

基于 BP 神经网络的车祸库预警技术^①

冯继妙¹, 胡立芳²

¹(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310023)

²(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 针对如何有效预测车祸发生的可能性, 从而达到车祸预警的目的, 提出了一种新的车祸预警方法: 通过建立车辆的车祸库, 并结合 BP 神经网络技术达到车祸库预警目的。先构建合适的 BP 神经网络, 再用车祸特征信息训练 BP 神经网络, 训练好的 BP 神经网络就具有判断发生该类型车祸可能性的能力, 最后把车辆行驶信息输入到已训练好的 BP 神经网络, 就可以预测发生该类型车祸的可能性。用 Matlab7.0.1 进行了该方法的仿真实验, 仿真结果表明该方法具有一定的可行性和有效性。

关键词: 车祸; 车祸预警; 车祸库; BP 神经网络; Matlab 仿真

Accident Database Early Warning Based on BP Neural Network

FENG Ji-Miao¹, HU Li-Fang²

¹(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

²(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In order to achieve the purpose of accident early warning, this paper presents a new method: establish the vehicle accident databases, and combine it with BP neural network technology. First, construct a suitable BP neural network. Second, use the accident feature information to train the BP neural network, then the trained BP neural network can determine the possibility of this specific car accident. At last, send the vehicle information into the trained BP neural network, and it can predict the possibility of this specific car accident. In this paper, the author simulates this method by Matlab7.0.1. Simulation results show that the method is feasible and effective.

Key words: accident; accident early warning; accident database; BP neural network; Malab simulation

根据世界卫生组织发布的统计数字, 全世界的交通事故平均每年造成 120 万人死亡。全世界每年道路交通事故造成的伤害、死亡造成的经济损失总量达到 5000 亿美元。交通事故死亡已经成为危害人类健康和发展的重大问题^[1]。因此, 如何减少车祸, 甚至是预测车祸发生的可能性, 从而达到减少车祸的发生, 提高车辆的行驶安全, 已经成为了研究的热点。

针对如何有效预测车祸发生的可能性, 从而达到车祸预警的目的, 本文提出了一种新的车祸预警方法: 模仿电脑有病毒库, 建立车辆的车祸库! 并重点研究如何结合 BP 神经网络技术达到车祸库预警目的。

1 基本思路

杀毒软件判断一个文件是否为病毒时, 是通过比对文件内容和病毒库里的病毒特征码是否匹配来实现。本文正是受到这个思想启发, 提出新的车祸预警方法: 建立汽车的车祸库! 车祸库中存放着已发生车祸的一些典型特征, 当车辆在行驶时, 通过实时的检测这些特征信息, 与车祸库进行比对, 从而判断发生车祸可能性的大小。

与杀毒软件查杀病毒所不同的是, 文件如果是病毒, 其病毒特征码是确定的, 所以只要判断文件内容是否和病毒库的特征码匹配就可以确定该文件是否为

① 收稿时间:2011-01-07;收到修改稿时间:2011-02-15

病毒。而车辆在行驶过程中,情况是非常复杂的,要和车祸库中的特征信息完全匹配几乎是不可能的,所以如何在车辆的行驶信息与车祸库信息之间建立合理的“桥梁”,预测发生车祸的可能性,就成为了关键。基于此,本文重点研究了如何结合BP神经网络技术来建立这座“桥梁”:先构建合适的BP神经网络;再输入车祸库中的某个车祸的具体车祸特征信息训练网络,训练好的BP神经网络就具有判断发生该类型车祸可能性的能力;最后把车辆行驶信息输入到已训练好的BP神经网络,就可以预测发生该类型车祸的可能性。如图1所示。

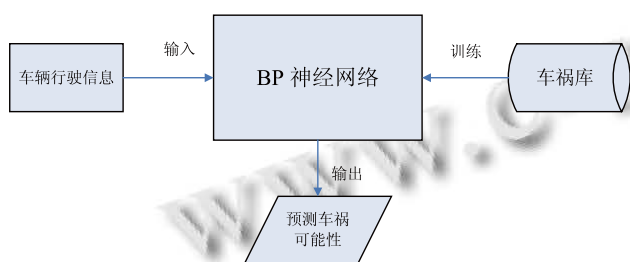


图1 基于BP神经网络的车祸库预警基本思路

2 车祸库信息

每起车祸都有其相应的原因和特征,分门别类,本文将这些特征信息分为两大类:客观信息和驾驶员主观信息。

2.1 客观信息

客观信息主要包括时间信息和、天气信息和道路信息。

时间信息可分为白天和晚上,时间段不同对人的生理影响也不同。

天气信息可分为晴朗天气和雨雪天气,天气不同直接导致路面的摩擦系数不一样。

道路信息可分为由GPS所确定的车祸具体地点信息,也可根据具体道路情况分为直线、上坡、下坡、转弯^[2]等信息。

2.2 主观信息

主观信息主要包括车辆速度信息、车辆转向加速度信息、驾驶员疲劳程度信息。

车辆速度和转向加速度信息反映了车辆的主要行驶信息,可通过各种电子仪器直接获得。

驾驶员疲劳程度信息反映了驾驶员的疲劳程度。医学上把人体困顿、倦态的感觉定义为疲劳^[3],可以看

到疲劳为一种感觉无法直接测量得到,不过驾驶员疲劳以后,很多生理现象会产生变化。现在有很多种检测方法,本文只介绍后面仿真实验中所用到的几种广泛认同的检测方法。

2.2.1 PERCLOS 值^[4]

PERCLOS 法已经被公认为疲劳检测最好的视觉参数。

对 PERCLOS 值的计算,采用计算 1 分钟的周期内眼睛闭合 80% 的图像采样帧数 N_1 和周期内的所有图像 M_1 采样帧数获得: $Perclous = N_1 / M_1$

PERCLOS 值越大,则表明眼睛闭合的时间越长,驾驶疲劳程度越深。

2.2.2 连续驾驶时间

根据文献[5]的研究,驾驶员的疲劳程度与连续驾驶时间近似成线性关系。当连续驾驶时间小于 2h 时,驾驶员疲劳评价等级处于良好状态,随着连续驾驶时间的增加,其疲劳评价等级逐渐下降,当达到 3.5h 时,驾驶员疲劳评价等级处于较差状态,驾驶员注意力下降,容易发生速度知觉及选择反应判断差错等情况。

2.2.3 方向盘连续不动时间

驾驶员在驾驶车辆的时候,需要不断的对方向做出调整。当驾驶员处于疲劳驾驶的时候,驾驶员会出现注意力不集中,操作停顿等现象,所以可以通过检测方向盘连续不动的时间来判断是否处于疲劳状态,而且疲劳程度与方向盘连续不动的时间成正比关系。以美国 Electronic Safy Products 公司开发的方向盘监视装置 S.A.M 为例^[4],若方向盘连续 4s 不运动,该监视装置就认为驾驶员处于疲劳状态,从而发出警报声。

3 运用BP神经网络进行车祸库预警仿真

3.1 BP 神经网络介绍^[6]

BP(Back Propagation)网络是 1986 年由 Rumelhart 和 McClland 为首的科学家小组提出,是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。

BP 神经网络输入层各神经元负责接收来自外部的输入信息,并传递给中间层各神经元;中间层是内部信息处理层,根据信息变化能力的需求,中间层可以设计为单隐层或者多隐层结构;最后一个隐层传递到输出层各神经元的的信息,完成一次学习的正向传播处理过程,由输出层向外界输出信息处理结果。当实

际输出与期望输出不符时,进入误差的反向传播阶段。误差通过输出层,按误差梯度下降的方式修正各层权值,向隐层、输入层逐层反传。周而复始的信息正向传播和误差反向传播过程,是各层权值不断调整的过程,也是神经网络学习训练的过程,此过程一直进行到网络输出的误差减少到可以接受的程度,或者预先设定的学习次数为止。

采用单隐层网络的应用最为普遍,单隐层前馈网络通常称为三层前馈网络或三层感知器,包括输入层、隐层和输出层。典型三层 BP 网络如图 2 所示。

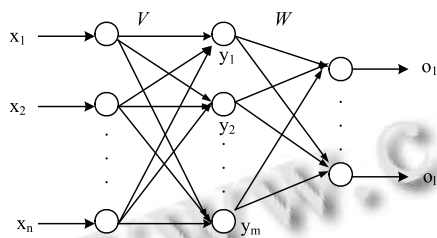


图 2 典型的 3 层 BP 神经网络结构

三层 BP 神经网络中,输入向量为 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$; 隐层输出向量为 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_m)^T$; 输出层输出向量为 $O=(o_1, o_2, \dots, o_l)^T$; 输入层到隐层之间的权值矩阵用 $V=(V_1, V_2, \dots, V_m)^T$ 表示; 隐层到输出层之间的权值矩阵用 $W=(W_1, W_2, \dots, W_l)^T$ 表示。

对于输出层,有

$$o_k = f(\text{net}_k) \quad k=1,2,\dots,l \quad (1)$$

$$\text{net}_k = \sum_{j=1}^m w_{jk} y_j \quad k=1,2,\dots,l \quad (2)$$

对于隐层,有

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad j=1,2,\dots,m \quad (3)$$

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^n v_{ij} x_i \quad j=1,2,\dots,m \quad (4)$$

公式 (3) 和公式 (4) 中,转移函数 $f(x)$ 均为单极性 Sigmoid 函数 (双曲线正切函数):

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (5)$$

$f(x)$ 具有连续,可导的特点,且有

$$f'(x) = f(x)[1-f(x)] \quad (6)$$

根据应用需要,也可以采用双极性 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (7)$$

公式 (1)~公式 (5) 共同构成了三层前馈 BP 神经网络的数学模型。

3.2 车祸库 BP 神经网络模型的构建

本文所做仿真实验选用 Matlab7.0.1 软件,建立 3 层 BP 神经网络。

车祸库里应存储尽量多的车祸信息,每起车祸信息都需要经过 BP 神经网络的训练学习,从而生成符合该起车祸特征的网络。本文主要为说明利用 BP 神经网络进行车祸库预警的可行性和有效性,所以只选取一种常见的车祸进行仿真实验,不过其他车祸同样可以依此方法进行仿真实验。

实验选用常见车祸情况:雨天,黑夜,驾驶员在公路上连续驾驶了数个小时后,处疲劳状态,当车辆速度太快,来不及刹车而撞上前方车辆,发生车祸。

3.2.1 输入层神经元

分析该起车祸,除了客观的天气和时间原因以外(车祸库在建立的时候可根据天气和时间这两个客观因素进行 4 层分类,而不必作为必要的输入因素),造成车祸的主要原因是因为两方面:一为疲劳;二为速度过快。所以在构造输入层神经元的时候要主要突出这两点。本文选取车辆速度、连续驾驶时间、方向盘连续不动时间、PERCLOS 值作为输入层神经元,所以输入层神经元为 4 个。

3.2.2 隐层神经元

隐层神经元的个数,通常是经验及输入层神经元个数而确定。本文在参考文献[7]的方法后,决定选用 10 个隐层神经元。

3.2.3 输出层神经元

输出层只有一个神经元。在进行网络训练的时候,输出数据需要和期望输出值不断进行比较,直到输出值和期望值之间的差达到训练要求精度。而在测试的时候,车辆行驶信息在通过训练好的神经网络以后,该输出值即为发生该车祸的可能性大小,值越大表示发生类似车祸的可能性越大。

3.2.4 网络建立

在确定了神经网络的输入层、隐层、输出层个数以后,如果网络没有进行训练,还需要先确定输入层、输出层的数据,以用于网络训练。

假设本文发生车祸时的数据为:速度=100km/s,

连续驾驶时间=240m, 方向盘连续不动时间=5.0s, PERCLOS 值=1。选用均匀取数的方法, 选取 100 组数据作为输入, 期望值对应为 0~100。

Matlab 代码如下:

%输入:速度、连驾时间、方向盘不动时间、PERCLOS

p=[0:1:100; 0:2.4:240; 0:0.05:5; 0:0.01:1];

%期望输出值

t=[0:1:100];

应用 newff()函数来构建 BP 网络结构, 隐层和输出层的传递函数分别选用 tansig 和 purelin 函数, 网络训练算法采用 Levenberg-Marquardt 算法 trainlm。

Matlab 代码如下:

net = newff(minmax(p), [10,1] , { 'tansig' , 'purelin' } , 'trainlm');

3.3 车祸库 BP 神经网络模型的训练

用 train()函数对网络进行训练之前, 需要根据情况预先设置一些训练参数, 本文将训练精度设置为 1e-5, 显示训练迭代过程为 100。Matlab 代码如下:

net.trainParam.show = 100;

net.trainParam.goal = 1e-5;

某次训练时的误差变化过程如图 3 所示

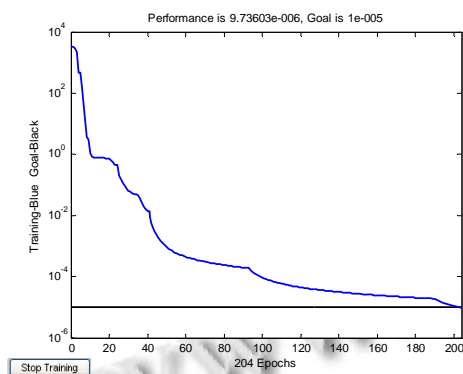


图 3 误差变化过程

训练过程如下:

TRAINLM, Epoch 100/500, MSE 9.19335e-005/1e-005, Gradient 425.807/1e-010

TRAINLM, Epoch 200/500, MSE 1.11393e-005 1e-005, Gradient 262.885/1e-010

TRAINLM, Epoch 204/500, MSE 9.73603e-006/1e-005, Gradient 190.185/1e-010

TRAINLM, Performance goal met.

训练后的网络输出值因为有 101 个, 太多, 现只列出前 5 个和后 5 个数据:

0.0004 1.0081 2.0031 2.9997 3.9976
96.0013 96.9992 97.9965 98.9932 99.9891

可以看到, 网络经过 204 次训练, 输出值与期望值非常接近, 证明训练后的 BP 网络是可行的。需要说明的是由于 newff()函数的随机性, 所以基本上每次训练的结果可能都会有所不同。

3.4 车祸库 BP 神经网络模型的测试

对于训练好的网络就可以进行测试了。

取 100 组数据进行测试, 为了突出测试效果, 这 100 组数据按照常见的 sin()函数进行变化。同时显示输出曲线。Matlab 代码如下:

pp=[0:0.01:1];

p2=[100*sin(pi*pp); 240*sin(pi*pp) ; 5*sin

(pi*pp);sin(pi*pp)];

b=sim(net,p2)

plot(pp,b,'-')

根据这 100 组输入数据, 可以预测输出数据也应该呈现正弦曲线的特点, 且输出的最高点即发生车祸的最大可能性可以达到 100。测试结果如图 4 所示。

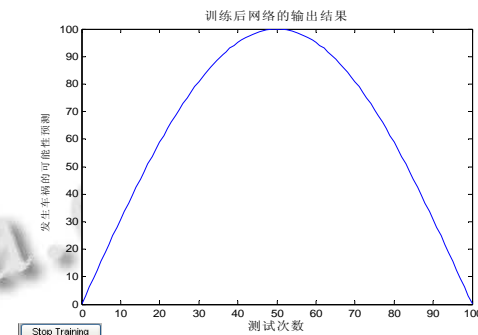


图 4 输入量都做 sin()变化的测试结果

通过图 4 可以很清楚的看到, 测试结果和预测情况吻合, 证明了利用 BP 神经网络进行车祸库预警的可行性和有效性!

4 结语

本文主要介绍了一种新的车祸库预警方法: 利用 BP 神经网络进行车祸库预警。并利用 MATLAB7.0.1 作为仿真工具, 验证了该方法的可行性和有效性。当然神经网络技术还处于不断的发展之中, 本文也只选用了

(下转第 106 页)

困难的问题,通过将定积分转化为求和求解。本文采用的函数在积分中可以直接求得,不需要转化为求和,因此在精确性上达到了更优。

4 结论

利用软件可靠性增长模型可以判断出软件的最优发布时间和测试的开销力度^[12]。更精确的软件可靠性增长模型无疑对软件的投资与利润带来了准确的预测。本文提出的模型证明了基于 G-O 模型改进的模型不需要考虑非完美排错过程,又提出了一种随时间变化的故障检测率模型,该故障检测率不但与软件中剩余的错误数有关,而且还与人类的学习能力有关,综合考虑这两方面的因素,使模型的建立更加符合实际情况。经实验表明,该模型在实验数据上达到了很好的拟合。

参考文献

- 1 Goel AL, Okumoto K. Time-dependent error-detection rate model for software and other performance measures. *IEEE Trans. on Reliability*, 1979,28(3):206-211.
- 2 Yamada S, Ohba M. S-Shaped Software Reliability Growth Models and their Applications. *IEEE Trans. on Reliability*, 1984,33(4):289-292.
- 3 Yamada S, Ohba M. S-shaped Reliability Growth Modeling for Software Error Detection. *IEEE Trans. on Reliability*. 1983,32(5):475-484.
- 4 Ohba M, Chou XM. Does Imperfect Debugging Affect Software Reliability Growth? *Proc. 11th International Confer-*

ence on Software Engineering, 1989: 237-44.

- 5 Zhang XM, Teng XL, Pham H. Considering Fault Removal Efficiency in Software Reliability Assessment. *IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics Part A-Systems and Humans*, 2003,33(1):114-120.
- 6 Wu YP, Hu QP, Xie M, Ng SH. Modeling and Analysis of Software Fault Detection and Correction Process by Considering Time Dependency. *IEEE Trans. on Reliability*, 2007,56(4):629-642.
- 7 Huang CY, Lin CT. Software Reliability Analysis by Considering Fault Dependency and Debugging Time Lag. *IEEE Trans. on Reliability*, 2006,55(3):436-450.
- 8 Hsu CJ, Huang CY, Chang JR. Enhancing software reliability modeling and prediction through the introduction of time-variable fault reduction factor. *Applied Mathematical Modelling*, 2011,35(1):506-521.
- 9 Pham H, Nordmann L, Zhang ZM. A General Imperfect-Software-Debugging Model with S-shaped Fault-Detection Rate, 1999,48(2):169-175.
- 10 Liu HW, Yang XZ, Qu F, Dong J. A Software Reliability Growth Model with Bell-Shaped Fault Detection Rate Function. *Chinese Journal of Computers*, 2005,28(5):908-913.
- 11 Wood A. Predicting software reliability. *IEEE Computer*. 1996,29(11):69-77.
- 12 Huang CY, Kuo SY, Lyu MR. An Assessment of Testing-Effort Dependent Software Reliability Growth Models, 2007,56(2):198-211.

(上接第 130 页)

运用最广泛的 BP 神经网络进行讨论,使用其他神经网络,以及如何在神经网络中吸取模糊和灰色理论的优点,使该方法既有方法的先进性,又有现实的可行性,仍将是一个值得深入研究的问题。另外车祸库如何合理有效的提取、存储车祸特征信息也使一个值得深入研究的问题。

参考文献

- 1 易白.新技术有效地减少车祸.知识就是力量,2009,(10):58-59.
- 2 刘唐志,杨贤俊.基于车辆行驶记录仪法的道路危险路段排

查.黑龙江交通科技,2009,32(5):155.

- 3 郑培.机动车驾驶员驾驶疲劳测评方法的研究[博士学位论文].北京:中国农业大学,2001.
- 4 郑培,宋正河,周一鸣.基于 PERCLOS 的机动车驾驶员驾驶疲劳的识别算法.中国农业大学学报,2002,7(2):104-109.
- 5 马艳丽,王要武,裴玉龙.疲劳与驾驶时间关系的实验心理学研究.西南交通大学学报,2009,44(4):535-540.
- 6 施彦,韩力群,廉小亲.神经网络设计方法与实例分析.北京:北京邮电大学出版社,2009.23-25.
- 7 黄胜伟,董曼玲.自适应步长 BP 神经网络在水质评价中的应用.水利学报,2002,(12):119-12.