

基于改进 BP 神经网络的道路交通事故预测^①

刘卫宁¹ 王 鹏¹ 孙棣华² 解 佳² (1.重庆大学 计算机学院 重庆 400044;

2.重庆大学 自动化学院 重庆 400044)

摘 要: 道路交通事故因受多种随机因素的影响而呈现出非线性的特点,传统的线性分析方法无法完全揭示其内涵。在分析道路交通事故与人、车、路等因素关系的基础上,利用神经网络具有描述非线性特性的能力,将影响交通事故的多种因素综合起来建立了基于改进 BP 神经网络的道路交通事故预测模型。选取人口密度、路网密度和机动车辆密度作为交通事故预测模型的输入神经元,采用道路综合死亡率作为道路交通事故的输出评价指标,对道路交通事故进行预测。实验结果表明,该预测模型能很好地适用于道路交通事故预测,验证了该模型的可行性和有效性。

关键词: 交通事故; 预测; 神经网络; 动量因子; 自适应学习率

Forecasting Model of Road Traffic Accident Based on Improved BP Neural Network

LIU Wei-Ning¹, WANG Peng¹, SUN Di-Hua², XIE Jie²

(1. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Due to the fact that it is affected by various random factors, a traffic accident is nonlinear in nature. Thus, its essence can not be efficiently revealed by traditional linear analysis method. Starting from the analysis of the relation between traffic accident and factors, including human, vehicle and road, and employing the nonlinear characteristics described by a neural network of a road traffic accident, a forecasting model based on improved BP, is proposed by integrating the factors affecting traffic. A traffic accident prediction model uses population density, road network density, and motor vehicle density as the input neurons and an output neuron which is road accident comprehensive mortality. The results show that the improved BP neural network is well-suited for the forecasting of road traffic accidents, thus, verifying the feasibility and effectiveness of the model is verified.

Keywords: traffic accident; forecast; neural network; momentum factor; adjusting learning rate

1 引言

交通事故预测是交通管理决策和交通工程项目效益评价中的一个关键性问题,预测正确与否直接关系到交通管理政策的制定和交通建设的投资分配和人民生命财产的安全^[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,减少道路交通事故的发生。

对道路交通事故预测问题的研究主要有时间序列分析法、回归分析、马尔科夫链、灰色预测等^[2-5]。但是时间序列要求所用的数据都是有序的,数据分布具有明显的趋势,而且随着预测时间的增加,误差也逐渐增加;回归分析考虑的对象复杂时难以确定它的因

^① 基金项目:教育部博士点基金(20090191110022)

收稿时间:2010-02-02;收到修改稿时间:2010-03-10

果关系, 易造成虚假相关关系, 并且需要大量的原始统计资料来建立模型; 灰色系统方法对于波动性较大的道路交通事故数据拟合较差, 预测精度较低。

人工神经网络是高度复杂的非线性动力学系统, 它是由大量简单的处理单元(神经元)广泛地相互连接而形成的复杂的网络结构, 它可以从纷繁复杂的数据中自主的寻找出参数之间的规律, 具有很强的函数逼近能力^[6-8]。

本文利用人工神经网络的这些特点, 分析引起交通事故的多种因素, 建立了基于 BP 神经网络的道路交通事故预测模型。针对 BP 神经网络具有易陷入局部极小点, 学习速度慢的缺点, 采用改进的 BP 神经网络, 即自适应学习率和附加动量项的方法, 解决了 BP 神经网络的不足, 并通过实验对模型的有效性进行考察。

2 道路交通事故的改进BP神经网络预测模型

2.1 道路交通事故影响因素分析

道路交通事故是一个随机事件, 它的发生是道路交通系统中多种因素联合效应作用的结果。因此, 道路交通事故宏观预测需要考虑多因素的综合影响, 宏观的道路交通事故影响因素包括人口、道路、车辆 3 个方面^[2]。

人口因素是影响道路交通安全水平的重要方面。由于人是道路交通安全的主体, 人的自由度很大, 可靠性与机械相比很差, 使得交通事故发生基率增加。因此, 文中选取人口密度, 即单位区域内人口数量作为事故影响因素之一。

道路是交通运输的基础设施, 是影响道路交通安全的重要因素之一。道路路网密度不足、道路等级搭配不科学、交通流不均衡、个别道路交通负荷度过大等问题易造成交通事故的发生。

车辆因素对交通事故的影响是最直接的, 包括车辆密度等因素。我国正处于机动车辆密度由很低向高发展的状态, 道路交通事故死亡人数会随着机动车辆密度的提高而相应增长。

综合上述各方面的分析, 本文采用人口密度、路网密度和机动车辆密度作为道路交通事故影响指标。

2.2 预测模型建立

道路交通事故评价指标的确定, 是建立道路交通事故预测模型的关键。考虑道路交通各要素人、车、

路的综合影响, 文中选用死亡人数对于万车和 10 万人几何平均数的相对值, 即道路交通综合死亡率^[2], 作为道路交通事故的评价指标。选取人口密度、路网密度和机动车辆密度作为神经网络模型的输入神经元, 道路交通综合死亡率作为神经网络模型的输出神经元, 隐层的激活函数采用 Sigmoid 函数, 隐层神经元数目为 5, 建立道路交通事故 BP 神经网络预测模型, 如图 1。其中 Sigmoid 响应函数为光滑曲线函数, 最常用的 S 型函数为:

$$f(x_i) = \frac{1}{1 + \exp(-x_i)} \quad (1)$$

S 型函数反映了神经元的饱和特性, 由于其函数连续可导, 调节曲线的参数可以得到类似阈值函数的功能, 因此, 该函数被广泛应用于许多神经元的输出特性中^[9]。

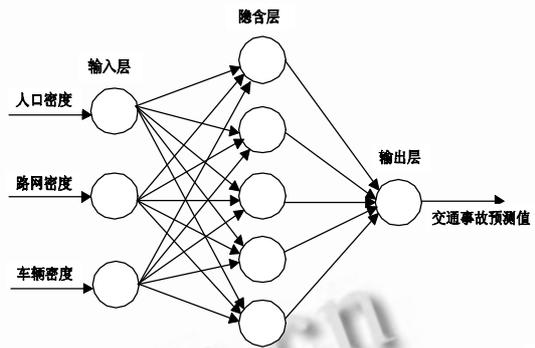


图 1 道路交通事故 BP 神经网络预测模型

道路交通事故改进 BP 神经网络预测模型训练步骤:

- ① 权值初始化。
- ② 选取一组输入和目标样本提供给网络。
- ③ 用输入样本、连接权值和阈值计算中间层各单元的输入; 然后通过 Sigmoid 函数计算中间层各单元的输出。
- ④ 用中间层的输出、连接权和阈值计算输出层各单元的输入, 然后利用通过激励函数计算出各神经元的响应。
- ⑤ 利用网络目标向量和各神经元的响应计算输出层各单元一般化误差。
- ⑥ 利用连接权值、输出层的一般化误差和中间层的输出计算中间层各单元的一般化误差。
- ⑦ 按照式(2)、(3)自适应调整学习率 $a(N)$ 。

⑧ 修正各连接权及其阈值。

⑨ 随机选取下一个训练样本向量提供给网络, 返回到步骤 3), 直至 m 个训练样本训练完毕。

⑩ 重新从 m 个学习样本中随机选取一组输入和目标样本, 返回到步骤 3), 直至网络全局误差函数 E 小于预先设定的值 e (精确值); 如果迭代次数 N 大于某个给定的值, 没有收敛也停止计算。

⑪ 如果收敛, 则输出各记忆的连接权值, 训练结束。

2.3 改进的 BP 神经网络

由于 BP 神经网络收敛速度较慢, 在训练过程中常发生振荡, 容易陷入局部极小点^[8-11]。通过结合增加动量项和自适应调节学习率来对算法进行改进, 加速收敛过程, 提高学习速度。

利用附加动量项可以起到平滑梯度方向的剧烈变化, 增加算法的稳定性, 加快网络的收敛速度。增加动量项后, 权值修正量加上了有关上一时刻权值修改方向的记忆, 即当前时刻的修改方向为上一时刻修改方向与当前时刻方向的组合, 取:

$$\Delta W(N) = -a \frac{\partial E_p}{\partial W} + h \Delta W(N-1) \quad (2)$$

式中 $\Delta W(N)$ 为第 N 次迭代计算时连接权的修正值, $\Delta W(N-1)$ 为前一次迭代计算时计算所得的连接权修正值, a 为学习率, E_p 为实际值与期望输出的方差, h 为动量因子。

学习率 a 对于一个特定的问题, 通常是凭经验或进行多次实验来选择适当的学习率。学习率控制着权值空间中权值对应每步沿梯度方向变化的大小, 学习率越大, 学习速度越快, 权值修改量也越大, 及可能

发生振荡效应; 而当学习率较小时学习速度也较慢, 但一般比较平稳, 因此在训练过程中学习率应自适应调整。检查权值修正值, 若其真正降低了误差函数 则说明所选的学习率小了, 可对其再增大一个量; 反之则应减小学习率。因此, 学习率 a 的自适应可设计为:

$$\Delta a(N) = \begin{cases} a & E(N) \downarrow \\ -ba(N-1) & E(N) \uparrow \\ 0 & E(N) \text{ 不变} \end{cases} \quad (3)$$

$(a, b > 0)$

$$a(N) = a(N-1) + \Delta a(N) \quad (4)$$

式(3) a 意味着学习率是实时变化的, $E(N)$ 为训练误差。第 N 次迭代学习时, 若前 $N-1$ 次迭代学习时的学习率 $a(N-1)$ 一致倾向于训练误差 $E(N)$ 下降, 则 $a(N)$ 倾向于增加; 反之, 若一致的倾向于使训练误差 $E(N)$ 上升, 则 $a(N)$ 倾向于减小; 当训练误差不变时, 学习率保持不变。

3 实验结果与分析

为了对模型的有效性进行考察, 本文采用文献^[2]提供的数据, 如表 1。采用 1978-1997 年的数据作为训练样本, 1998-2000 年数据作为检验样本。设置初始学习率 $a=0.7$, 迭代次数 $N=5000$, 动量因子 $h=0.9$, 均方误差之和 $E=0.4$, 实验平台采用 MATLAB2007a, 同时与文献^[2]多因素时间序列预测模型、标准 BP 神经网络模型的预测结果比较, 实验结果如表 2。

表 1 1978~2000 年我国道路交通事故死亡

| 年份 | 1978 | 1979 | 1980 | 1981 | 1982 | 1983 | 1984 | 1985 |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Y | 15.472 | 16.369 | 15.195 | 14.685 | 15.484 | 14.019 | 10.221 | 15.579 |
| X1 | 0.09273 | 0.09123 | 0.09201 | 0.09349 | 0.09448 | 0.09532 | 0.09653 | 0.09817 |
| X2 | 0.14150 | 0.16197 | 0.18572 | 0.20744 | 0.22474 | 0.24232 | 0.27126 | 0.33450 |
| X3 | 0.10027 | 0.10161 | 0.10282 | 0.10424 | 0.10589 | 0.10730 | 0.10871 | 0.11026 |
| 年份 | 1986 | 1987 | 1988 | 1989 | 1990 | 1991 | 1992 | 1993 |
| Y | 16.949 | 15.774 | 15.174 | 13.180 | 11.994 | 12.161 | 12.286 | 12.083 |
| X1 | 0.10029 | 0.10231 | 0.10413 | 0.10566 | 0.10711 | 0.10846 | 0.11007 | 0.11286 |
| X2 | 0.37703 | 0.42507 | 0.48374 | 0.53263 | 0.57433 | 0.63136 | 0.72056 | 0.85165 |
| X3 | 0.11199 | 0.11385 | 0.11565 | 0.11740 | 0.11910 | 0.12065 | 0.12205 | 0.12346 |

| 年份 | 1994 | 1995 | 1996 | 1997 | 1998 | 1999 | 2000 |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Y | 11.593 | 11.517 | 11.085 | 10.221 | 10.398 | 10.265 | 10.650 |
| X1 | 0.11644 | 0.12052 | 0.12352 | 0.12775 | 0.13398 | 0.13934 | 0.14617 |
| X2 | 0.98120 | 1.08333 | 1.14592 | 1.26989 | 1.37992 | 1.45048 | 1.52940 |
| X3 | 0.12484 | 0.12617 | 0.12749 | 0.12878 | 0.13040 | 0.13233 | 0.13453 |

Y 为道路交通事故综合死亡率; X1, X2, X3 分别代表路网密度、机动车密度、人口密度, 单位分别为: km/km², 辆/km², 千人/km²

表 2 1998~2000 年全国交通事故综合死亡率预测结果表

| 年份 | 真实值 | 文献[2]多因素时间序列 | | 标准 BP 神经网络 | | 本文改进 BP 神经网络预测模型 | |
|------|--------|--------------|-------|------------|-------|------------------|-------|
| | | 预测模型 | | 预测模型 | | 网络预测模型 | |
| | | 预测值 | 相对误差% | 预测值 | 相对误差% | 预测值 | 相对误差% |
| 1998 | 10.398 | 10.531 | 1.28 | 10.324 | 0.71 | 10.330 | 0.65 |
| 1999 | 10.265 | 10.449 | 1.80 | 10.448 | 1.78 | 10.413 | 1.44 |
| 2000 | 10.650 | 10.420 | 2.16 | 10.567 | 0.78 | 10.718 | 0.64 |

由表 2 可以得到文献[2]多因素时间序列预测模型、标准 BP 神经网络预测模型和本文改进 BP 神经网络预测模型的平均误差分别为 1.75%、1.09%和 0.91%, 表明改进 BP 神经网络预测模型具有更好的精度, 能够更好的描述交通事故各种因素之间的非线性关系。此外, 随着预测时间的增加, 多因素时间序列预测模型预测误差也逐渐增加, 说明采用多因素时间序列法预测时, 只有最近年份的预测值较为可靠, 而改进 BP 神经网络预测模型只与影响交通事故的因素有关, 克服了时间序列模型的缺点, 对于预测较远年份的交通事故预测同样适用。

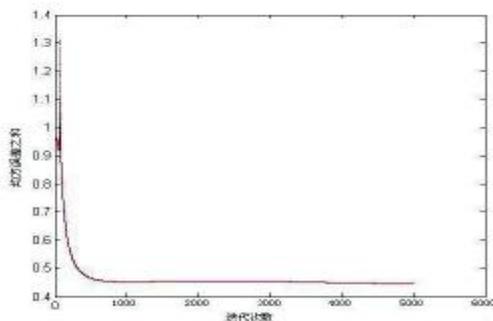


图 2 标准 BP 神经网络训练误差曲线

图 2 和图 3 给出的分别是标准 BP 神经网络和本文改进 BP 神经网络训练误差曲线。由图 2 可以看出, 标准 BP 神经网络在迭代次数达到最大次数 5000 时, 依然没有达到初始均方误差, 及其容易陷入极小值;

而图 3 改进 BP 神经网络在迭代 1193 次时达到初始均方误差, 避免了结果陷入极小值点, 由此可以看出改进的 BP 神经网络模型在训练速度和精度上都优于标准 BP 神经网络模型。

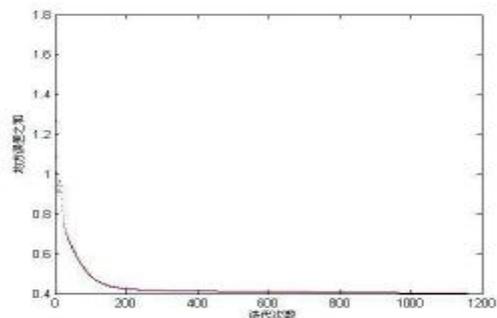


图 3 本文改进 BP 神经网络训练误差曲线

4 结论

文章利用 BP 神经网络的特性, 考虑了影响道路交通事故的主要因素, 建立了道路交通事故 BP 神经网络预测模型, 通过实验验证了模型的有效性, 并对 BP 神经网络改进, 提高了预测精度和算法效率。这种利用神经网络技术构建的预测模型能将导致交通事故发生的因素之间的非线性关系描述出来, 与传统的线性模型相比, 非线性模型能够更好地描述交通系统的非线性动力学特性。

需要指出的是, 文中的事故评价指标以及事故影响因素的选取对最终的预测结果会产生一定的影响。

在实际应用过程中,预测的结果还应与实际紧密联系,充分考虑实际系统中的各项影响因素,使依据预测结果而做出的决策符合实际,从而更好地做到预防为主,确保道路交通系统的安全功能得到最优发挥,减少道路交通事故的发生和人员、财产、环境的损失。

参考文献

- 1 韩文涛,张倩,贾安民.基于灰色系统的道路交通事故预测模型研究.西安建筑科技大学学报,2005,37(3):375-377.
- 2 季彦婕,王炜,邓卫.道路交通事故多因素时间序列宏观预测模型.武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2006,30(3):433-436.
- 3 李相勇,张南,蒋葛夫.道路交通事故灰色马尔可夫预测模型.公路交通科技,2003,20(4):98-99.
- 4 袁伟,付锐,郭应时,韩文利.道路交通事故死亡人数预测模型.交通运输工程学报,2007,(4):112-116.
- 5 王福建,李铁强,俞传正.道路交通事故灰色 Verhulst 预测模型.交通运输工程学报,2006,6(1):122-126.
- 6 裴玉龙,丁建梅.鉴别道路交通事故多发点的突出因素法.中国公路学报,2005,18(3):99-103.
- 7 Tsekouras GJ, Hatziaargyriou ND, Dialynas EN. An Optimized Adaptive Neural Network for Annual Midterm Energy Forecasting. IEEE Trans. Power Syst., February 2006, vol.21,no.1, pp.385-391.
- 8 Meng K, Dong ZY, Wong KP. Self-adaptive radial basis function neural network for short-term electricity price forecasting. The Institution of Engineering and Technology, 2009,3(4):325-335.
- 9 牛国宏.基于神经网络的交通事故预测.西安:长安大学,2006.24-25.
- 10 HUSSEI N D. An object-oriented neural net work approach to short-term traffic forecasting. European J of Operational Research, 2001, 131(2): 253-261.
- 11 孟祥海,盛洪飞,陈天恩.事故多发点鉴别本质及基于 BP 神经网络的鉴别方法研究.公路交通科技,2008,(3):124-129.

www.c-s-a.org.cn