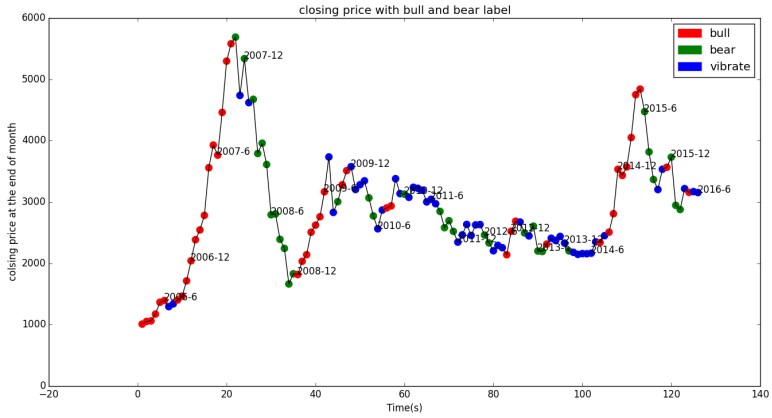
牛熊市试验报告 IV

邸明轩*

08, 19, 2016

1 Visualization

为了更好地做试验、改进模型，我把数据可视化了。可视化利用了月末的牛熊标签以及收盘价。牛熊标签的计算方法如下：利用某日两个月之前以及一个月之后的收盘价，计算月化收益率，如果收益率超过3%，标注为牛市;如果收益率低于-3%，标注为熊市，中间情况为震荡市。可视化结果如下：



2 Result

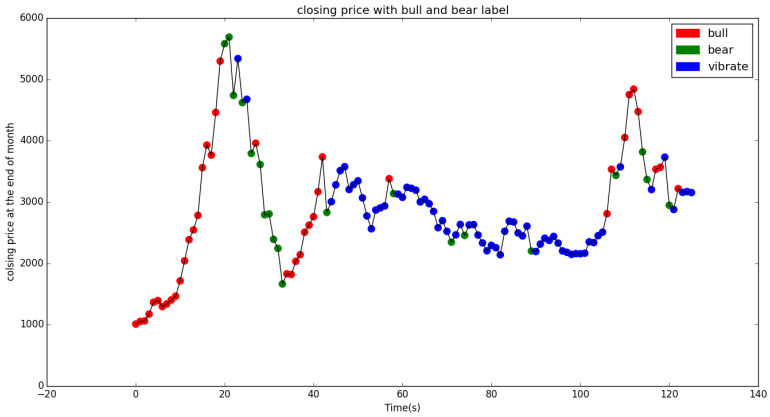
接下来我把试验结果可视化了，针对试验数据不足的情况（只有126个试验数据），我采用了留一交叉验证。具体的讲，就是每次用125个点训练模型，预测预留的点，循环126次。伪代码以及实验结果如下：

伪代码

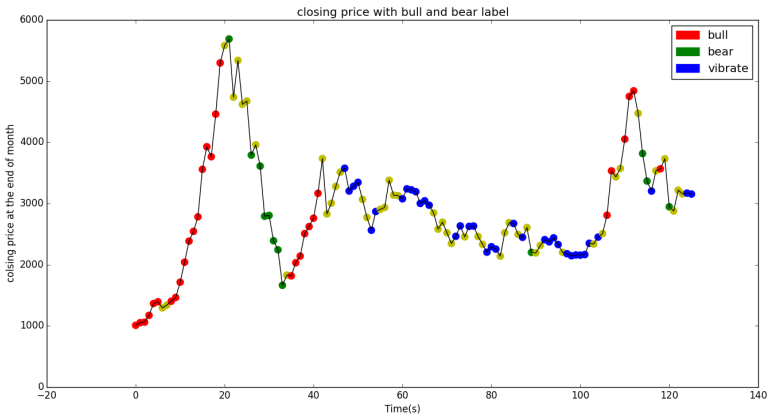
```
    for i in ranges(0,126):
        for j in ranges(0,126):
```

*email: mingxuandi@163.com

```
            train data list.
            if j==i:
                get test data
            else:
                add data to train data list.
        end
        train model using train data
        predict test data using trained model
    end
```



利用留一验证方法得到的每个月的预测结果



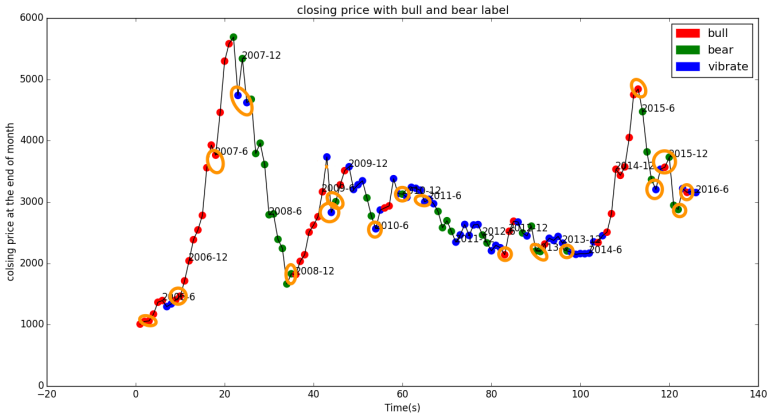
与数据标签不同的预测结果用黄色标注出来了

从图中可以看出，模型在大牛市大熊市中表现很好，在10年到14年震荡的情况中表现较差。模型可以抓住大的机会，规避大的风险，但是对于小机会，小风险，把握能力不强。感觉目前的市场行情比较符合10年的情况，模型可能会一直判断为震荡市，针对这种情况，比较好的方法是利用10年到14年的数据重新训练一个模型，利用老模型提示大机会大风险，利用新模型重新分析老模型判断为震荡的情况，提高模型整体的效果。

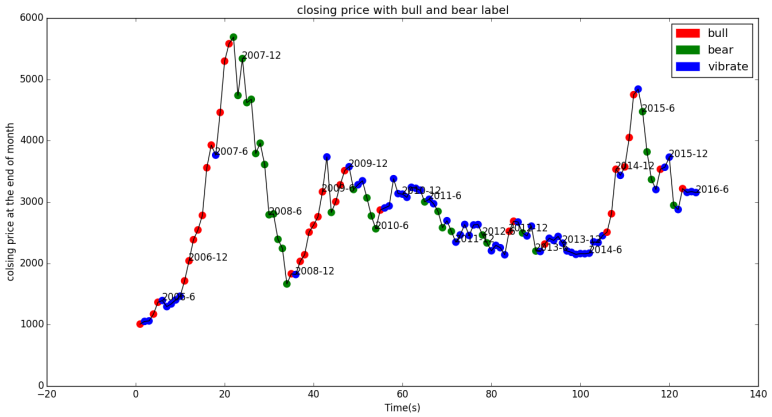
3 Improvement

提高模型的效果，一个比较简单的方法是在数据上做文章，包括增大数据量以及提高数据的纯度。现在我们尝试提高数据的纯度。之前机器利用3%方法自动标注的数据不一定准确，我们根据主观判断，手动更改数据的标签，使标注结果更加符合客观要求。标注结果如下图所示，我们希望得到的模型的分类效果能与这些标签尽量相同。

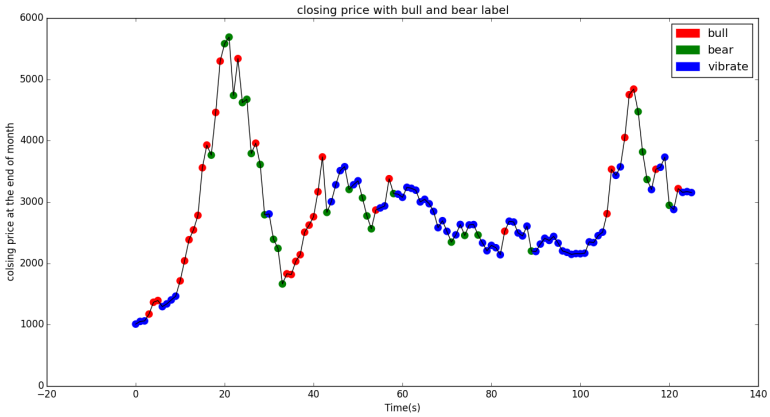
调整标签之后，预测的准确率有所提升，达到78.6%。虽然指标看起来不是特别很高，但是考虑到标签本身存在的误差，以及月度的粒度比较大，实际的预测效果还是很不错的。调整后标签的分布更加合理，标签分布与数据的规律更加一致，可以预测的更准确。



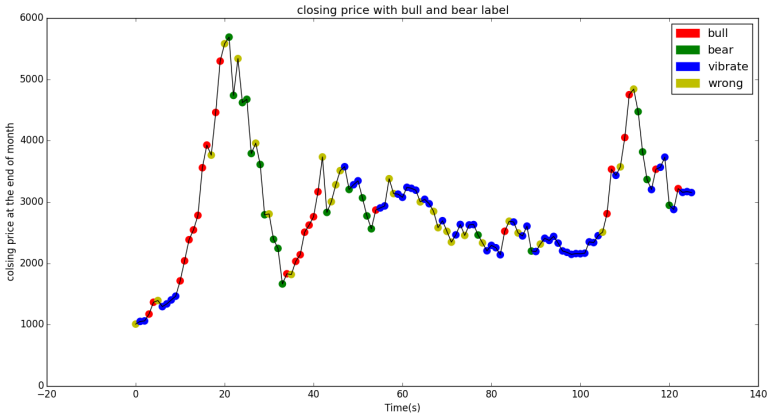
橙色为需要手动调整标签的数据



调整标签后的数据分布



调整标签后的数据分布



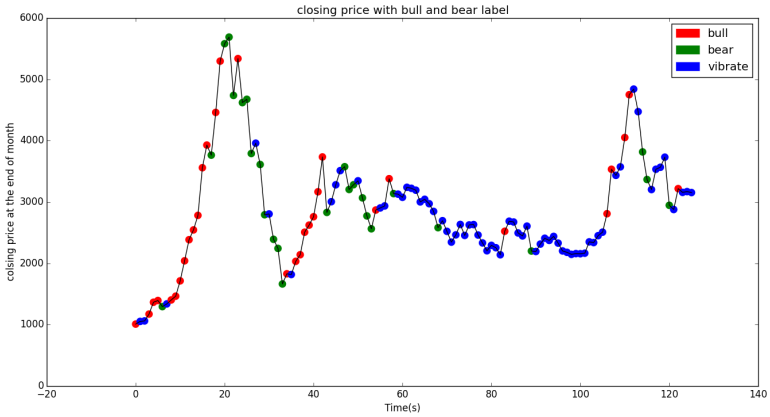
黄色标注出了跟标签不同的数据点

4 Data Automation

数据自动化是一项比较麻烦的工作，可能遇到意想不到的bug，估计有两天到两周不等的工作量。所以在开始这项工作之前，可以先看一下可以通过API自动获取的数据在模型上的效果怎么样。利用留一交叉验证与重新标注的数据，我们得到了如下图的实验结果,最终的准确率是77.0%.自动获取数据有三个很明显的优势：

1. 可以自动获取过去时间每一天的数据，不在局限于月末的数据，大大扩充了数据集。
2. 可以提取关于某一天当天、过去一周、过去一个月等不同时间粒度的信息，充分考虑了不同时间纬度的特征。
3. 可以对模型的性能在过去的数据上做完备的测试。

虽然较少的自动特征会损失稍许的精度，但是也带来了上述优势，如果能给自动获得的大量的数据添加有效的标签，相信可以进一步提升模型的性能，抵消掉特征量较少带来的损失。



四个特征驱动的模型的分类结果。