

# 基于 GPS 定位数据的高速公路换道特征分析与行为识别

杨龙海, 罗 沂, 徐 洪

(哈尔滨工业大学 交通科学与工程学院, 哈尔滨 150090)

**摘 要:**为了实现对高速公路微观状态的监测,需要对车辆换道行为进行识别.利用车载 GPS 定位数据获取车辆换道参数,并分析换道车及其周围车辆在换道时的参数统计分布特征,提取换道行为表征参数,建立了基于隐马尔可夫的换道行为识别模型.结果表明:利用该模型可以实现对驶出换道、驶回换道和车道保持行为的较好识别,且能在换道发生后 1 s 识别出换道行为,准确率高达 92%,为后期实时换道预警提供参考.

**关键词:**交通运输规划与管理;GPS 定位数据;换道行为识别;隐马尔可夫模型

**中图分类号:**U491.2      **文献标志码:**A

## Analysis and recognition of highway lane-changing behavior characteristics based on GPS location data

YANG Longhai, LUO Yi, XU Hong

(School of Transportation Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China)

**Abstract:**In order to realize the identification and monitoring of the microscopic state of highway traffic flow, it is necessary to identify and monitor the lane-changing behaviors of the vehicles. In this paper, we acquire the lane-changing parameters by exploiting on-board GPS(Global Positioning System) data. Then, the parameters' statistical distribution characteristics of vehicles that change lanes and their surrounding vehicles are analyzed and the characterization parameters of lane-changing behaviors are extracted at the same time, and on those grounds the lane-changing identification model is established based on Hidden Markov Model (HMM). The results show that the proposed model can accurately identify the lane-changing behaviors, including outbound lane-changing behaviors, inbound lane-changing behaviors and lane keeping behaviors. Moreover, these behaviors can be identified 1 s after they really happen with 92% accuracy rate. It can provide reference for real-time lane change early-warning in future.

**Keywords:**transportation planning and management; GPS positioning data; identification of lane-changing behaviors; Hidden Markov Model

收稿日期:2016-08-11  
基金项目:黑龙江省自然科学基金面上项目(E2016032)  
Foundation item:Natural Science Foundation of Heilongjiang (E2016032)  
第一作者:杨龙海(1970—),男,安徽巢湖人,副教授,博士.研究方向为交通流理论、交通规划等.email:yanglonghai@hit.edu.cn.  
引用格式:杨龙海,罗沂,徐洪.基于 GPS 定位数据的高速公路换道特征分析与行为识别[J].北京交通大学学报,2017,41(3):39-46.  
YANG Longhai, LUO Yi, XU Hong. Analysis and recognition of highway lane-changing behavior characteristics based on GPS location data [J].Journal of Beijing Jiaotong University, 2017, 41(3): 39-46.(in Chinese)

现代智慧交通系统背景下,高速公路交通流微观和宏观交通流状态的识别和监测,对于高速公路管理具有重要意义.在吉林省交通厅“十三五”交通运输科技创新项目中,提出建设基于手机定位的高速公路预警管理系统,推进交通运输科技创新,建设基于手机定位的高速公路预警管理系统,运用基站、卫星及地理信息系统(Geographic Information System, GIS)技术相结合的方式获取手机精确定位数据,进而分析车辆实时交通参数并识别交通状态,为实现高速公路从宏观到微观的管理和预警提供可能.高速公路上,车辆换道与相关车辆的交互过程风险最大.因此,车辆换道行为的识别是高速公路预警的重点研究内容.

目前国内外有代表性的车辆换道行为识别有:文献[1]收集了 108 位驾驶员驾驶 100 辆车总计 120 万 km 的换道数据,总结了换道频率和碰撞时间随速度变化的关系,设计了基于与前车碰撞时间的换道行为识别算法,取得了良好的效果.文献[2]运用反向传播的神经网络模型预测换道行为,模型中以当前车速、方向盘转角、前车和目标车道后车的间距及碰撞时间为参数输入,至少能提前 1.5 s 识别出换道意图.文献[3]以驾驶人的瞳孔大小为特征,采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法对车道保持和换道行为进行识别,所提出的方法具有较高的准确率.文献[4]提出了基于自适应巡航控制(Adaptive Cruise Control, ACC)系统的目标换道预测方法,利用车载传感器搭建实验平台手机数据,利用隐马尔可夫模型建立算法识别换道意图.文献[5]采用模糊推理理论,考虑周围车辆的加减速等运动特性,综合得到自车的换道意图预测方法.文献[6]利用混合高斯隐马尔可夫模型,建立高速公路驾驶人换道意图识别模型,对比了不同表征参数的识别结果.文献[7]利用眼动仪采集驾驶人行车过程中的眼动数据,采用多数据融合识别,建立自车驾驶人换道意图识别模型.

国内外的研究大部分都是从自车驾驶的角度出发去考虑换道行为识别,需要车载传感器收集参数,作为单车辅助驾驶.本文作者从高速公路管理者的角度出发,搭建高速公路预警管理平台,利用车辆实时 GPS 定位数据,实现高速公路车辆换道行为的识别.通过实验获取精确的车载 GPS 定位数据,对高速公路基本路段换道特征进行分析,建立了基于隐马尔可夫的高速公路换道行为识别模型.

1 换道实验和参数采集

1.1 换道行为分析

换道行为是驾驶人根据自身驾驶意愿及驾驶安

全性,通过对周围车辆的车速、车间距及道路使用情况和交通管理等一系列周边环境信息的分析,采取的驶离本车道换入目标车道行驶的行为.通常,换道行为可分为强制换道和任意换道.本文作者主要针对任意换道进行研究,将任意换道分为驶出换道(Out of Lane Changing, OLC)和驶回换道(Back of Lane Changing, BLC),如图 1 所示.OLC 是车辆期望速度受到当前车道前方车辆限制时,且换道条件满足的情况下驶入目标车道的行为.BLC 是针对超车行为的第 2 次换道,即从超车道驶回原车道的换道行为.换道过程比较短暂,一般划分为 3 个或者 4 个阶段,本文作者根据行驶轨迹曲率变化,将换道过程分为换道准备、换道和换道结束 3 个阶段.

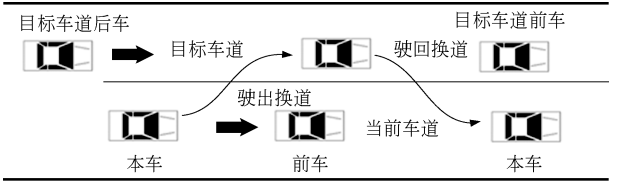


图 1 OLC 和 BLC 示意图

Fig.1 Schematic diagram of OLC and BLC

1.2 换道实验设计

利用 Trimble R8 GNSS 系统进行实验,系统包括卫星、固定基站、流动站接收机和操作手簿,该系统采用载波相位差分技术定位,定位精度达 $\pm 2.5$  cm.流动站接收机尺寸小便于携带,将其安装到 4 辆实验车上,不会对驾驶人带来额外操作负担和心理影响.同时在实验车安装行车记录仪记录车辆行驶过程中的视频和音频,用于车辆行驶环境及行驶中特殊事件记录.固定基站有效覆盖半径为 20 km,实验地点为哈尔滨市绕城高速路,高速路为双向四车道.选择高速路无天桥遮挡的路段进行试验.驾驶人根据驾驶习惯,如图 1 所示,演示车道保持、驶出换道和驶回换道 3 种驾驶状态.GPS 流动接收机以 10 Hz 的频率获取时间、位置等车辆轨迹相关的地理信息,信息通过串口和相关软件实时传输至笔记本电脑并以文本文档的格式进行存储.

1.3 换道参数获取

GPS 接收机接收的数据遵循 NMEA-0183 协议的标准规范,其中采用 GGA(Global Positioning System Fix Data)语句,其格式为: \$GPGGA, 061356.10, 4539.29577135, N, 12643.77068770, E, 4, ... .该语句包含时间、经度、纬度、定位卫星数目和海拔等.本次实验有效数据是时间和经纬度,它们记录了车辆的行驶轨迹,数据处理主要对这 3 个数据进行筛选处理.处理流程见图 2.通过行车记录仪标

注换道行为时间,利用标注的时间选取换道数据并导入谷歌地球与地图匹配进行校正,剔除飘逸数据;将经纬度转化为高斯坐标,得到换道车辆高斯坐标轨迹数据,最后推导和计算换道行为的表征参数。

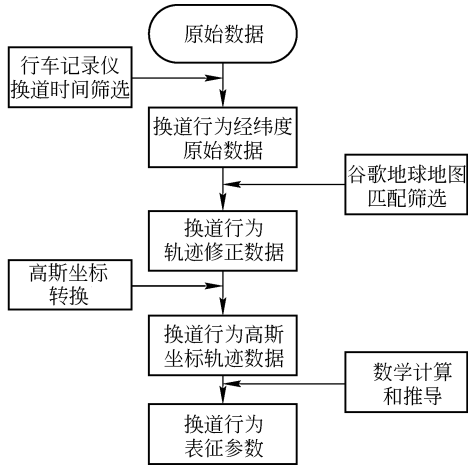


图 2 换道行为参数提取

Fig.2 Parameter extraction of lane-changing behaviors

2 换道特征分析

根据上述数据处理方法,得到车辆位置、速度和加速度等参数,计算本车和前车及目标车道车辆的相对位置、速度和加速度等,并分析换道特征。

2.1 换道行为分析

2.1.1 轨迹曲率变化特征

1) 轨迹绘制。

车辆的轨迹信息为  $s = g(x(t), y(t))$ ,  $x(t)$  和  $y(t)$  是高斯坐标,高斯坐标数值较大,绘制轨迹时轨迹特征易被淹没,为方便分析轨迹,将坐标原点平移到换道起始点附近,  $s = g(x(t) - x_0, y(t) - y_0)$ 。得到轨迹如图 3 所示,高速公路换道横向位移较小,换道特征不易观察,故下文对轨迹斜率进行分析。

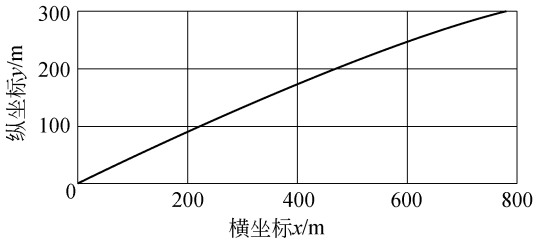


图 3 换道轨迹示意图

Fig.3 Schematic diagram of lane-changing trajectory

2) 轨迹斜率分析。

在高速公路线形设计中,主要分为直线和圆曲线,驾驶人的行驶轨迹与高速公路线形基本一致。为了求得换道特征,将轨迹对时间  $t$  求导,得到如图 4

所示的两种轨迹斜率变化图。从图 4 中看出车辆在换道前斜率均匀变化,而在换道时斜率出现剧烈的变化,如图中的凸起,在换道结束后斜率变化会和换道前保持一致。为说明轨迹斜率的变化不是由道路线形突变造成的,绘制了如图 4 中所示未换道车辆的轨迹斜率变化作为参考。

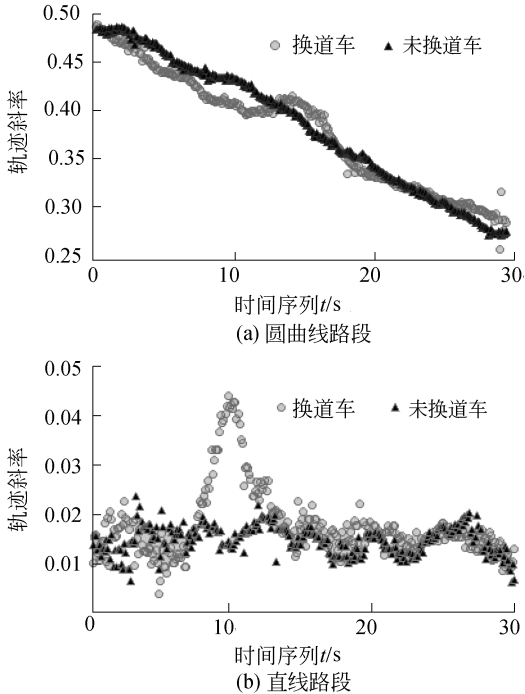


图 4 段换道轨迹斜率变化图

Fig.4 Trajectory slope variation of lane-changing

车辆未换道,行驶轨迹的斜率在时间上是一条有规律的曲线,若是圆曲线则为斜线如图 4(a),若为直线则为水平线如图 4(b)。但是发生换道时会改变原有轨迹斜率变化的趋势,换道结束后会轨迹斜率会和换道前基本一致。

3) 轨迹曲率分析。

根据轨迹斜率变化的特征,利用隐函数求导法则,采用式(1)求解换道轨迹的曲率特征。

$$k = \frac{|x''(t)y'(t) - y'''(t)x'(t)|}{[(x'(t))^2 - (y'(t))^2]^{3/2}} \quad (1)$$

从图 5 中得出换道前后的轨迹曲率主要集中在  $[0.0015, 0.0025]$  区间,其分布近似偏正态分布。

2.1.2 换道时间分布

通过寻找轨迹斜率变化的拐点可统计车辆的换道时间,统计结果如图 6 所示。

从统计得到,高速公路换道行为的平均时间为 3.15 s,方差 0.81 s,其中 OLC 的平均时间为 2.66 s, BLC 的平均时间为 3.22 s。在低速的时候换道时间比较集中,而在速度较高时换道时间较离散。不同换道行为,其换道时间有差异。

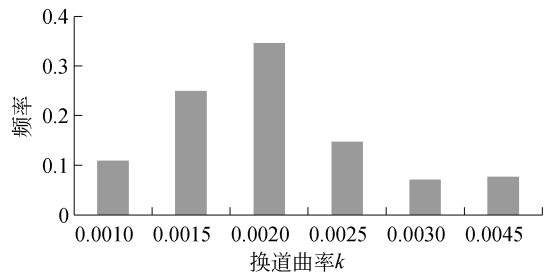


图 5 换道轨迹曲率频数统计分布图

Fig.5 Frequency distribution graph of trajectory curvature of lane-changing

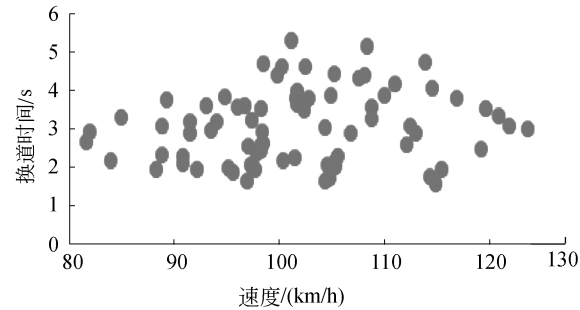


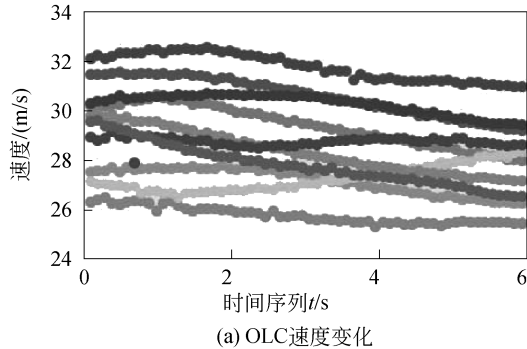
图 6 换道时间统计散点图

Fig.6 Scatter plot of lane-changing time

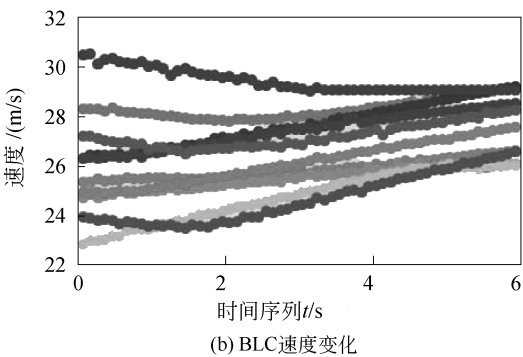
2.1.3 换道速度和加速度变化

换道过程中,OLC 和 BLC 的速度变化趋势是不一致的,为了描述这个趋势,选取 10 个换道时间大致相同的换道行为,观察速度变化的趋势见图 7 (a)和图 7(b).驶出换道开始速度变化整体呈现下降趋势,因为 OLC 时候驾驶人趋向一种安全的速度行驶,而在换道结束后速度开始逐渐增加,保持高速行驶.在 BLC 的过程中,车辆速度普遍较驶出换道低,车辆先保持匀速行驶,而在换道时候车速基本保持匀速,在换道结束后速度会较换道之前增加.

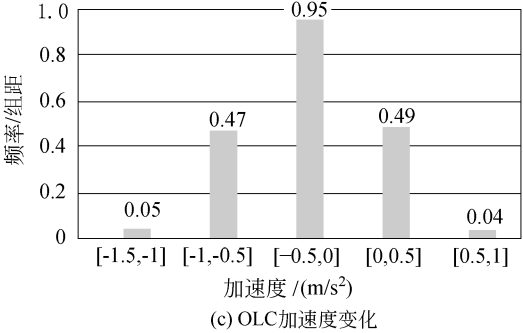
OLC 和 BLC 的速度变化是不一致的,故对换道时的加速度进行分析,得到图 7(c)和图 7(d).可见,在驶出换道时驾驶人普遍采取减速,加速度较低,集中在 $[-0.5,0]$ 区间,而在驶回换道时加速度在 $[-0.5,0]$ 和 $[0,0.5]$ 区间分布基本一致,速度保持不变,加速度的分布情况和前面分析的速度变化趋势基本一致.



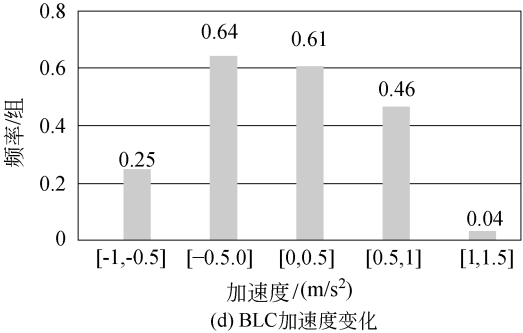
(a) OLC速度变化



(b) BLC速度变化



(c) OLC加速度变化



(d) BLC加速度变化

图 7 OLC 和 BLC 速度与加速度频率分布直方图

Fig.7 Frequency distribution histogram of velocity and acceleration in OLC and BLC

2.2 周围车特征分析

2.2.1 与当前车道前车车头时距分布

本车与前车的相对速度和间距是产生换道意图的主要原因,因此统计与前车的车头时距  $h$  (headway)的分布特征,如图 8 所示.可以看出,两种换道行为的车头时距特征不一致,OLC 较 BLC 与前车的车头时距小,OLC 与前车的车头时距主要分布在 $[1,2.5]$ 区间,而 BLC 的车头时距主要分布在 $[3,5]$ 区间.

2.2.2 与目标车道前车车头时距分布

与目标车道前车的车头时距大小也是驾驶人选择换道的重要条件之一.对比图 9(a)和图 9(b)得到,OLC 和 BLC 与前车的车头时距都主要集中在 $[2.5,3.5]$ 区间,但 OLC 呈现右偏态,而 BLC 呈现左偏态,两者呈现不同的分布特征.



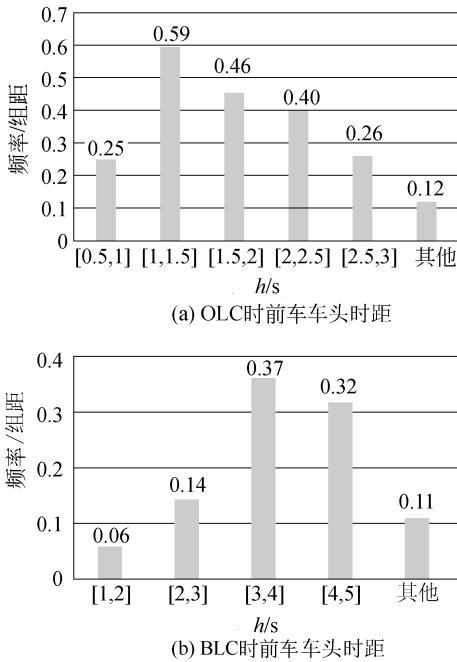


图 8 当前车道前车车头时距频率分布直方图

Fig.8 Frequency distribution histogram of headway with front vehicle at current lane

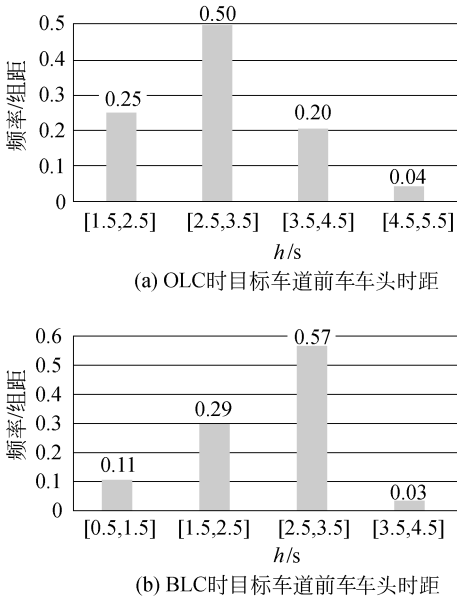


图 9 OLC 和 BLC 目标车道前车车头时距频率分布直方图

Fig.9 Frequency distribution histogram of headway with front vehicle at target lane

2.2.3 与目标车道后车距离分布

与目标车道后车的距离也是驾驶人选择换道的重要条件.从图 10 中可以得到,OLC 时与目标车道后车的距离普遍大于 BLC,呈现不同的分布特征,表明在 BLC 时驾驶员普遍在刚超越目标车道后车时就选择了换道.

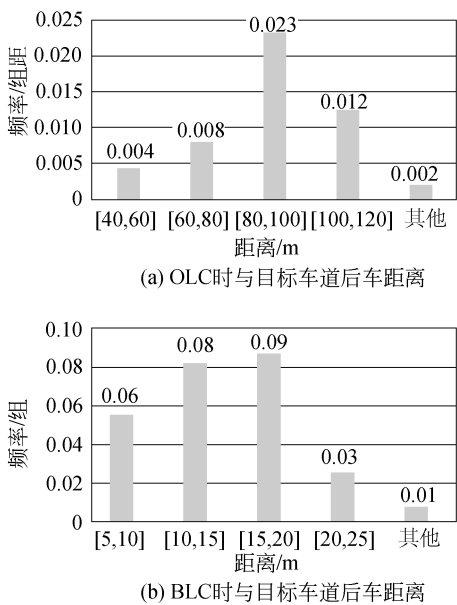


图 10 与目标车道后车距离频率分布直方图

Fig.10 Frequency histogram of distance with rear vehicle at target lane

3 换道行为识别模型构建

3.1 模型运用理论简介

由于隐马尔可夫模型(HMM)理论能够较好描述隐藏于随机观察序列中的时变特性,因此其在处理非平稳随机序列中具有独特优势,现已成为国内外驾驶员意图识别、车辆行驶状态识别与预测等应用领域中的一个研究热点.本文主要运用 HMM 理论构建换道行为识别模型.

HMM 模型是在马尔可夫模型的基础上提出的不完全统计模型,其包含一个可观测状态和不可观测状态的双重随机过程.主要分为离散马尔可夫模型和连续马尔可夫模型,一般情况下 CHMM 的识别准确率较高.本文作者采用基于混合高斯概率密度函数的 CHMM 模型来识别高速公路换道行为.

3.2 观测层参数选取

HMM 模型中观测层参数选取对模型的辨识准确度有较大影响,采集数据时需要同时考虑数据采集的可行性和数据模型特征的代表性.由前述分析知,换道意图产生主要是与前方车辆的相对速度和距离引起,目标车道前后车的间隙决定了换道条件,而自身的参数变化表征了换道.文献[4,8-10]结合实验条件,普遍采用本车速度和加速度及表征本车与前后车及目标车道车辆间的相互关系的参数,对换道行为进行识别和预警,取得了良好的效果.

因此,本文作者选取车辆速度  $v$ 、加速度  $a$  和轨迹曲率  $k$  表征换道行为,选择当前车道与前车的相

对距离  $D_1$  和车头时距  $h_1$  表征换道意图,选择目标车道与前车的距离  $D_2$  和车头时距  $h_2$  及后车的距离  $D_3$  表征换道条件.

3.3 模型结构

3.3.1 模型的识别思路

将车辆分为车道保持(LK)、驶出换道(OLC)和驶回换道(BLC)3 种状态,针对每一种状态分别建立一个隐马尔可夫模型,即车道保持模型、驶出换道和驶回换道模型,将观测层参数分别带入 3 个模型,比较匹配度,最后选择模型.每个 HMM 的观测层是一个用来表征状态特征的动态贝叶斯网络,而隐含层表征不同的模型状态.每个模型需要用该状态的数据去训练,得到模型参数.图 11 为换道行为识别流程.

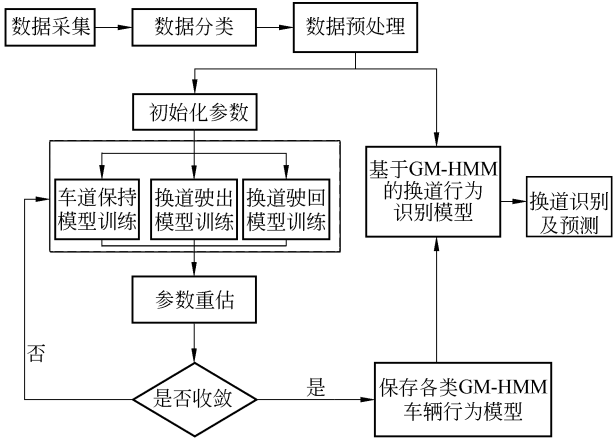


图 11 换道行为识别流程

Fig.11 Lane-changing behavior recognition process

3.3.2 模型结构设计

针对 3 种车辆状态分别建立独立的模型,并设置模型参数训练模型.

1)模型数目.  
设置模型为:  $X = (X_1, X_2, X_3)$  3 个模型,其中  $X_1$  表示车道保持;  $X_2$  表示驶出换道;  $X_3$  表示驶回换道.

2)隐含状态数  $N$ .  
每个模型需要设置隐含状态数目  $N$ ,  $N$  的大小一般和模型的内部状态有关,不过从数学上看  $N$  不一定需要有明确的物理意义,只是一种数学假设,容许一定的任意性,而隐含状态数目的多少决定内部状态的聚类,根据实际情况将 3 个模型的隐含状态数目均设置为  $N=3$ .

3)观测层参数  $O$  和  $M$ .  
根据前述的参数选择,将观测层参数设置为  $O = (v, a, k, D_1, h_1, D_2, h_2, D_3)$ .  
本文运用连续高斯混合模型的密度函数去描述

状态转移,需要设置高斯混合数目  $M$ ,一般高斯混合数目需要大于或者等于隐含状态数目,先将设置为  $M=5$ ,后文会对  $N$  和  $M$  进行优化.

4)模型结构.

根据上述参数设置,建立如下高速公路换道行为识别模型

$$\lambda = \{\lambda_i \mid \lambda_i = (\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{A}, \boldsymbol{C}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{U}), i = 1, 2, 3\}$$
 (2)

式中每个模型  $\lambda_i$  的参数结构为:初始状态分布矩阵:  $\boldsymbol{\pi} (N \times 1)$ ; 状态转移矩阵:  $\boldsymbol{A} (N \times N)$ ; 混合权重值矩阵:  $\boldsymbol{C} (N \times M)$ ; 均值矩阵:  $\boldsymbol{\mu} (O \times Q \times M)$ ; 协方差矩阵:  $\boldsymbol{U} (O \times O \times N \times M)$ .

4 模型测试与分析

4.1 模型训练

对上述 3 个模型进行训练.数据库中车道保持的数据为 562 组,驶出换道的数据为 320 组,驶回换道的数据为 485 组,每个模型随机选取 100 组数据作为检验数据.数据训练采用 Kevin Murphy 的 HMM 工具箱,借助该工具箱编写 M 文件程序训练参数.得到 3 个模型的参数并保存.

4.2 模型测试分析

4.2.1 时间序列选择

取 3 种状态的各一组 0.1 s 的样本分别带入 3 个模型进行识别.得到表 1 所示的输出结果.HMM 模型输出的是似然度(likelihood),似然度是一个负值,似然度越大,说明数据和该模型的匹配程度最高.比较模型输出的似然度,模型能较好识别出 3 种样本的状态.

表 1 模型识别结果

Tab.1 Results of model identification

样本	OLC 模型	BLC 模型	LK 模型
OLC	-264.75	—	—
BLC	-400.21	-101.27	-252.12
LK	—	—	-0.96

为了利用 HMM 对时序检测的优势,根据前面换道行为时长,选取时间序列  $T$  为 2.1~4.0 s 进行测试,从而在其中选取最优时间序列.通过编程实验,统计时间序列长度与识别准确率的关系,如图 12 所示.得到驶出换道和车道保持的识别准确率均在 90%以上,驶出换道准确率随着时间序列的增加准确率呈下降趋势,而驶出换道基本保持不变;驶回换道的准确率也保持在 91%左右.而  $T=3.0$  s 时识别准确率较高.综合 3 个模型的识别准确率,选择 3.0 s 作为时间序列的长度.

4.2.2 模型内部参数选择

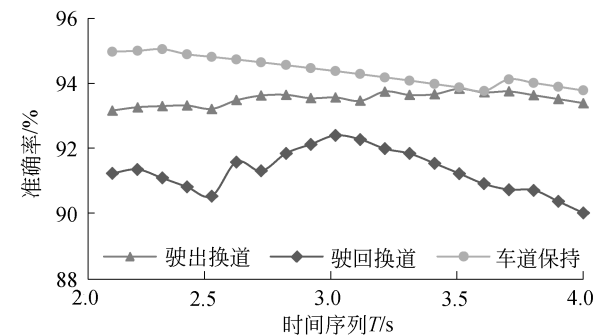


图 12 时间序列选择

Fig.12 Time series selection

HMM 模型中,隐含状态数  $N$  和高斯混合数  $M$  也会影响识别的准确率.前文中,在  $N=3$  和  $M=5$  时,选择  $T=3.0$  s.现保持测试序列不变,分析  $N$  和  $M$  的选择对所建模型的影响.用编程实验讨论 3 个模型的  $N$  和  $M$  选择.

在分析中,除了要关注实验数据的识别准确率之外还要关注模型迭代收敛时的匹配似然度,讨论  $N=2 \sim N=6$  和  $M=2 \sim M=16$  下的识别准确率及该模型的匹配度.由于篇幅有限,仅给出换道驶回模型的计算结果.

模型识别准确率变化如图 13 所示,识别准确率随着  $M$  和  $N$  的增加而增加,这是 HMM 模型本身

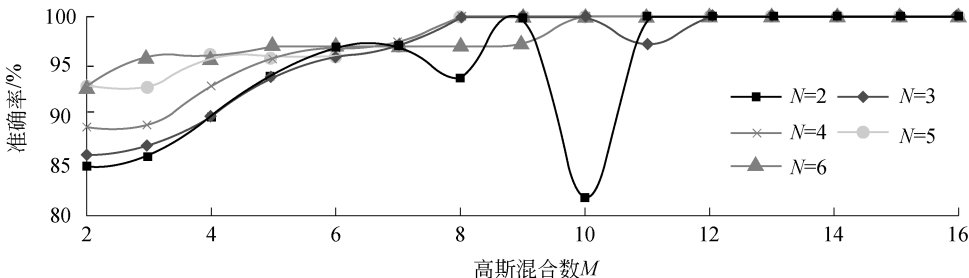


图 13 识别准确率随  $N$  与  $M$  的变化示意图

Fig.13 Recognition accuracy with the change of  $M$  and  $N$

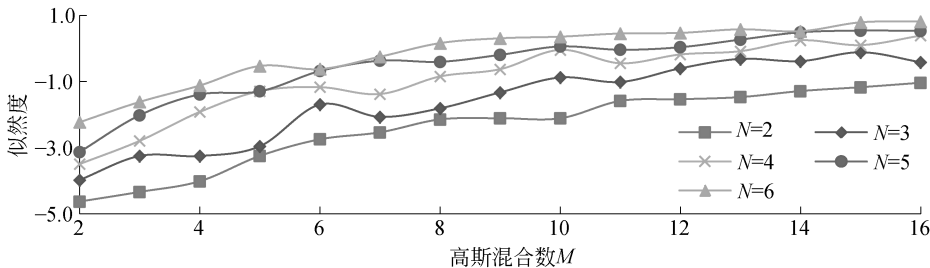


图 14 模型匹配似然度随  $N$  与  $M$  的变化示意图

Fig.14 Likelihood with the change of  $M$  and  $N$

4.3 换道行为识别和预测

模型的时效性是指模型识别出换道行为的时间与实际换道行为发生时间的差异.以驶出换道为例,给定一组未分类的数据,包含驶出换道和车道保持,模型识别结果如图 15 所示.从图 15(a)中可知,开始

的内部聚类特征造成的,数目越多状态聚类越多.模型匹配度变化如图 14 所示,模型迭代收敛时的匹配度随着  $N$  和  $M$  的增加而增加,当匹配似然度为正值时,模型出现过拟合的现象,此时需要适当减小  $N$  和  $M$  的值.

根据上述分析选择驶回换道模型的状态数  $N=2$  和  $M=5$ .同理对于驶出换道模型,  $N=2$  和  $M=4$ ; 车道保持模型  $N=3$  和  $M=5$ .

4.2.3 特征参数组合选择

前文通过分析选出了 8 个换道行为的特征参数,为了比较不同参数对换道行为识别准确率的差异,根据上述讨论得到的 HMM 内部结构参数,选择不同的特征参数组合作为输入.得到如表 3 所示的结果,最后选择编号 4 的参数组合.

表 2 不同特征参数组合识别结果

Tab.2 Results of recognition with different characteristic parameters combination

组合编号	特征参数组合	OLC 识别率/%	BLC 识别率/%
1	$(v, a, k)$	83.22	85.78
2	$(v, a, k, D_1)$	86.56	87.75
3	$(v, a, k, D_1, h_1, D_2)$	90.15	90.89
4	$(v, a, k, D_1, h_1, D_2, h_2, D_3)$	92.35	93.15

时前车是保持车道行驶,故车道保持模型的似然度最大,但随着车辆继续行驶,车道保持的似然度下降,而驶出换道的似然度上升直至最大,识别为是驶出换道;将识别结果与实际结果对比,如图 15(b)所示,得到的识别出换道的时间比实际换道晚 1 s.同

理可得到驶回换道的识别结果,统计所有换道行为识别结果,得出模型能在换道发生 1 s 后识别出换道行为,且准确率达 92%。

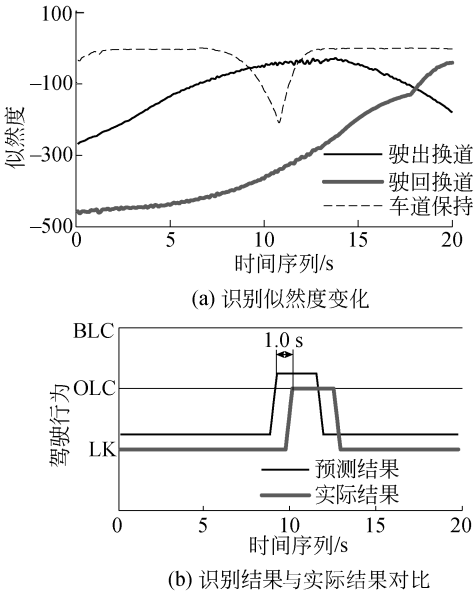


图 15 换道检测似然度变化图

Fig.15 Change of likelihood in lane-changing

5 结 论

本文对车载 GPS 定位数据进行处理,提取并分析换道车辆及周围车辆行驶参数的统计特征,建立了基于车辆状态参数的隐马尔可夫模型,即驶出换道模型、驶回换道模型和车道保持模型,并通过该模型实现了对车辆换道行为的识别.通过上述研究得到以下结论:

1)驶出换道和驶回换道两种换道行为的各项表征参数在概率分布上是不一致的,即表明其特征空间的分布也是不一致的,能实现对两种行为的分类和识别.

2)以观测层参数  $O$  为参数输入,时间窗  $T=3.0$  s 的隐马尔可夫换道行为识别模型能实现换道行为的较准确识别,准确率达 92% 以上.

3)对时间窗长度确定的各模型的状态数  $N$  和高斯混合数  $M$  进行了分析,选择最优参数组合,利用所建模型对驶出换道和驶回换道行为进行预测,模型在换道行为发生后 1 s 识别出换道行为.

参考文献 (References):

[1] CHEN R, KUSANO K D, GABLER H C. Driver behavior during overtaking maneuvers from the 100-car naturalistic driving study [J]. Traffic Injury Prevention, 2016, 16(S2):176—181.

[2] PENG J, GUO Y, FU R, et al. Multi-parameter prediction of drivers' lane-changing behavior with neural network model [J]. Applied Ergonomics, 2015, 50: 207—217.

[3] JANG M, MALLIPEDDI R, LEE M. Driver's lane-change intent identification based on pupillary variation [C]// IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2014, 1:197—198.

[4] 徐远新, 鲁玉萍, 王畅, 等. ACC 系统用目标换道预测方法 [J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(10):101—106.

XU Yuanxin, LU Yuping, WANG Chang, et al. A target lane changing prediction method for ACC system [J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(10):101—106. (in Chinese)

[5] 郑华荣. 考虑周边车辆驾驶意图的换道危险预警研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2013.

ZHENG Huarong. Research on warning for dangerous vehicle lane change considering driving intentions [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2013. (in Chinese)

[6] 侯海晶. 高速公路驾驶人换道意图识别方法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2013.

HOU Haijing. Research on lane change intention recognition method for freeway driver [D]. Changchun: Jilin University, 2013. (in Chinese)

[7] 袁伟, 付锐, 郭应时, 等. 基于视觉特性的驾驶人换道意图识别 [J]. 中国公路学报, 2013, 26(4):132—138.

YUAN Wei, FU Rui, GUO Yingshi, et al. Driver's lane changing intention identification based on visual characteristics [J]. Chinese Journal of Highway, 2013, 26(4):132—138. (in Chinese)

[8] 喻丹. 机动车驾驶人行为建模及可靠性分析 [D]. 长沙: 长沙理工大学, 2012.

YU Dan. The research on driving behavior model and driver reliability analyses [D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2012. (in Chinese)

[9] 彭金栓, 付锐, 郭应时. 自然驾驶条件下驾驶人换道行为实时预测 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2015, 47(9):119—123.

PENG Jinshuan, FU Rui, GUO Yingshi. Real-time prediction of lane-changing behaviors under naturalistic driving conditions [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2015, 47(9):119—123. (in Chinese)

[10] SCHLECHTRIEMEN J, WEDEL A, et al. A probabilistic long term prediction approach for highway scenarios [C]// IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2014: 732—738.