

基于 ROC 曲线优化的车辆行驶状态估计 BP 模型

刘 伟, 刘浩学, 朱 彤

(长安大学汽车学院, 陕西 西安 710064)

摘要: 针对现有行车状态估计器难以适应复杂非线性模型, 结合 BP 神经网络在解决非线性系统方面表现出优良的性能, 采用 ROC 曲线(受试者特征工作曲线)对 BP 神经网络算法进行优化, 依据各个节点权重值的变化情况绘制学习机器相应的 ROC 曲线, 将 ROC 曲线下方面积作为各个节点权重值选取的唯一准则, 每次在同一节点进行变步长的搜索(大步长和小步长), 并根据不同步长的搜索结果确定下一次步长的大小, 以确定最佳的权重值, 最后以波动性较强的车辆横摆角速度作为样例对算法进行验证. 研究结果表明: 通过 ROC 对其性能的评价, 加速了 BP 网络的收敛速度, 在一定程度上避免了出现局部最小值的情况, 提高了模型的容错能力; 优化后的模型在 5%误判率的情况下有较高的击中概率, 表现出更强的泛化能力, 适应性更强.

关键词: 交通工程; 车辆行驶; 状态估计; ROC 曲线; 优化

中图分类号: U491; TP206

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2014)04-0593-05

车辆行驶过程直接受驾驶员的操纵行为和操作习惯的影响, 对车辆的行驶状态进行准确且有效的估计不仅能够通过车载辅助设备及时修正驾驶员不正确的驾驶行为, 而且对车辆进行准确的定位也具有一定的积极影响. 现有的行车行驶状态的估计器主要采用的是 Kalman 滤波器^[1-2], Kalman 滤波器需建立状态方程和观测方程, 该模型对于涉及人、车和路系统各个要素的车辆运动系统很难用显式关系式进行表达, 且 Kalman 滤波器对线性模型或局部具有较强线性关系的模型具有很好的估计效果, 但车辆系统涉及人车路各个因素, 不可能用单一的纯线性模型进行描述, 从而出现了模拟人类思维活动的神经网络方法, 现有的神经网络算法众多, 应用最广泛的是 BP 神经网络. BP 神经网络就是后向传播学习的前馈型神经网络, 在处理非线性问题方面有其独特之处, 该算法具有并行分布处理、高鲁棒性、分布存储以及学习能力的特点, 神经网络通常用于函数逼近、模式识别/分类、模式匹配以及数据压缩等方面, 但 BP 神经网络也因其容错能力差, 学习速度慢, 极易出现局部最小值, 依赖经验选择的学习因子和惯性因子而对 BP 神经网络的收敛性不利的产生影响, 若选择的网络结构不合理也会出现不收敛的情况等不利方面. 但其在逼近复杂非线性关系时的良好表现, 致使 BP 算法应用仍十分广泛. 国内外学者和相关研究人员对 BP 神经网络都有所研究. 如 Sun Yajuan 等人通过研究, 提出一种基于随机模糊理论的 BP 神经网络^[3]算法. 该算法在处理随机输入或者具有随机特征输入问题时表现出良好的鲁棒性和泛化能力. Wen Jinwei 设计出一种新型可控的前馈神经网络, 通过逐渐增加训练样本数量和隐藏单元避免出现局部最小值^[4]. 张旭通过对比 powell 优化算法和 BP 算法, 发现 powell 算法比 BP 算法的识别精度高、训练速度快, 且用 powell 算法训练的神经网络是完全收敛的^[5]; 李帧通过试验给出了 BP 网络产生缺陷的两个主要原因即微观神经元的病态以及宏观学习的盲目性, 进而提出了对 BP 网络进行改进方法, 既通过学习过程中不断评估校正病态神经元, 从而达到提高 BP 网络性能的目的^[6]. 李祚泳提出利用粒子群算法来优化 BP 网络, 运用粒子群算法对 BP 网络权重进行修正, 从而有效的克服 BP 算法收敛速度慢的缺点^[7]. 以上所对比分析的算法都是建立在现有样本的基础之上, 一般都已提前获取测试样本集的先验知识, 使算法只对训练样本和测试样本有较强的规律性, 且样本之间有较强相关性的情况下才表现出良好的性能, 对于规律性较弱的被测样本, 上述算法的识别结果并不理想. 对于一种识别算法而言, 不能单纯看其识别结果, 一般分类器的优劣主要是通过 ROC 曲线(receiver operating characteristic curve)来进行评价的. 所以, 本文直接利用 ROC 曲线对 BP 网络进行优化, 依据各个节点权重值的变化情况绘制学习机器相应的 ROC 曲线, 将 ROC 曲线下方面积作为各个节点权重值选取的唯一准则, 每次沿同一节点进行变步长的搜索(大步长和小步长), 根据不同步长的搜索结果确定下一次步长的大小, 以确定最佳的权重值. 优化后的网络表现出良好的鲁棒性和泛化能力, 且识别性能得到提升.

收稿日期: 2013-09-20

修改稿日期: 2014-07-27

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(51108036); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(CHD2011JC180)

作者简介: 刘伟(1979-), 男, 讲师, 博士, 主要从事交通安全与交通规划方面的研究. E-mail: liuwei@chd.edu.cn

1 ROC曲线优化BP神经网络算法

1.1 BP神经网络

BP神经网络^[8]就是反向传播网络(Back-Propagation Network, 简称BP网络), 是一种多层网络的逆推学习算法. 对于非线性问题, 通过训练不断调整节点权值, 最终使输出层的误差最小. BP神经网络算法分为两个部分: 第一部分(正向传播过程)输入信息从输入层经隐层逐层计算各单元的输出值; 第二部分(反向传播过程)输出误差逐层向前计算出隐层各单元的误差, 并用此误差修正前层权值. 神经网络模型结构示意图如图1所示.

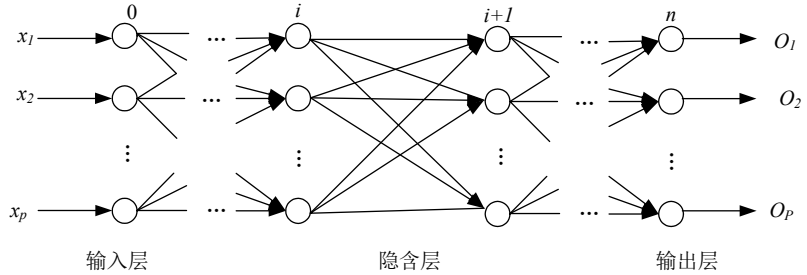


图1 神经网络结构图

Fig.1 Neural network structure

BP神经网络具有一层或多层隐含层, 除了多层网络上与其他的模型有不同外, 其主要差别也表现在激活函数上.

1.2 ROC曲线

ROC曲线指受试者工作特征曲线, 具有简单、直观的特点^[9-10], 一般通过图示可观察分析方法的临床准确性, 用肉眼即可作出判断. ROC曲线评价方法通过将连续变量设定出多个不同的临界值, 从而计算出一系列敏感性和特异性, 再以敏感性为纵坐标、(1-特异性)为横坐标绘制成曲线. 从曲线上就可以直观的判断. 其主要作用: ①容易选择最佳的诊断界限值. ②利于两种或两种以上不同指标对进行直观比较. 从曲线上可以直观地鉴别优劣, 亦可通过分别计算各个试验的ROC曲线下的面积来比较.

1.3 ROC曲线优化BP神经网络算法

考虑到BP神经网络算法不足之处, 本文利用ROC曲线对BP神经网络进行优化. 对于BP神经网络, 若输入为P(矢量), 输入神经元有r个, 隐含层内有s1个神经元, 激活函数为F1, 输出层有s2个神经元, 对应的激活函数为F2, 输出为A, 目标矢量为T, 如图2所示. 其中激活函数F1为:

$$f_1(n) = 1 / (1 + e^{-n}) \quad (1)$$

$$f_1'(n) = [0 - e^{-n}(-1)] / (1 + e^{-n})^2 = e^{-n} / (1 + e^{-n})^2 = f_1(n)[1 + f_1(n)] \quad (2)$$

激活函数F2为:

$$f_2'(n) = n' = 1 \quad (3)$$

由于输入层与隐藏层之间满足线性叠加性质, 隐藏层中每个神经元都是输出层的各个神经元通过线性组合得到的, 隐含层中的第i个神经元的输出可以利用下式求解得到.

$$a_{2k} = f_2\left(\sum_{i=1}^{s_1} w_{2ki} a_{1i} + b_{2k}\right), k=1, 2, L, s_2 \quad (4)$$

同样输出层神经元的输出为:

$$a_{2k} = f_2\left(\sum_{i=1}^{s_1} w_{2ki} a_{1i} + b_{2k}\right), k=1, 2, L, s_2 \quad (5)$$

一般的BP网络需定义误差函数, 此处通过ROC曲线下方的面积作为BP网络综合评价参数. 每一个权重对应一个模型, 也就是说对于隐含层的每一个神经元对应应有r个模型, 将这些模型的识别结果按ROC

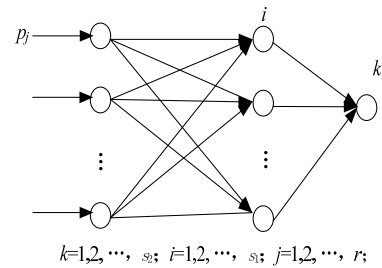


图2 BP网络局部结构图

Fig.2 The local structure of neural network

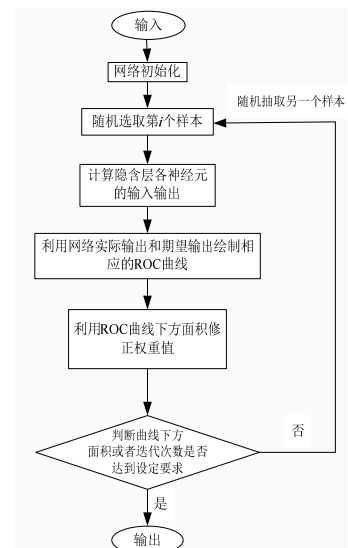


图3 ROC-BP算法流程图

Fig.3 The flow chart of ROC-BP algorithm

曲线规则绘制在同一坐标下,即可得到该神经单元受哪路输入影响最大,且能够获知输入与输出的相关关系(正相关或负相关),假设隐含层第 j 个单元受输入层第 i 个单元的影响最大,则取该输入单元的权重值为 w_{01} 、 w_{02} ($w_{01} > w_{02}$),所对应的模型ROC曲线下方面积为 s_{01} 、 s_{02} ,若 $s_{01} > s_{02}$,则沿 w_{01} 分向继续搜索,以较大步长搜索,直至曲线面积出现负向变化,若 $s_{01} < s_{02}$,则沿 w_{02} 方向搜索,缩小步长继续搜索,直至获取最佳权重值为止。算法流程图如图3所示。

根据输入样本特性初始化模型结构参数,即就是对各个权重值、迭代次数以及ROC曲线下方面积阈值进行初始化,计算各隐含层神经元的输入输出,利用网络实际输出与期望输出绘制相应ROC曲线,根据曲线下方面积对权重值进行修正。再进行下次权重值修正之前,根据迭代步数或者预先设定ROC曲线下方面积阈值判定是否继续对模型进行训练。这样就能确定输出单元在每个节点单元上的最佳权重分配。ROC曲线下方的面积能够反映该模型性能的优劣,一般情况下,工程应用所能接受的误判率为5%,则只需比较5%处各个模型真阳性率即可判定模型的优劣,而原BP算法定义的是误差函数:

$$E(w, B) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{s_3} (t_k - a_{2k})^2 \quad (6)$$

最终需计算预测值跟真实值的平方误差,这计算量明显加大,导致训练过程延长,训练后模型的泛化能力还得不到保证,且易出现过学习的情况,而利用ROC曲线优化后,既缩短了训练时间,简化了问题的复杂度,且在一定容错范围内,ROC曲线优化后的BP神经网络能够表现出良好的识别性能,在一定程度上防止了过学习或欠学习情况的出现,一般情况下不会出现局部最小值得情况,保证识别模型具有最佳的泛化能力和良好的鲁棒性。

2 ROC-BP优化算法对车辆行驶状态的估计

车辆行驶过程中,车辆的运动状态不仅受到路面随机载荷的影响,而且受到驾驶员随机性输入影响,驾驶员的影响一般通过驾驶员的操纵输出对车辆的行驶状态产生影响,人的输入难以估测和跟踪,最终反映到车辆横摆角速度数据上。

对于规律性较强的信号,一般的BP网络也能够表现出良好性能,因此,本文选取波动性较大,规律性较差的车辆横摆角速度作为输入信号。通常车辆横摆角速度受外界干扰大,波动性较强,但是信号彼此间还是存在一定共性。对于机器识别而言,训练样本和测试样本之间存在相关关系,若训练集和测试集完全独立,则识别结果的可信度极低。所以,选择的车辆横摆角速度满足机器学习的原则。

2.1 数据的获取

本文选取的是车辆某次典型换道过程中车辆横摆角速度的变化情况,原始数据如图4所示;车速的数据是在路段上用雷达枪测得,具体的原始数据如图4所示。

2.2 横摆角速度估计

原始值也就是模型的期望值,算法是在Matlab中通过编程结合神经网络工具箱^[11-12]实现的,编写BP_training.m函数,函数输入包括最大循环次数,目标ROC曲线面积值,输入信号,期望输出值。训练过

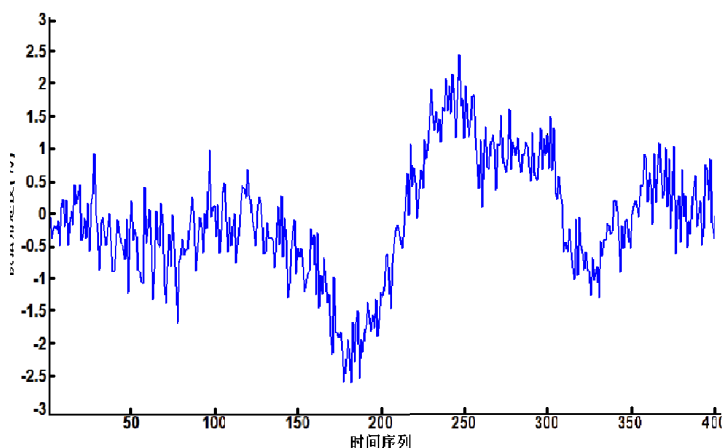


图4 车辆横摆角速度原始值
Fig.4 The original value of yaw-rate

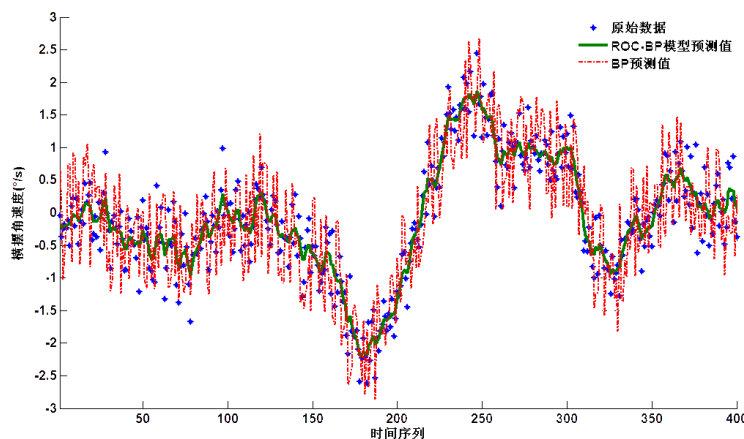


图5 车辆横摆角速度预测值
Fig.5 The predicted value of yaw-rate

程BP网络耗时865 s, 而ROC优化后模型的训练时间只有123 s, 经过优化, 模型的训练时间明显缩短. 最终训练结果如图5所示.

从图5可以看出, 优化后的BP网络波动性明显减小, 模型经过训练后, 能够较为准确的预测出各个时刻点的车辆横摆角速度值, 而未优化的BP网络预测值波动性很大, 跟真实值差距甚远. BP网络和ROC优化后BP网络(ROC-BP)二者的受试者特征曲线如图6所示,

从图6可以看出, ROC优化后的模型的性能明显优于BP网络, 二者曲线下方的面积分别为0.995, 0.882, 由此可见, 优化后的模型在可接受误判率范围内, 比BP网络泛化能力更强. 二者ROC曲线下方面积比值约为1.65:1, 优化后的模型在5%误判率的情况下有较高的击中概率, 对同属性的样本, 优化后的模型表现出更强的泛化能力, 适应性更强.

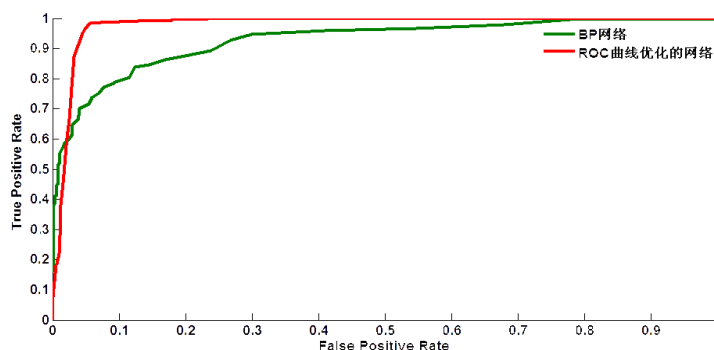


图6 两种模型性能对比(yaw rate)
Fig.6 Contrast to two kinds of model performance (yaw rate)

2.3 速度估计

速度作为车辆运行状态的最典型的标识之一, 对车辆的运行状态以及行车安全具有重要的影响, 车速估计采用跟车辆横摆角速度相同的估计方法, 结果如图7所示.

从图7可以看出, 车速的波动性明显小于车辆横摆角速度, 优化后的模型对车速的估计更为准确, 跟踪效果更佳.

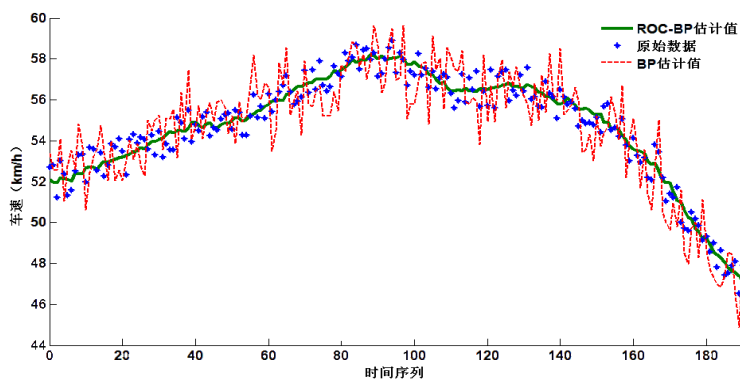


图7 两种模型性能对比(velocity)
Fig.7 Contrast to two kinds of model performance(velocity)

3 结语

(1)本文针对现有状态估计器难以适应复杂非线性模型, 而神经网络在解决非线性系统方面表现出优良的性能, 通过对现有BP神经网络进行优化, 利用优化后的模型对车辆运行状态进行估计. BP网络是应用最广泛的神经网络, 但其自身的不足往往限制了其在各个领域的应用深度, 因此, 本文针对BP神经网络容错能力差, 学习速度慢, 极易出现局部最小值的特点, 利用ROC曲线优化BP网络, 通过判定各个输入神经元权重对BP网络性能的影响, 确定最佳的权重值, 直接比较不同权重值下模型的ROC面积来判断权重值变化方向以及变化步长, 这种变步长的搜索方法加速了BP网络的收敛速度, 通过ROC对其性能的评价, 在一定程度上避免了出现局部最小值的情况, 提高了模型的容错能力.

(2)对最能表征车辆运行状态的车速信息和车辆横摆角速度信息进行估计, 以验证优化后模型的性能, 通过对模型进行验证得出的结果是: 优化后的BP网络表现出良好的泛化性能, 有效缩短了训练时间, 提升了模型算法的广泛适用性.

参考文献 Reference

- [1] 宗长富, 胡丹, 杨肖, 等. 基于扩展Kalman滤波的汽车行驶状态估计[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2009, 39(1): 7-11.
ZONG Changfu, HU Dan, YANG Xiao, et al. Vehicle Driving State Estimation Based on Extended Kalman Filter[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2009, 39(1): 7-11.
- [2] 高振海, 郑南宁, 程洪. 基于车辆动力学和Kalman滤波的汽车状态软测量[J]. 系统仿真报, 2004, 16(1): 22-24.
GAO Zhenhai, ZHENG Nanning, CHENG Hong. Soft sensor of vehicle state based on vehicle dynamics and Kalman filter[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(1): 22-24.
- [3] SUN Yujuan, WANG Yilei, LI Tao, et al. A new BP neural network model based on the random fuzzy theory[J]. Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2007, 8(1): 42-45.

- [4] ZHAO Jiali, LUO Siwei, HAN Zhen. The Improvements of BP neural network learning algorithm[C]//Proceedings of ICSP, 2000:1647-1649.
- [5] 张旭, 徐玉秀, 刘恩东. 基于神经网络优化法的故障诊断应用研究[J]. 沈阳工业大学学报, 2004,26(3):313-315.
ZHANG Xu, XU Yuxiu, LIU Endong. Comparison between powell algorithm and BP algorithm in training neural network[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2004,26(3):313-315.
- [6] 李帧, 徐凌宇. BP网络微观与宏观弊病的研究[J]. 计算机工程与设计, 2006,27(20):3779-3782.
LI Zhen, XU Lingyu. Research on microcosmic and macroscopical defects in BP-NET[J]. Computer Engineering and Design, 2006,27(20):3779-3782.
- [7] 李祚泳, 汪嘉杨, 郭淳. PSO 算法优化BP 网络的新方法及仿真实验[J]. 电子学报, 2008,36(11): 2224-2228.
LI Zuoyong, Wang Jiayang, Guo Chun. A new method of BP network optimized based on particle swarm optimization and simulation Test[J]. Acta Electronica Sinica, 2008,36(11): 2224-2228.
- [8] 张宝金, 胡青苗, 曾梅光, 等. 提高BP网络性能的一种算法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 1999,20(1): 108-110.
ZHANG Baojin, HU Qingmiao, ZENG Meiguang, et al. Method of improving the properties of BP artificial neural network[J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 1999,20(1):108-110.
- [9] 石昊苏. 基于实例与MATLAB的ROC曲线绘制比较研究[J]. 电子设计与工程, 2010,18(9):36-39.
SHI Haosu. Comparative research of the ROC curve drawing based on case and MATLAB[J]. Electronic Design Engineering, 2010,18(9):36-39.
- [10] 邹洪侠, 秦锋, 程泽凯, 等. 二分类器的 ROC 曲线生成算法[J]. 计算机技术与发展, 2009,19(6):109-112.
ZOU Hongxia, QIN Feng, CHENG Zekai, et al. Algorithm for generating ROC curve of two-classifier[J]. Computer Technology and Development, 2009,19(6):109-112.
- [11] 罗成汉. 基于 MATLAB 神经网络工具箱的 BP 网络实现[J]. 计算机仿真, 2004,21(5):109-115.
LUO Chenghan. Realization of BP network based on neural network tool Kit in MATLAB[J]. Computer Simulation, 2004,21(5):109-115.
- [12] 孙帆, 施学勤. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络设计[J]. 计算机与数字工程, 2007,35(8):124-126.
SUN Fan, SHI Xueqin. Design of BP neural network based on MATLAB[J]. Computer & Digital Engineering, 2007,35(8):124-126.

BP neural network for vehicle state estimation was based on ROC curve optimization

LIU Wei, LIU Haoxue, ZHU Tong

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: In view of the inadequate adaptability of the existing traffic estimator to the complex nonlinear models, the receiver operating characteristic (ROC) curves were adopted to evaluate the algorithm of BP neural network which demonstrates excellent performance in solving problems with nonlinear systems. According to each node weight value, the corresponding ROC curve of the learning machine is drawn. The area of ROC curve is the only criterion for the selection of each node weights. The method is used for the searching of the minimum value through variable steps, i.e. maximum and small, at the same nodes. According to the results, the size of the next step for determining the best weights can be fixed. Finally, the algorithm verification can be carried out on the basis of the strong volatility data of vehicle yaw-rate. The results show that the evaluation of the performance of ROC may accelerate the convergence speed of the BP network to a certain extent which making it possible to avoid the local minimum. Furthermore, the fault tolerance model can be improved and the optimal model error probability of the hit rate goes higher in 5% of the cases. The optimized model showed a strong generalization capacity as well as the fine adaptability.

Key words: traffic engineering; vehicle; state estimation ; BP neural network; ROC curve; optimization

(本文编辑 吴海西)