**训练方法**

本文利用RNN(循环神经网络)的一种优化变种LSTM来克服梯度消失与梯度爆炸的问题，通过函数更新来缓解Q值表交通数据压力，实现更优化算法，优化预测未来交通状态。其主要步骤如下：

1. 交通拥堵情况以及气象数据预处理(拉格朗日插值法—异常值插补）；

2. 选取训练集与测试集(训练集：1500条；测试集：150条；单向测试)；

3. 确定输入输出变量及网络层数(输入变量为速度、延迟时间、行程时间、气温、降水概率，输出变量为延时指数，隐藏层神经元个数区间[4,13]，3层网络层)：

4. 确定初始权值和阈值、学习速率、激活函数以及训练函数(初始权值和阈值区间[0,1]，学习速率区间[0.05,0.20]，激活函数用Sigmoid函数，训练函数用Adam)；

5. 训练神经网络模型，当反馈达到Q值表最优状态后停止网络训练，若不满足，进行参数值的修正与调整(学习速率，训练函数)；

6. 预测、输入测试集数据得到最佳预测结果；7. 分析预测结果，得出最终最佳的预测结果。

本文中LSTM的遗忘、输入、输出门限的激活函数皆用Sigmoid函数，返回区间[0,1]符合人类思维，训练函数先用Adam，随着隐层神经元个数确认后，逐一测试Adam、SGD、Adagrad、RmsProp实现最佳。

算法步骤

1：初始化DRQN网络结构，参数是，初始化目标网络，参数

2：初始化

3：for 1 到  do

4： 初始化交通状态，初始化动作

5： for 1 到  do

6： 以的概率选择，以的概率随机选择一个动作

7： 执行选择的动作，得到奖励和下一个状态

8： 将此经验（）存入经验池M中

9： 如果经验池中样本数目达到batch

10： 随机从经验池中拿出一个batch，对每一天记录，根据目标网络，得

11： 用随机梯度下降法Adam更新

12： 达到一定步数后更新

13： 当前状态=新状态

14： end for

15：end for

## **数据描述**

本文选区长沙市万家丽高架某一方向（从万家丽路到双塘路）作为研究实例，通过python3.7编写爬虫脚本实时抓取高德地图大数据平台发布的中国城市交通路况信息，采集时间是2019年1月27日至2019年2月5日，数据返回的周期为5分钟，返回的json数据如表1所示。

表1 高德大数据平台返回交通状态参数示例

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 示例 | 时间戳 | 速度（km/h） | 旅行时间(分钟) | 延迟时间（分钟） | 拥堵延时指数 |
| 2019/1/23 19:45 | 39.2 | 25.2 | 8.8 | 1.5 |

注：“拥堵延时指数” 作为城市拥堵程度的评价指标，即指城市居民平均一次出行实际旅行时间与自由流状态下旅行时间的比值。

在本文中，共采集1650条数据，选取1500条数据作为训练集，剩下的150条作为测试集。