第36卷第6期 河北科技大学学报 Vol. 36, No. 6
2015年12月 Journal of Hebei University of Science and Technology Dec. 2015

文章编号:1008-1542(2015)06-0559-07 doi:10.7535/hbkd.2015yx06002

驾驶员转向特性分类与辨识方法对比研究

李 刚,韩海兰,袁 航,周致成

(辽宁工业大学汽车与交通工程学院,辽宁锦州 121001)

摘 要:针对汽车驾驶员转向特性分类与辨识问题,基于CarSim仿真平台对研究方法进行了初步探索。设计了转向工况仿真试验,采集试验数据,根据车辆最大横摆角速度,使用K-means聚类算法对驾驶员转向特性进行分类。在Matlab软件环境下分别采用学习向量量化(LVQ)神经网络、BP神经网络、支持向量机(SVM)建立驾驶员转向特性辨识模型,并对3种网络建立的辨识模型进行测试试验和比较。试验结果表明:3种辨识方法均具有较高的辨识精度,其中支持向量机方法在汽车驾驶员转向特性辨识方面具有一定的优势。

关键词:车辆工程;驾驶员;转向特性;CarSim仿真平台;分类;辨识模型

中图分类号:U461.9 **文献标志码**:A

Study on classification and identification methods of driver steering characteristics

LI Gang, HAN Hailan, YUAN Hang, ZHOU Zhicheng

(College of Automobile and Traffic Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou, Liaoning 121001, China)

Abstract: Aiming at the vehicle driver's steering characteristic classification and identification, the research method is initially explored based on CarSim simulation platform. The simulation experiment of steering condition is designed and the test data is collected. According to the maximum yaw rate of the vehicle, the driver steering characteristics are classified by K-means clustering algorithm. The driver steering characteristics identification models are established by learning vector quantization (LVQ) neural network, BP neural network, and support vector machine (SVM) respectively in the environment of Matlab software. The test experiment and comparison are done for the three kinds of approaches, and the results show that all those three kinds of identification approaches have high accuracy, and the SVM method has a certain advantage on driver steering characteristics identification.

Keywords: vehicle engineering; driver; steering characteristics; simulation platform of CarSim; classification; identification model

随着汽车保有量的不断增加,车辆的安全性、舒适性倍受人们关注。在人-车-路闭环系统中驾驶员的操纵行为占主导地位,更深入地研究驾驶员的驾驶行为有利于通过汽车电控系统提高车辆的安全性和舒适性。

通过查阅相关文献发现,国内外关于驾驶员行为分类及辨识的研究尚处于起步阶段。文献[1]建立了驾驶员实时监控系统,提出了操纵危险系数这一概念,根据ABS,ESC,TCS等汽车稳定控制系统提供的信息

收稿日期:2015-05-09;修回日期:2015-06-11;责任编辑:冯 民

基金项目:国家自然科学基金(51305190);辽宁省教育厅项目(L2013253)

作者简介:李 刚(1979—),男,辽宁朝阳人,副教授,博士,主要从事汽车动态仿真与控制方面的研究。

E-mail: lnitligang@126.com

李 刚,韩海兰,袁 航,等.驾驶员转向特性分类与辨识方法对比研究[J].河北科技大学学报,2015,36(6):559-565.

LI Gang, HAN Hailan, YUAN Hang, et al. Study on classification and identification methods of driver steering characteristics [J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2015, 36(6): 559-565.

分析当前驾驶条件和操纵危险系数间的关系，将驾驶员分为鲁莽型、专业型、一般型和谨慎型。TAKANO等[2]根据隐形马尔科夫理论(HMM)，提出了一种驾驶员转向意图辨识的智能认知方法；该方法主要包含数据分段、时间序列数据标号、辨识及产生驾驶模式。RAKSIN等[3]提出了一种基于驾驶员转向意图辨识的直接横摆力偶矩控制算法，其中驾驶员转向意图辨识是通过隐形马尔科夫理论(HMM)实现的，这个理论包括3个状态：车道保持、准备和车道更换。中国吉林大学宗长富教授课题组基于驾驶模拟器实验，研究了应用隐形马尔科夫和神经网络对驾驶员转向意图辨识和行为预测方法[4]。

本文基于CarSim仿真平台进行仿真试验对汽车驾驶员转向特性行为进行研究。根据仿真试验数据使用K-means聚类算法对驾驶员转向特性进行分类。由于神经网络凭借其理论上和结构上的优势非常适合解决模式识别问题，在人工神经网络的实际应用中，BP和LVQ网络被广泛应用，而SVM结构简单，在处理小样本问题方面具有独特的优势，因此本文选用这3种分类辨识方法分别建立驾驶员转向特性辨识模型，并对3类辨识模型的辨识结果进行分析比较，选取具有优势的辨识方法为后续驾驶员行为研究作理论基础。

1 实验设计与数据采集

不同驾驶员喜好的汽车转向特性不同，如赛车手喜欢汽车具有响应快、略有过度的转向特性，新手比较喜欢汽车具有易于控制的中性转向特性，老年人比较喜欢汽车响应略慢的不足转向特性。对于固定汽车而言，其运动响应和输入之间呈固定的非线性关系。由于不同的驾驶员喜好的汽车转向特性不同，即使在同一工况下驾驶员打同样的方向盘转角，方向盘转角速度也有所不同，导致汽车的运动响应不同，因此驾驶员的操纵行为和对应的汽车运动响应反映了驾驶员的转向特性。激进的驾驶员转弯时方向盘转角速度大，车辆横摆角速度大，转向时间短；谨慎的驾驶员转弯时方向盘转角速度小，车辆横摆角速度小，转向时间长。通过实车实验研究驾驶员转向特性，需要进行充分的实验准备，并且高速转弯实验时存在安全性问题，因此本文利用CarSim仿真平台进行转向工况仿真试验对驾驶员转向特性分类和辨识方法进行初步探索研究。

利用CarSim仿真软件对整车进行仿真分析，它作为参数化的整车动力学软件省去了结构化软件(如ADAMS)的建模调试和用户编程建立数学模型的一系列繁琐过程，用简洁易懂的界面将整车开发、仿真、结果等展示在使用者面前，具有上手容易、仿真快速、节省时间、可信度高等优点。在CarSim中设计一典型转向仿真试验工况对驾驶员特性分类和辨识进行研究。试验工况如下：实验车型选用CarSim中的A-Class-Hatchback车，实验路况选用边长为1 km的方形广场路面，目标车速为80 km/h，仿真时间为5 s，方向盘最大转角为90°，采样时间t为方向盘转角从0°打到90°所用的时间，不同特性的驾驶员由于打方向盘转角的速度不同，所用时间也不同。谨慎的驾驶员方向盘转角速度小，所用时间就较长，车辆横摆角速度小；而激进型的驾驶员方向盘转角速度较大，所用时间较短，车辆横摆角速度大。因此在Matlab中随机产生60个1～3.5 s之间的t值，选取不同的t值采集横摆角速度这一数据，对横摆角速度进行分类。采样时间t值列表见表1。

对所采集横摆角速度的数据进行处理，整理出最大横摆角速度，最大横摆角速度列表见表2。

表1 采样时间

Tab.1 Sampling time

全部采样时间/s					
1.03	2.01	3.21	2.28	2.09	3.19
3.13	2.21	2.36	2.37	2.21	3.27
2.05	2.16	2.37	3.22	2.39	1.09
3.07	3.11	2.14	2.35	3.11	3.21
2.03	1.17	1.23	3.31	2.19	2.31
1.19	1.06	2.33	2.42	1.12	2.27
2.31	2.12	3.19	1.04	2.08	2.41
2.17	2.13	3.17	1.07	2.27	3.14
2.23	2.25	1.15	2.18	2.08	2.39
2.06	2.17	2.24	3.25	1.12	3.23

表2 最大横摆角速度

Tab.2 Maximum yaw rate

最大横摆角速度/(deg·s^{-1})					
24.583 9	23.186 1	22.473 6	23.001 4	23.141 4	22.484 4
22.507 5	23.059 0	22.916 8	22.909 7	23.059 0	22.448 5
23.165 5	23.100 2	22.909 7	22.470 0	22.885 4	24.196 1
23.164 7	23.087 5	23.037 7	22.458 1	23.969 7	22.467 2
22.527 8	22.514 1	23.113 5	22.927 4	22.514 1	22.473 6
23.181 4	23.666 8	23.481 5	22.428 2	23.078 3	22.965 9
23.546 1	24.401 4	22.953 5	22.851 5	23.969 7	23.006 8
22.965 9	23.127 5	22.484 4	24.540 1	23.150 8	22.861 2
23.087 5	23.114 2	22.490 2	24.306 9	23.006 8	22.504 3
23.044 3	23.027 6	23.783 6	23.082 6	23.150 8	22.885 4

2　驾驶员转向特性分类

本文采用 K-means 聚类算法对驾驶员转向特性进行分类。K-means 算法，也被称为 K-平均或 K-均值，是一种得到最广泛使用的聚类算法。它是将各个聚类子集内的所有数据样本的均值作为该聚类的代表点，算法的核心思想是把 n 个数据对象划分为 m 个聚类，使聚类中的每个数据点到该聚类中心的平方和最小，使得评价聚类性能的准则函数达到最优，从而使生成的每个聚类内紧凑，类间独立[5-6]。在计算数据样本之间的距离时可以根据实际需要选择欧式距离、曼哈顿距离或者明考斯距离中的一种来作为算法的相似性度量，其中最常用的是欧式距离，见式(1)。

$$d(x_i,x_j)=\sqrt{\sum_{k=1}^{d}(x_{ik}-x_{jk})^2}\ 。\qquad(1)$$

给定数据集 $X=\{x_n\mid n=1,2,\cdots\}$，$x$ 中的样本有 d 个描述属性，分别用 $A_1,A_2,\cdots,A_d$ 表示。给定数据样本 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id})$，$x_j=(x_{j1},x_{j2},\cdots,x_{jd})$，其中 $x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id}$ 和 $x_{j1},x_{j2},\cdots,x_{jd}$ 分别是样本 x_i 和 x_j 对应 d 个描述属性的具体取值。样本 x_i 和 x_j 之间的相似度用它们之间的距离 $d(x_i,x_j)$ 来表示，距离越小，样本 x_i 和 x_j 越相似，差异越小；反之则差异越大。

根据日常生活中驾驶员驾车行为，本文将驾驶员分为激进型、一般型、谨慎型 3 类。利用 K-means 算法，选取不同的聚类中心进行多次迭代，通过最大横摆角速度将驾驶员分为以上 3 类。具体分类结果见表 3。

从表 3 中可以看出聚类中心为 24.157 6 的类内样本为激进型，类别标识为 1；聚类中心为 23.062 1 的类内样本为一般型，类别标识为 2；聚类中心为 22.483 1 的类内样本为谨慎型，类别标识为 3。通过最大横摆角速度对驾驶员进行分类，有助于驾驶员转向特性辨识模型的建立，以及对辨识模型精度的验证。

表 3　分类结果

Tab. 3　Classification results

类别标识	类内样本	聚类中心
1	24.583 9,23.969 7,23.783 6, 24.306 9,23.666 8,24.540 1, 24.401 4,23.969 7,24.196 1	24.157 6
2	22.851 5,23.087 5,23.181 4, 23.141 4,23.059 0,23.100 2, 23.001 4,23.164 7,23.037 7, 23.059 0,22.916 8,23.044 3, 23.546 1*,23.113 5,22.927 4, 23.027 6,22.953 5,23.150 8, 22.909 7,23.165 5,22.885 4, 23.087 5,22.909 7,23.006 8, 23.186 1,23.150 8,22.885 4, 23.006 8,22.965 9,23.082 6, 23.127 1 ,23.078 3,22.861 2, 22.965 9,23.114 2,23.481 5*	23.062 1
3	22.527 8,22.473 6,22.467 2, 22.490 2,22.504 3,22.458 1, 22.448 5,22.514 1,22.484 4, 22.473 6,22.507 5,22.428 2, 22.470 0,22.484 4,22.514 1	22.483 1

注：“*”为应剔除样本。

3　驾驶员转向特性辨识模型的建立

将表 3 分类结果的数据进行整理，除去 2 个应剔除的数据后将其余 58 个数据分为训练数据和测试数据。从 1 类中抽取 5 个数据，2 类中抽取 24 个数据，3 类中抽取 11 个数据组成一个由 40 个数据组成的辨识模型训练数据；将其余的 18 个数据作为辨识模型的测试数据。在 Matlab 软件环境下分别采用学习向量量化(LVQ)神经网络、BP 神经网络、支持向量机(SVM)建立驾驶员转向特性辨识模型，对 3 种网络建立的辨识模型进行测试试验和比较。本文实验所用的仿真环境是英特尔奔腾 G2020、主频 2.9 GHz、内存为 4 GB 的个人计算机，采用 Matlab2010 编程。

3.1　驾驶员转向特性 LVQ 辨识模型

学习向量量化(LVQ)神经网络是一种在有教师状态下对竞争层训练的输入前向神经网络，其算法是从 Kohonen 竞争算法演化而来的，在模式识别和优化领域有着广泛的应用[7]。它结合了竞争学习和有监督学习两者的优势，在网络学习中，通过教师信号对输入样本的分配类别进行规定，克服了自组织网络采用无监督学习算法带来的缺乏分类信息的弱点，其最大的优点是不需要对输入向量进行归一化，但训练时间较长。

LVQ 网络结构如图 1 所示。一个学习向量量化神经网络由 3 层神经元组成，即输入层、竞争层和线性输出层。其中输入层与竞争层之间采用全连接的方式，竞争层与输出层之间采用部分连接的方式。每一个

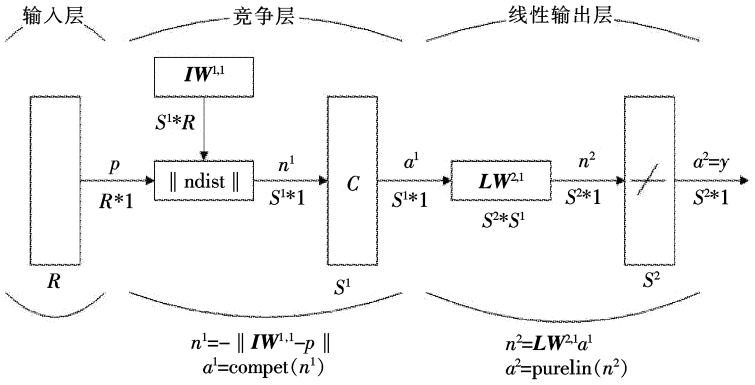

图1 学习向量量化网络

Fig. 1 Learning vector quantization net work

竞争层神经元只能与一个线性输出层神经元相连接，而每一个线性输出层神经元可以与多个竞争层神经元相连接[8]。

图1中 p 为 R 维输入模式；S^1 为竞争层神经元个数；$\boldsymbol{IW}^{1,1}$ 为输入层与竞争层之间的连接权系数矩阵；n^1 为竞争层神经元的输入；a^1 为竞争层神经元的输出；$\boldsymbol{LW}^{2,1}$ 为竞争层与线性输出层之间的连接权系数矩阵；n^2 为线性输出层神经元的输入；a^2 为线性输出层神经元输出[7-9]。应用LVQ神经网络建立一个2输入1输出的驾驶员转向特性辨识模型，其中输入向量为最大横摆角速度和分类后的类别标识，输出向量为辨识模型辨识出的类别标识。通过Matlab建立辨识模型，设置参数，训练模型，对驾驶员转向特性进行识别。

3.2 驾驶员转向特性BP辨识模型

对于线性可分的学习算法，理想输出与实际输出之差被用来估计神经元连接权值的误差。当为了解决线性不可分问题而引入多级网络后，如何估计网络隐含层神经元的误差就成了一大难题。因为在实际中，无法知道隐含层的任何神经元的理想输出值。直到1985年，RUMELHART等提出了BP网络的误差反向后传(back propagation，BP)学习算法，实现了多层神经网络模型[10]。

BP算法在于利用输出后的误差来估计输出层的直接前一层的误差，再用这个误差估计更前一层的误差，如此一层一层的反传下去，就获得了所有其他各层的误差估计。这样就形成了将输出层表现出的误差沿着与输入数据传送相反的方向逐级向网络的输入层传递的过程。因此，人们特将此算法称为误差反向后传算法，简称BP算法[11]。使用BP算法进行学习的多级非循环网络称为BP网络，属于前向神经网络类型。虽然这种误差估计本身的精度会随着误差本身的“向后传播”而不断降低，但它还是给多层网络的训练提供了比价有效的办法。BP网络拥有强大的非线性映射能力、泛化能力和容错能力等优点，使之作为模式辨识方法之一在科学技术领域中有着广泛地应用[12-14]。但同时其也存在收敛性、局部极小和求解问题的规模受限等问题。

与一般的人工神经网络一样，构成BP网络的是人工神经元，其网络模型如图2所示。应用BP神经网络建立一个1输入1输出的驾驶员转向特性辨识模型，其中最大横摆角速度作为辨识模型的输入向量，驾驶员类别标示作为输出向量，设置参数，训练辨识模型，对驾驶员转向特性所属类别进行识别。

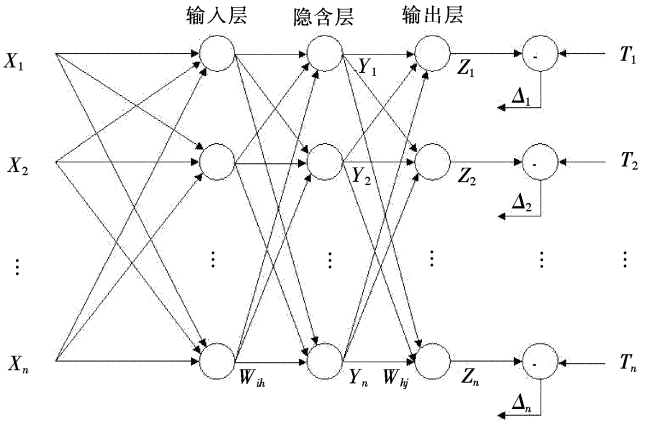

图2 BP神经网络模型

Fig. 2 BP neural network model

3.3 驾驶员转向特性SVM辨识模型

支持向量机(support vector machines，SVM)是由Vapnik领导的AT&T Bell实验室研究小组在1995年提出的一种新的非常有潜力的分类技术，是建立在统计学习理论的VC维理论和结构风险最小化原理基础上的机器学习方法，主要应用在模式识别领域[15]。到20世纪90年代，统计学习理论(statis-

tical learning theory，SLT）的实现和由于神经网络等较新兴的机器学习方法的研究遇到一些重要的困难，比如如何确定网络结构的问题、过学习与欠学习的问题、局部极小点问题等，使得 SVM 迅速发展和完善，在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势[16-17]，但需要对输入数据进行归一化处理。SVM 的基本思想是在样本空间或特征空间，构造出最优超平面，使得超平面与不同类别样本集之间的距离最大，从而达到最大的泛化能力[18]。在“支持向量”$x(i)$和输入空间抽取的 x 之间的内积核这一概念是构造支持向量机学习算法的关键。支持向量机的体系结构如图 3 所示，其中 K 为核函数。

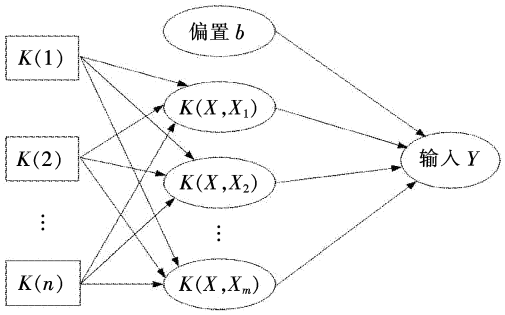

图 3　支持向量机体系结构

Fig. 3　Architecture of support vector machine (SVM)

SVM 的关键在于核函数。低维空间向量集通常难于划分，解决的方法是将它们映射到高维空间，而核函数正好巧妙地解决了这个问题，只要选用适当的核函数，就可以得到高维空间的分类函数。在 SVM 理论中，采用不同的核函数将导致不同的 SVM 算法[19]。在确定了核函数的基础上，再经过参数优化将松弛系数以及惩罚系数这 2 个系数取定。

应用 SVM 建立驾驶员转向特性辨识模型，采用 RBF 核函数，其中训练数据为最大横摆角速度，训练标签为分类后的驾驶员转向特性类别标识，训练后的辨识模型对测试集上的类别标识进行预测，辨识出驾驶员特性所属的类别是激进型、一般型还是谨慎型。

3.4　辨识模型对比分析

3 类辨识模型对驾驶员转向特性的辨识流程均可以用如图 4 所示的流程图所表示。其中，为了提高分类精度，BP 神经网络和 SVM 在训练之前需要对输入向量进行归一化。

图 4　驾驶员转向特性辨识流程图

Fig. 4　Identification flow diagram of driver steering characteristic

LVQ 神经网络同 BP 神经网络一样，也为 3 层结构，参数的设置与 BP 神经网络基本相同，以达到在相同实验条件下进行比较的目的[20-21]。但由于 LVQ 神经网络的训练时间较长，经过多次在不同精度下的训练发现精度设置越高，迭代次数越多，训练时间也越长，LVQ 神经网络的训练过程如图 5 所示，从图中也可看出训练后的精度值大约从第 19 次迭代训练开始便达到一个比较平稳的状态，其值保持在 0.2 左右，因此为了减少迭代次数，加快训练时间，最终将 LVQ 神经网络的目标精度设为 0.001。BP 神经网络的训练过程如图 6 所示，从图中可看出训练后的精度值大约从第 30 次迭代训练开始便达到一个比较平稳的状态，其值保持在 0.001 左右。

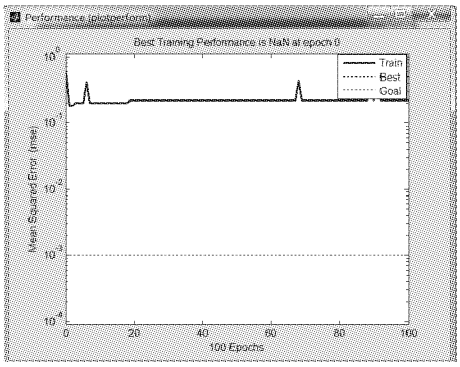

图 5　LVQ 神经网络训练过程

Fig. 5　Training process of LVQ neural network

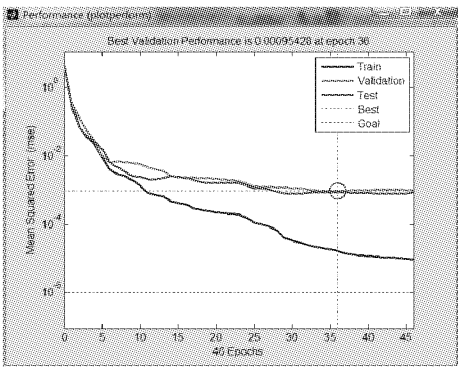

图 6　BP 神经网络训练过程

Fig. 6　Training process of BP neural network

由于 SVM 非 Matlab 自带的工具箱，其结果只能在工作空间显示，SVM 辨识精度、训练时间和迭代次数见表 4。从辨识结果中可以看出 3 类辨识方法均能很好地辨识出驾驶员转向特性类别。利用 LVQ 神经网络建立的驾驶转向特性辨识模型不需要对输入向量进行归一化和正交化处理，迭代次数较少，但训练时间比较长。BP 神经网络对于 3 种驾驶员转向类型，即激进型、一般型和谨慎型的辨识效果也很好，对于不同的测试数据均能取得 100％的正确率；同时，辨识时间较短，但是训练迭代次数较多，需要对输入向量进行归一化和正交化处理。SVM 辨识模型辨识结果准确率也很高，而且在精度0.000 001的要求下，迭代次数仍较少，辨识时间较短，并且 SVM 网络结构简单，比 BP 网络容易确定，适用于小样本数据。

表 4 辨识结果对比

Tab. 4 Contrast of identification results

辨识方法	迭代次数	训练时间/s	辨识结果正确率/％		
			第 1 类	第 2 类	第 3 类
LVQ 神经网络	19	2	100	100	100
BP 神经网络	30	0.487 5	100	100	100
支持向量机(SVM)	26	0.013 8	100	100	100

4 结 语

1)基于 CarSim 仿真平台设计仿真试验，对驾驶员转向特性分类和辨识方法进行了初步探索研究。

2)根据同一工况下的车辆横摆角速度对驾驶员进行初步分类，而同时考虑车速变化、方向盘转角角度与角速度变化等因素的分类方法将有待进一步深入研究。

3)由仿真试验结果对比分析可知：LVQ 神经网络、BP 神经网络和 SVM 都有较高的辨识能力。BP 网络结构复杂，LVQ 网络和 SVM 的结构简单，但 LVQ 网络的训练时间要比 SVM 和 BP 网络的训练时间长，并且精度要低于 SVM 和 BP 网络。综合来看，SVM 在汽车驾驶员转向特性辨识方面有一定的优势。

参考文献/References：

[1] LU Jianbo, FILEV D, PRAKAN A K, et al. From vehicle stability control to intelligent personal minder: Real-time vehicle handling limit warning and driver style characterization[C]//Computational Intelligence in Vehicles and Vehicular Systems. [S. l.]: IEEE Workshop on, 2009: 43-50.

[2] TAKANO W, MATSUSHITA A, IWAO K, et al. Recognition of human driving behaviors based on stochastic symbolization of time series signal[C]// IEEE/RSJ International Conference on IEEE. [S. l.]: [s. n.], 2008: 167-172.

[3] RAKSIN C P, MIZUSHIMA T, NAGAI M. Direct yaw moment control system based on driver behavior recognition[J]. Vehicle System Dynamics, 2008, 46(1): 911-921.

[4] 宗长富，杨肖，王畅，等. 汽车转向时驾驶员驾驶意图辨识与行为预测[J]. 吉林大学学报：工学版，2009，39(1)：27-32.
ZONG Changfu, YANG Xiao, WANG Chang, et al. Driving intentions identification and behaviors prediction in car lane change[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2009, 39(1): 27-32.

[5] 冯超. K-means 聚类算法的研究[D]. 大连：大连理工大学，2007.
FENG Chao. Research of K-means Clustering Algorithm[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2007.

[6] 王千，王成，冯振元，等. K-means 聚类算法研究综述[J]. 电子设计工程，2012，20(7)：21-24.
WANG Qian, WANG Cheng, FENG Zhenyuan, et al. Review of K-means clustering algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2012, 20(7): 21-24.

[7] 李永江. 基于 LVQ 神经网络的手写英文字母识别[D]. 广州：广东工业大学，2008.
LI Yongjiang. Handwritten English Letters Recognition based on LVQ Neural Network[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2008.

[8] 王小川，史峰，郁磊，等. Matlab 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京：北京航空航天大学出版社，2013.
WANG Xiaochuan, SHI Feng, YU Lei, et al. Matlab Neural Network Analysis of 43 Cases[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2013.

[9] 长虹. Matlab 神经网络与应用[M]. 北京：国防工业出版社，2007.
CHANG Hong. Matlab Neural Network and Application[M]. Beijing: Defense Industry Press, 2007.

[10] HANAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. Neural Network Design[M]. Boston: Pws Pub, 1996.

[11] 罗四维. 人工神经网络建造[M]. 北京:中国铁道出版社,1998.
LUO Siwei. Artificial Neural Network Construction[M]. Beijing: China Railway Press,1998.

[12] 闻新,周露,李翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京:科学出版社,2003.
WEN Xin, ZHOU Lu, LI Xiang, et al. MATLAB Neural Network Simulation and Application[M]. Beijing: Science Press,2003.

[13] 韩立群. 人工神经网络理论设计与应用[M]. 北京:化学工业出版社,2002.
HAN Liqun. Design and Application of Artificial Neural Network Theory[M]. Beijing: Chemical Industry Publisher,2002.

[14] 崔彦平,傅其凤,师伟力. BP 算法在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 河北科技大学学报,2003, 24(3):49-53.
CUI Yanping, FU Qifeng, SHI Weili. Application of the BP network rotating machinery fault diagnosis[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2003, 24(3):49-53.

[15] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报,2011, 40(1): 2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2-10.

[16] 沈明华, 肖立, 王飞行. 支持向量机在模式识别中的应用[J]. 电讯技术, 2006, 4(9): 9-12.
SHEN Minghua, XIAO Li, WANG Feixing. Application of support vector machine in pattern recognition[J]. Telecommunications Technology, 2006, 4(9): 9-12.

[17] 刘东辉,卞建鹏,付平,等. 支持向量机最优参数选择的研究[J]. 河北科技大学学报,2009,30(1):58-61.
LIU Donghui, BIAN Jianpeng, FU Ping, et al. Study on the choice optimum parameters of support vector machine[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2009, 30(1):58-61.

[18] 杜树新,吴铁军. 模式识别中的支持向量机方法[J].浙江大学学报(工学版),2003,37(5):521-527.
DU Shuxin,WU Tiejun. Support vector machines for pattern recognition[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2003,37(5):521-527.

[19] 李盼池, 肖红, 许少华,等. 支持向量机在模式分类中的应用[J]. 大庆石油学院学报, 2003, 27(2): 59-61.
LI Panchi, XIAO Hong, XU Shaohua, et al. Application of support vector machine to pattern recognition[J]. Journal of Daqing Petroleum Institute, 2003, 27(2): 59-61.

[20] 张磊. 三种神经网络识别 P2P 流量的方法比较[D].重庆:重庆大学,2010.
ZHANG Lei. Comparation of Three Methods for P2P Traffic Identification Using Neural Networks[D]. Chongqing: Chongqing University, 2010.

[21] 秦业, 袁海斌, 袁海文, 等. SVM 和神经网络在电能质量扰动分类应用中的对比[J]. 南京航空航天大学学报,2011,43(1):74-78.
QIN Ye, YUAN Haibin, YUAN Haiwen, et al. Comparison study on classification of power quality disturbances with SVM and neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011,43(1):74-78.