我们根据选取的features 对于毒品使用情况严重的郡县（severe）进行政策上的管控。其具体措施如下：

……

我们针对2016年所有的郡县进行模拟实验。当年在所有研究的郡县当中，一类药雾使用等级为good的占比为21.7%， normal 的为53.0%， critical的为24.0%，severe 的为1.3%

我们针对于一类药物使用等级为 critical和severe 的郡县进行政策上的干预，使得其最关键特征值的量在2017年分别以不同的比例下降。综合实际情况的执行难度我们预计的具体比例分配如下：

特征 管控下调比例（Severe/Critical）

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 21 | HC01\_VC206 | 0.02/0.01 |
| 13 | HC01\_VC185 | 0.01/0.005 |
| 14 | HC01\_VC187 | 0.006/0.003 |
| 10 | HC01\_VC175 | 0.005/0.0025 |
| 19 | HC01\_VC204 | 0.004/0.002 |

之后我们得到经过strategy modify之后的各郡县的2017年的特征值。我们利用已经学习训练完毕的决策树模型对于这些2017年的数据进行模拟预测，得到2017年经过政策干预之后的各郡县毒品使用情况分析：其中 good的占比为13.7%,normal 的占比为 63.7%，critical 的占比为 21.2%，severe的占比为1.3%.可以看出来，该程度的政策对于目标等级为critical的郡县有极大的帮助。但对于severe的郡县的影响不是非常的明显。我们可以得出在短时间内通过对于这些factors的管控可能无法得到极好的效果

但是当我们观察2017年的实际数据结果，good 的占比为23.9%， normal 的占比为49.5%， critical 的占比为25.1%， severe 的占比为15.2%我们仍然可以看出来明显的改进。

之后我们再利用所得决策树模型对于已修改的factors进行预测得出之后年份的各个分类的分布情况，如下表：

**Predict.xlsx**

可以看出来对于critical的类别的情况有平稳的增长趋势