

道路交通事故神经网络预测研究

张文峰, 成卫, 董玉佩

(昆明理工大学 交通工程学院, 云南 昆明 650224)

摘要: 对于交通事故的预测, 可以视为一个非线性随机的输入输出系统, 因此保证了可将神经网络理论用于预测的可行性. 为此, 选用算法建立了道路交通事故神经网络预测模型. 鉴于算法具有学习速度慢, 目标函数存在局部极小点的缺点, 采用改进的快速算法, 即采用加动量项和自适应学习速率的方法来弥补这不足, 实现对交通事故的预测.

关键词: 交通事故; 道路; 神经网络

中图分类号: U491 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-855X(2005)05-0094-05

Study on Prediction of Traffic Accident Based on Neural Network

ZHANG Wen-feng CHENG Wei DONG Yu-pei

(Faculty of Transportation Engineering Kunming University of Science and Technology, Kunming 650224, China)

Abstract Prediction of traffic accident can be taken as an nonlinear and stochastic input-output system, there is feasible that the theory of neural network is used to predict. Therefore the algorithm is adopted to set up prediction model of traffic accident based on neural network. Because the algorithm has such disadvantages as slow training speed and very small spot existing in the goal function, improved BP algorithm is used, that is adopting momentum item and self-adaptive training ratio in order to overcome the disadvantages. Prediction of Traffic accident can be realized.

Key words traffic accident; road; neural network

0 引言

研究和实践证明, 认识并利用交通事故的客观发展规律, 对交通事故的发展变化进行科学预测是可行的. 交通事故预测就是对交通事故未来的形势进行估计和推测, 它是通过对交通事故的过去和现在状态的系统探讨, 并考虑其相关因素的变化, 所作出的对交通事故未来状态的描述过程^[1]. 其目的是为了掌握交通事故的未来状况, 以便及时采取相应的对策, 有效地控制各影响因素, 避免工作中的盲目性和被动性, 减少交通事故.

1 城市道路交通事故预测模型概述

1.1 线性回归预测法

影响城市道路交通事故的因素往往不止一个, 线性回归预测多数是利用多元线性回归方程, 通过寻找与因变量具有较强关系的因素作为自变量, 计算回归系数, 并经过相关分析和显著性检验后, 最终确定回归预测方程.

1.2 增长曲线预测法

该方法的思想是: 交通事故的发展规律往往类似于生物的自然增殖过程, 可以用一条近乎 S 型的曲线来描述: 发展初期增长速度较慢, 一段时间后, 增长速度会逐渐加快, 当接近于某一增长极限时, 增长速度

收稿日期: 2005-01-10

第一作者简介: 张文峰 (1979~), 男, 在读硕士研究生. 主要研究方向: 交通控制与安全. E-mail: zhangwen7936@yahoo.cn.cn

又会放慢. 实际中, 常用作预测的 S 型增长曲线模型有戈伯兹曲线和逻辑曲线.

1.3 对数抛物线预测模型

对数抛物线是一种特殊的增长曲线, 与前述两种增长曲线不同的是, 当预测对象增长到一定程度后, 数值会逐渐下降.

1.4 多元逐步回归预测模型

多元逐步回归预测是自动地从大量的可供选择的变量中选择重要的变量, 以建立回归方程的预测方法. 它是按自变量对因变量作用程度的大小来决定该变量是否引入或剔除的.

1.5 灰色系统理论预测模型

应用灰色系统理论是在数据处理上提出“生成”的方法(累加或累减生成), 通过生成使数据列的随机性弱化, 从而转化为比较有规律的数据列, 将随机过程变为便于建模的灰色过程进行预测. 常用的模型为 GM(1, 1)型^[2].

1.6 生成数列回归分析法

生成数列回归分析法是运用灰色系统的基本理论对影响因素进行关联分析, 定量地找出主要影响因素, 并建立因变量、自变量的生成数列, 据此进行一元或多元回归分析, 得到生成数列预测模型.

归纳起来, 上述方法都是将事故的发展规律看作是线性的或通过数据生成使其变成线性的. 但由于事故发生的随机性及其发展受到多种因素的影响, 用非线性函数描述事故的发展规律将更为准确.

2 道路交通事故神经网络预测模型

道路交通事故的形成因素包括人、车、路、气候等多个非线性因素, 带有较大的随机性. 传统的线性分析方法无法揭示其内涵, 存在有较大的局限性, 同时受到数据量少和噪声污染等因素的影响, 使得预测无法得到满意的结果.

根据神经网络中的 Kolmogorov 定理^[3], 给定任一连续函数 $f: [0, 1]^n \rightarrow R^m$, f 可以精确的用一个 3 层前向神经网络实现, 此网络的第 1 层即输入层有 n 个神经元, 中间层有 $2n + 1$ 个神经元, 第 3 层即输出层有 m 个神经元. 或者说, 给定任意 $\varepsilon > 0$ 对于任意的 L_2 型连续函数 $f: [0, 1]^n \rightarrow R^m$, 存在一个 3 层神经网络, 它可以在任意 ε 平方误差精度内逼近. 而对于交通事故的预测, 由于可以视作一个非线性随机的输入输出系统, 因此从理论上保证了将上述思路用于时间序列预测的可行性.

所以, 在建立道路交通事故神经网络预测模型时就选用了 BP 网络. 但是, BP 算法具有学习速度慢, 目标函数存在局部极小点的缺点. 为此采用改进的快速 BP 算法, 即采用加动量项和自适应学习速率的方法来弥补这一不足, 实现对交通事故的预测.

常用的预测方法是先预测事故因子, 再来预测事故. 然而 1996 年以前的各种影响因素所占比例缺乏相应的统计资料, 所以无法采用因子预测方法, 故而在此采用时间序列预测事故的方法.

2.1 改进的快速算法

BP 算法是一种迭代算法, 一次学习过程由输入数据正向传播和误差的反向传播两个子过程组成. 其数学描述是^[4, 5]:

设有 N 个学习实例 (X_k, Y_k^*) , $k = 1, 2, \dots, N$, 对实例 (X_k, Y_k^*) , 在正向传播过程中, 实例 k 的输入向量 $X_k = (x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk})$ 从输入层的 n 个节点输入, 经隐层逐层处理, 由输出层的 m 个节点的输出端得到实例的网络计算输出向量 $Y_k = (y_{1k}, y_{2k}, \dots, y_{mk})$, 比较 Y_k 和实例 k 的期望输出向量 $Y_k^* = (y_{1k}^*, y_{2k}^*, \dots)$, 若 N 个学习实例的计算输出都达到期望的结果, 则学习过程结束; 否则, 进入误差反向传播过程, 把 Y_k 与 Y_k^* 的误差输出层向输入层反向传播, 在反向传播过程中, 修改各层神经元的连接权值.

设 $I_{jk}^{(l)}$ 表示实例 k 的输入向量 X_k 输入后, 传播到第 l 层节点 j 的输入, $Q_{jk}^{(l)}$ 表示第 l 层节点 j 的输出, $w_{ij}^{(l-1)}$ 为第 $l-1$ 层的节点 i 连接第 l 层节点 j 的权值, $n^{(l-1)}$ 为第 $l-1$ 层的节点数, f 为节点神经元的传递函数(一般使用可微的 Sigmoid 型函数), 由 BP 网络神经元的输入输出关系有:

$$I_{jk}^{(l)} = \sum_{i=1}^{n^{(l-1)}} w_{ij}^{(l-1)} O_{ik}^{(l-1)} \quad (1)$$

$$O_{jk}^{(l)} = f(I_{jk}^{(l)}) \tag{2}$$

实例 k 对节点 j 的期望输出 $O_{jk}^{*(l)}$ 与节点 j 对实例 k 的网络计算输出 $O_{jk}^{(l)}$ 的误差定义为

$$E_{jk}^{(l)} = \frac{1}{2} (O_{jk}^{*(l)} - O_{jk}^{(l)})^2 \tag{3}$$

若第 l 层是 BP 网络的输出层, 即节点 j 是输出节点, 则 $O_{jk}^{*(l)} = y_{jk}^*$, $O_{jk}^{(l)} = y_{jk}$, 实例 k 的输出误差为

$$E_{jk}^{(l)} = \frac{1}{2} (y_{jk}^* - y_{jk})^2 \tag{4}$$

若对 N 个样本的任意一个样本 k , 输出层的 n 个输出节点的计算输出分别满足期望输出, 即 $E_{jk}^{(l)} \leq \epsilon$ 则学习过程结束, 否则, 由误差反向传播过程修改权值分布 w . 权值修改为

$$w_{ij}^{l-1}(t+1) = w_{ij}^{l-1}(t) + \Delta w_{ij}^{l-1}(t) \tag{5}$$

如前所述, 由于 BP 算法在应用之中存在有许多不足之处, 所以, 根据标准 BP 算法如图 1 所示提出改进, 以此来训练前向网络:

1) 动量法

$$w(t+1) = w(t) + \eta \left\{ (1 - \alpha) \left[-\frac{\partial E}{\partial w(t)} \right] + \alpha \left[-\frac{\partial E}{\partial w(t+1)} \right] \right\} \tag{6}$$

其中, α 为动量系数, η 为学习速率.

基本思路就是在每个加权调节量上加上一项正比例于前次加权变化量的值 (即本次权重的修改表达式中引入前次加权的权重修改). 这种方法所加入的动量项实质上相当于阻尼项, 它减少了学习过程的振荡趋势, 从而改善了收敛性.

2) 自适应学习调整学习速率

$$w(t+1) = w(t) + \eta(t) \left[-\frac{\partial E}{\partial w(t)} \right] \tag{7}$$

基本思路是, 自适应调整学习速率先给一个初值, 然后利用乘法使之增加或减少, 以保持学习速度快而且稳定. 当连续两次迭代其梯度方向相同时, 表明下降太慢, 这时可使步长加倍; 当连续两次迭代其梯度方向相反时, 表明下降过头, 这时可使步长减半.

由 (3), (2), (1) 式有

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_{jk}^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l-1)}} &= \frac{\partial E_{jk}^{(l)}}{\partial O_{jk}^{(l)}} \frac{\partial O_{jk}^{(l)}}{\partial I_{ij}^{(l)}} \frac{\partial I_{ij}^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l-1)}} = \xi_{jk}^{(l)} \frac{\partial I_{ij}^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l-1)}} \\ &= \xi_{jk}^{(l)} O_{jk}^{(l-1)} \end{aligned} \tag{8}$$

其中 $\xi_{jk}^{(l)} = \frac{\partial E_{jk}^{(l)}}{\partial I_{jk}^{(l)}} = \frac{\partial E_{jk}^{(l)}}{\partial O_{jk}^{(l)}} \frac{\partial O_{jk}^{(l)}}{\partial I_{jk}^{(l)}} = \frac{2E_{jk}^{(l)}}{2O_{jk}^{(l)}} f'(I_{jk}^{(l)})$

运用上述两种方法来训练, 都具有一个共同点, 即一旦训练达到最大的训练次数, 或者网络误差平方和达到期望误差之时, 都会使网络停止学习.

2.2 BP 网络的设计

在进行 BP 网络设计前, 一般应从网络的层数、每层中的神经元个数、初始值以及学习方法等方面进行考虑 [6, 7].

1) 网络的层数. 理论上早已证明: 具有偏差

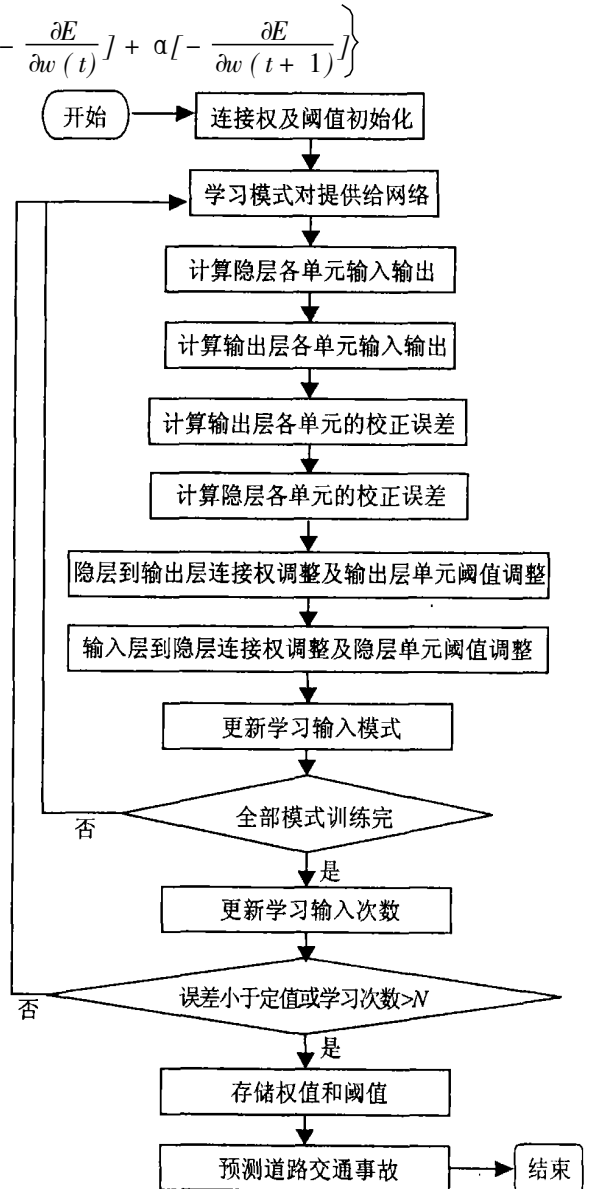


图1 标准BP算法学习过程框图

Fig.1 Standard BP algorithm study process diagram

和至少一个 S 型隐含层加上一个线性输出层的网络, 能够逼近任何有理函数. 增加层数主要可以更进一步的降低误差, 提高精度, 但同时也使网络复杂化, 从而增加了网络权值的训练时间. 而误差精度的提高实际上也可以通过增加隐含层中的神经元数目来获得, 其训练效果比增加层数更容易观察和调整, 所以一般情况下优先考虑增加隐层中的神经元数. 为此本章选用 3 层网络. 如图 2 所示.

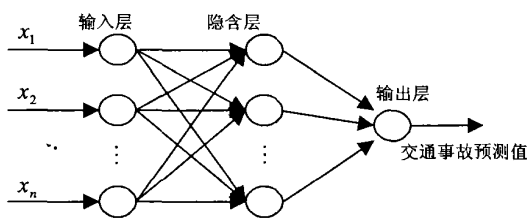


图2 交通事故神经网络预测模型结构
Fig.2 Traffic accident neural network forecast mode structure

2) 隐含层的神经元数目. 虽然可以通过采用一个隐含层, 增加其神经元个数来提高网络的训练精度, 但是究竟选取多少个隐含层节点合适, 这在理论上并没有一个明确的规定. 在具体设计时, 比较实际的做法是通过对不同神经元进行训练比较, 然后适当地加上一点余量.

3) 学习速率. 学习速率决定每一次循环训练中所产生的权值变化量. 但是大的学习速率可能导致系统的不稳定, 而小的学习速率将会导致训练较长, 收敛速度很慢, 不过它能保证网络的误差值不跳出误差表面的低谷而最终趋于最小误差值. 所以一般情况下, 倾向于选择较小的学习速率以保证系统稳定性. 学习速率的选取范围通常在 0.01~0.8 之间. 对于具体的网络都存在一个合适的学习速率, 但对于较复杂的网络, 为了减少寻找学习速率的训练次数以及时间, 比较合适的方法是采用变化的自适应学习速率, 使网络的训练在不同阶段自动设置不同学习速率.

4) 期望误差的选取. 在设计网络的训练过程中, 期望误差值也应当通过对比训练后确定一个合适的值, 这个所谓的“合适”, 是相对于所需要的隐层的节点数来确定的, 因为较小的期望误差值是要靠增加隐层的节点, 以及训练时间来获得的. 一般情况下, 作为对比, 可以同时两个不同期望误差值进行训练, 最后通过综合考虑来确定采用其中哪一个网络.

3 应用示例

选取昆明市 2001~2002 年的月交通事故数据进行预测.

网络设计如下: 采用 5 个输入, 1 个输出的 3 层神经网络, 隐层节点数目取 15 个, 训练样本的选取为: 从 2001 年 1 月开始, 连续 5 个月的道路交通事故统计值作为输入样本, 第 6 个月的道路交通事故统计值为输出, 然后依次类推. 这样一来, 可以得到 16 个学习样本. 2002 年 10~12 月的道路交通事故值作为检验数据. 对于事故次数和死亡人数预测: 输入节点和隐层节点的传递函数采用函数中的双曲正切函数, 输出节点的传递函数采用线性函数; 对于伤亡人数预测: 各层节点的传递函数均采用双曲正切函数. 学习速率, 动量系数. 样本数据进行归一化处理.

根据以上思路, 设计编程. 网络训练误差与训练次数如图 3~5 所示. 对训练好的网络, 用检验数据进行验证, 其结果表明, 网络预测值与实际值相对误差合理, 结果如表 1.

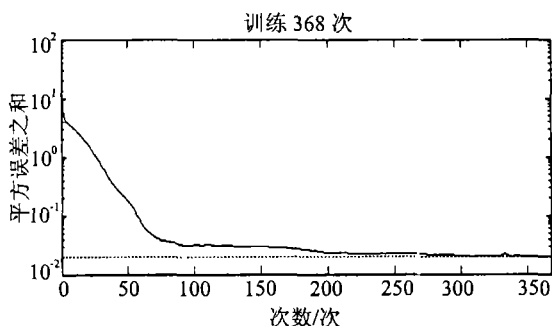


图3 事故次数网络误差及训练次数
Fig.3 Accident number network error and training number

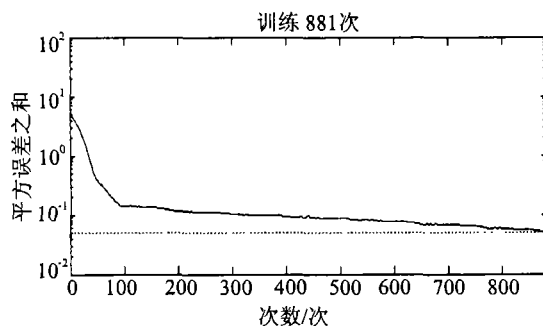


图4 死亡人数网络误差及训练次数
Fig.4 Casualty network error and training number

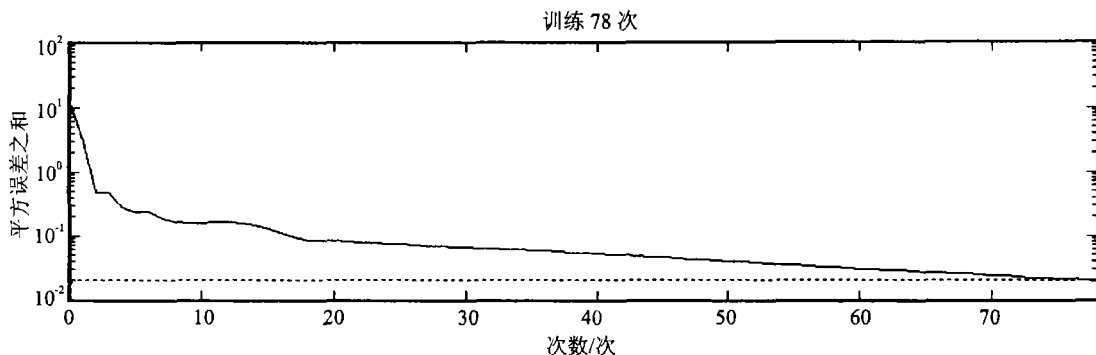


图5 受伤人数网络误差及训练次数

Fig.5 Injury number network error and training number

从结果可以看出,将改进的快速BP网络用于交通事故预测是可行的,且预测精度较高。

表1 网络预测与实际相对误差

Tab 1 Network forecast and actual relative error

月份	数据值	交通事故数	死亡人数	受伤人数
2002年 10月	预测值	546	29	167
	实际值	551	30	163
2002年 11月	预测值	613	45	198
	实际值	607	43	194
2002年 12月	预测值	465	27	169
	实际值	472	25	174
平均误差 /%		1.13	3.9	2.46

4 结论

将道路交通事故的发生作为一时间序列事件,撇开了城市道路事故形成的复杂原因,具有宏观指导性;将道路交通事故作为递推式预测,适用于近期预测,如果用于长期预测,由于累计误差的原因,预测结果将不理想。因此如果学习实例越多,或增加新的学习实例更新网络记忆的知识,时间预测模型获得的知识将会越可靠,预测精度将会越高。

参考文献:

- [1] 中国公路学会编委会. 交通工程手册 [M]. 北京: 人民交通出版社, 1998
- [2] 周维新. 交通事故灰色预测模型的研究 [J]. 西安公路交通大学学报, 2000, 20(2): 73~74
- [3] 尹朝庆, 尹皓. 人工智能与专家系统 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2002 296~328
- [4] 吴晓莉, 林哲辉. MATLAB辅助模糊系统设计 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002 125~170
- [5] 袁曾任. 人工神经网络及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999 66~78
- [6] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000 23~26
- [7] 闻新, 等. MATLAB神经网络应用设计 [M]. 北京: 科学出版社, 2002 207~232
- [8] 郑黎黎, 丁同强, 成卫. 高速公路交通事件管理智能决策支持系统 [J]. 昆明理工大学学报(理工版), 2004 29(6): 118~121

(上接第93页)

参考文献:

- [1] 余国文, 张高科, 胡波. 金属系无机抗菌材料研究进展 [J]. 工业安全与环境, 2004 30(4): 34~36
- [2] Volker Alt, Thorsten Becher, Peter Steinücke, et al. An in vitro Assessment of the Antibacterial Properties and Cytotoxicity of Nanoparticulate Silver Bone Cement [J]. Biomaterials, 2004 25: 4383~4391.
- [3] Hyung-Jun Jeon, Sung-Chul Y, Seong-Geun Oh, et al. Preparation and Antibacterial Effects of Ag-SiO₂ Thin Films by Sol-gel Method [J]. Biomaterials, 2003 24: 4921~4928
- [4] 张文钰, 王广文. 纳米银抗菌材料研究现状 [J]. 化工新型材料, 2003 31(2): 42~44
- [5] 张若愚, 夏雪山, 胡亮, 等. Ag/Diatomite复合材料及其对禽流感病毒的杀灭研究 [J]. 贵金属, 2004 25(2): 28~32
- [6] ZHANG Ruo-yu, XIA Xue-shan, HU Liang, et al. The Study on the Character of Diatomite Carrying Agent and Its Inactivation of AIV [C]. The 18th Iupac International Conference on Chemical Thermodynamics and the 12th National Conference on Chemical Thermodynamics and Thermal Analysis, 2004 17~21.
- [7] 夏金兰, 王春, 刘新星. 抗菌剂及抗菌机理 [J]. 中南大学学报, 2004 35(1): 31~38
- [8] 王小建, 乔学亮, 陈建国, 等. 无机抗菌材料的研究现状及发展趋势 [J]. 陶瓷学报, 2003 24(4): 239~244