read.py: 从原始记录中提取数据;
- 2_label.py: 生成对应数据的标签,有无地震,地震的震级和位置;
- 3_stationlist.py: 提取出台站的坐标信息;
- 4_feature.py: 从数据中计算对应的特征;
- 5_lgb.py: 利用LGB和RF对特征进行预测分析;
- 6_rf.py: 利用RF对是否存在地震进行判断;

Thanks!