1基于 BP 神经网络交通流量预测模型的建立

1.1输入层数据的选择

短时交通流量是一组复杂的非线性数据的集合，但在时空上是一个渐进具有规律性的过程。本文以城市典型交叉路口的交通流量为研究对象，各个相邻的路段之间必然存在着一定的相关性，同时各个路段每天的交通流量在时间上来说具有分布的统计规律性，一般可以从时间上和空间上进行分析。从时间上来说，路段每天的高峰和低峰的分布具有一定的平稳性，一般的高峰有早高峰和晚高峰两种，同时路口的流量也与该路段前几个时间段的流量有关。从空间的角度来看，路段出口的流量也必然受到上游路段交通流量数据的影响[21]。

根据上述的特点，考虑到输出交通流量在空间和时间上的变化规律，输入信息在空间上来自相邻上下游路段的交通流量数据，时间上选取本路口前几个时刻段的数据流量，把这些检测点的数据作为输入变量。图3.1 为本文研究的典型交叉路口示意图，、、、以及 分别表示了上游交叉口t 时刻北方位、西方位、南方位、以及下游路口的交通流量。

图3.1 典型的交叉路口示意图

从图中我们可以看出，t 时刻下游的交通流量Qt 显然有三部分组成，q1 中的左转流量、q2 中的直行流量以及q3 中的右转流量，每个方向中可能有少量反方向的车辆，但数量相比下很小，这里可忽略不计。因此在t 时刻Qt 主要由q1,q2,q3 所组成，可见从空间上来看，下游路口的流量与上游不同方向路口之间的必然相关性。同时在预测下游该路段的流量时，该路段的前几个时刻的流量（Qt-1,Qt-2，…）也有着时间上的联系。因此这就确认了预测下游路段流量所需要的输入数据流量，这样就可以利用路口的前几个时间段的交通流量数据以及该路口上游路口的流量数据来完成对指定路口数据流量的预测，即：Qt+1=f(q1,q2,q3,Qt,Qt-1,Qt-2,…)。在确定了基本的相关要素后，可以考虑不同的输入方案作为神经网络的输入，从中选择比较理想的方案。在本文中，考虑到神经网络的结构，太多的输入量可能造成网络的复杂，运算时间较长以及降低了网络的学习效率，采用了(q1,q2,q3,Qt,Qt-1,Qt-2,Qt-3)作为输入量来进行预测，即采用了上游的路口流量以及本段路口的前三个时间段和当前时刻的流量总共7 个单元来预测下一个时刻的流量。

现在对采集到的预测路口的交通流量数据进行可预测性分析，每隔15 分钟记录一次该时间内的交通流量，总共记录一天92 组的交通流量数据。

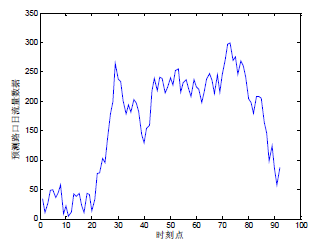


图3.2 预测路口原始流量数据

从图3.2 可以看出预测路口各个时段的数据都完整地采样到，没有遗漏的数据，也没用异常变化的数据出现，说明采样到的数据完整性较好。所采样到的数据不用进行修复和去噪声处理，可以用于预测。接下来利用功率谱的分析方法对采集到的数据进行可预测性分析。

1.2 BP 神经网络预测模型分析

BP 网络学习算法对本身网络结构参数的选取非常敏感，不同的网络结构针对不同的实际问题有着很大的差别。一般而言，网络本身的结构越复杂，处理非线性问题的能力就会越强，但这也使得训练时间变长，相反如果网络结构过于简单，那么网络训练将难于收敛或者不收敛。神经网络的拓扑结构由网络的输入层、隐含层以及输出层和神经元组成，输入和输出的神经元主要根据需要求解的问题以及数据的表示方式决定，因此在BP 网络结构设计中，重点在于隐含层层数以及隐含层神经元个数的确定。同时在预测模型中，对数据的预处理以及传输函数的选取也对解决分析问题起着关键的作用。

（1）BP 网络层数的确定

如上所描述，神经网络的输入输出层数目是由需要解决的实际问题以及数据表示方式综合决定，本文所要解决的是关于短时交通流量的预测问题，由上一节输入层数据的分析我们选取7 个神经元作为网络的输入层，因为要预测下游路口某一时刻的交通流量，因此输出的神经元数目取1 个即要预测的路口流量就可。

对于 BP 神经网络而言，有一个很重要的定理存在，就是在闭区间内，任何一个连续的函数都可以用单隐层的BP 神经网络来逼近，再由上面的分析并考虑实际的情况，如果将隐层数目取两层或以上，将会使网络的结构变得更加复杂，训练时间自然也会大大增加，因此本文在交通流量预测中隐层的数目就采用一层隐层。

隐层神经元数目的选取一直是一个复杂的问题，往往是根据实际的问题由设计者根据经验以及多次的实验来确定，因而也不存在一个合理的数学表达式来描述它。隐层单元的数目一般与求解的问题、输入输出单元的数目都有着直接的联系。隐层单元的数目过多会导致学习时间的延长、预测结果也不一定最好，同时也可能导致容错性较差、对以前没看过的样本识别力变差，这意味着存在着一个最为合适的隐层单元数。隐藏单元层的选取可以参考第二章相关的公式。

（2）数据的预处理

当将实际采集到的数据输入神经网络时，有的时候不是直接使用这些数据，而是要进行必要的数据处理。对实际采集的数据进行处理主要有两方面的原因：

1） 神经网络隐含层所选取激励函数的作用范围，要避免神经元的饱和。

2） 数据本身特点也会影响模型的适应度。

鉴于以上两个原因，一般对输入数据的预处理也可以分为两种：一种就是归一化处理，将数据选取到神经网络隐层激励函数的作用范围内；另一种是对数据进行变换，例如进行平滑处理，数据的修补等，来修正去除一些不规则的数据，产生典型的信号数据。

本文根据实际情况在下面的仿真分析中均采用将数据归一化的方法。一般 BP 神经网络在处理函数逼近以及预测等非线性数据时会采用Sigmoid 类（单极性和双极性）函数，由于本文中要处理的是交通流量数据，该类数据都是正实常数，故在此将数据处理为区间[0,1]之间的数据。

（3）激励函数的选取

在上一章中已经对神经元常用的激励函数进行了分析，激励函数的作用是将非线性函数无限域的空间转换到有限域的空间输出，根据不同的实际应用选取合适的激励函数，通常选取Sigmoid 类函数。该类函数所表现出来的非线性特性使得BP 神经网络的训练建立了从输入到输出的非线性映射，能够很好的表达交通流量数据的客观现象。所示的单极性函数，该图形是以（0, 0）为对称中心，最后映射到（0, 1）区间。

（4）网络初始值的选取

由于系统的非线性，网络初始权值和阈值的选取对于网络的学习能否达到全局最小值以及是否能够收敛都有着很大的关系，这其中有一个重要的要求：初始权值在输入累加的时候使每个神经元的状态接近于零，若初始权值选取过大，加权后的输入值就会落到激励函数的饱和区，使得 f ' (u)变得非常小，而在权值修正的过程中，因为 与 f ' (u)成正比，所以 就会趋向于零，致使w0，那么网络的调节功能就会停顿[22]。所以为了保证加权后神经元

的输出值接近零，神经元的取值的都取比较小的随机值，一般在（-1, 1）之间，同样对输入样本也做归一化处理，使得样本中比较大的输入依然能落在传递函数大的地方。

（5）学习速率的选取

学习速率决定着每次迭代过程中权值的变化量。一般来说，学习速率越大，相应的训练时间就会越少，但是，如果学习速率过大会造成学习过程的不稳定；小的学习速率学习速度过慢，可能会导致收敛速度过慢，不过这样可以保证网络的稳定性，因此一般情况下会选择较小的学习速率，学习速率的范围一般在0.01-0.8 之间。每一个具体的网络都会存在与之相对应的合适的学习速率，但对于复杂的非线性网络，在不同的学习阶段可能要不同的学习速率，因此在这种情况下，合适的方法是采用自适应的学习速率减少找寻学习速率的次数和训练的时间，从而使得预测系统在不同的阶段有不同大小的学习速率。