

基于驾驶人视觉感知的低等级公路行车速度预测

余 博, 陈雨人, 付云天

(同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

摘要: 低等级公路环境下的行车速度变化特征比较复杂, 已有的基于几何线形指标的车速模型不足以全面地表述这种特征. 通过大量实车实验发现, 低等级公路环境下驾驶人所采用的行车速度和其视觉感知到道路条件之间存在很好的相关性. 驾驶人感知的道路条件分为视觉车道信息和视觉路侧环境信息. 采用 Catmull-Rom 样条曲线拟合的视觉车道模型能够反应驾驶人感知的低等级公路几何特征, 根据视觉车道模型形状参数, 使用遗传算法优化 BP 神经网络(GABP)建立了基于几何信息感知的几何车速模型. 同时, 基于路侧环境信息利用 Logistic 回归模型建立了路侧车速修正模型. 将上述模型结合起来, 形成了基于驾驶人视觉感知的低等级公路行车车速预测方法. 由此方法计算的驾驶人行车速度与实测情况吻合性好, 能够很好地描述驾驶人在低等级公路环境下通过对道路条件视觉认知而产生行车速度的行为特征, 是低等级公路运行车速预测计算的一种有效方法, 不仅可以作为道路安全评价的基础, 也可以为基于行车速度的公路几何设计提供有力支持.

关键词: 低等级公路; 视觉车道模型; 行车速度; 视觉路侧环境; GABP 神经网络

中图分类号: U412.36+6

文献标志码: A

Driving Speed Prediction Method for Low-grade Highways from Drivers' Visual Perception

YU Bo, CHEN Yuren, FU Yuntian

(Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Variation characteristics of the driving speed are relatively complicated on low-grade highways, so that the current speed calculation models based only on geometric alignment indexes cannot depict these features comprehensively. According to numerous real vehicle experiments, it can be found that there is a good correlation between the driving speed and road conditions perceived by

drivers' vision. These road conditions are divided into the drivers' visual lane information and visual roadside information. The drivers' visual lane model fitted by the Catmull-Rom spline could represent the geometric characteristics of low-grade highways obtained from drivers' perception. The back-propagation neural network optimized by the genetic algorithm (GABP) was used to establish the geometric speed model based on the shape parameters of the drivers' visual lane model. Meanwhile, the roadside driving speed correction model was presented by the logistic regression model on the basis of roadside information. These models were combined to form a low-grade highway driving speed prediction method from drivers' visual perception. The driving speed computed with this method agrees well with the measured data, which can well describe the behavioral characteristics that drivers determine driving speeds through their visual perception in the low-grade highway environment. It is an effective method for the driving speed forecast calculation on low-grade highways, which can not only serve as a basis for the evaluation of road safety, but also provide a strong support for the highway geometric design based on the driving speed.

Key words: low-grade highway; visual lane model; driving speed; visual roadside environment; GABP neural network

目前国内外现有的车速预测模型主要集中在建立道路线形几何指标与行车速度之间的关系, 如: 孔令旗等基于人工神经网络研究了道路平面线形要素与车速之间的关系^[1]; 高建平等依据实测的第 85 位车速, 经回归分析建立了运行车速与道路曲线半径的关系模型^[2]; 杨少伟等综合考虑“平、纵、横”三方面的因素, 根据曲度和路面宽度建立相应的速度预测模型^[3]; Bonneson 等假设驾驶人可以根据行车安全和效率来改变自己对侧向摩擦力的需求, 分析得

收稿日期: 2016-06-01

基金项目: “十二五”国家科技支撑计划(2014BAG01B06); 国家自然科学基金(51078270)

第一作者: 余博(1993—), 男, 博士生, 主要研究方向为道路交通安全. E-mail: clowdyubo@126.com

通讯作者: 陈雨人(1966—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为道路规划与设计、交通安全与道路环境、道路交通计算机辅助工程. E-mail: chenyr@tongji.edu.cn

到了曲线半径、偏转角度、超高渐变率等与速度的关系模型^[4];Fitzpatrick 认为竖曲线曲率使视距受限,因此分析了竖曲线的曲率与车速间的关系^[5];Gibreel 对平曲线与竖曲线的组合进行了研究,基于三维道路线形,提出了运行车速的预测模型^[6]. 这些研究的核心思路都是基于道路几何参数与车速之间存在某种内在的关系,对于相对比较宏观层面的车速预测计算是有价值的,特别是对于高等级公路几何指标都比较高且很少出现平纵组合不当、视距不够等情况,但是对于低等级公路来说,该方法不能全面地描述实际情况,有时会存在较大的偏差,这可能是由于驾驶人所感知到的平纵几何信息和实际指标差别较大^[7]. 另一方面,低等级公路路侧环境更为复杂,需要融入行车速度的计算之中.

一些研究者也开始在行车速度计算中考虑平纵几何指标和驾驶人实际感知到指标之间的差异,比如 Easa 计算分析了驾驶员对于道路三维线形的视觉需求量与行车速度的关系^[8];潘兵宏等指出驾驶人主要通过视觉对公路线形的判断来确定操作行为,其获得的行驶空间的视觉形状直接影响驾驶人的行车速度^[9];杨志清等提出“空间视距”概念,得到高速公路运行车速预测模型^[10];陈雨人等从视觉感知角度研究了高速公路平纵组合协调的问题^[11],这些研究所应用的一些技术和方法同样适用于低等级公路. 事实上对于低等级公路来说,由于人们有关的认识和重视程度还不够,存在着不少亟待解决的问题. 本文拟从驾驶人视觉认知角度出发,建立低等级公路的驾驶人视觉车道模型与视觉路侧环境模型,从这两个方面对驾驶人感知的道路条件进行综合描述,研究基于驾驶人视觉感知的低等级公路行车速度预测方法.

1 实车试验与数据采集

低等公路具体是指设计车速低于 $60 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 的公路,实验选取江西婺源典型低等级公路路段作为试验路段,包含平面、纵断面几何信息及路侧环境信息多种变化情况. 为了减少其他因素对驾驶行为的影响,试验主要采集车辆在自由流状态下行驶的数据资料,同时并选取了 10 名有经验的熟练驾驶人进行实验.

采用行车记录仪 GARMIN GDR35 同步记录车辆行驶时的位置、速度、加速度以及驾驶人视觉图像. 将摄像头安装至汽车内侧挡风玻璃处,尽量模拟驾驶人视角、视线高度等. 记录资料全部保存在 AVI 文件中,并开发了基于 HALCON 与 MFC 混合编程的实车实验数据资料处理系统,采集行驶速度、驾驶人视觉车道信息、视觉路侧环境信息等数据资料.

2 基于视觉车道模型的几何行车速度预测 V_0

2.1 低等级公路驾驶人视觉车道模型

在行车过程中,始终有一个“车道”的感知存在于驾驶人的视野中. 即使道路上没有划分标线,驾驶人仍然能够根据具体的情况,在自己的感知中勾勒出一个“车道”的形态,从而决定自己的驾驶行为. 这个车道可以采用基于 Catmull-Rom 样条曲线的车道模型进行表达. 在之前的研究中,陈雨人等人已经证明了 Catmull-Rom 样条曲线相比于其他类型的曲线对视觉车道的拟合更加精确有效^[12].

驾驶人视觉车道模型的建立如图 1 所示. 以驾

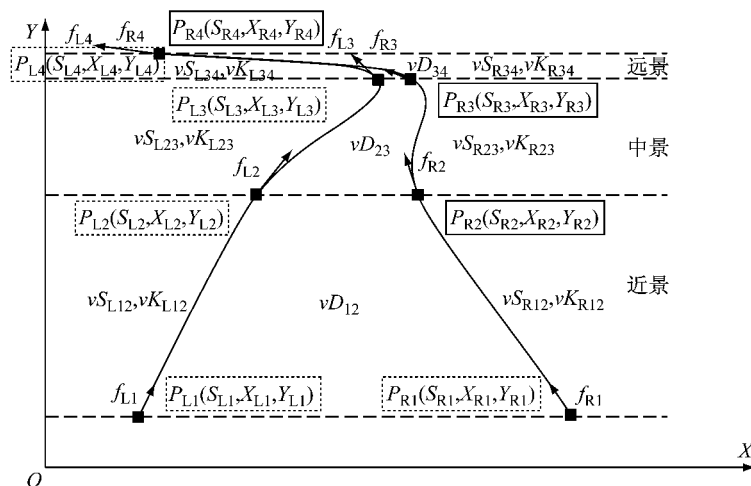


图 1 驾驶人视觉车道模型
Fig.1 Drivers' visual lane model

驶人视野左下角为原点建立坐标系, X 轴和 Y 轴的单位均为像素. 视觉车道模型的左车道边线可以由 $P_{L1}, P_{L2}, P_{L3}, P_{L4}$ 作为控制点的 Catmull-Rom 样条曲线进行拟合, 这 4 个控制点的信息以 $S_{Li}, X_{Li}, Y_{Li} (i=1, 2, 3, 4)$ 表示, 其中 S_{Li} 称为视桩号, 表示视觉车道左车道边线在控制点 P_{Li} 处累计的曲线长度 (单位: 像素), X_i, Y_i 则为图像坐标 (单位: 像素). 除此以外, 每个控制点还对应着一个 f_{Li} , 表示过控制点 P_{Li} 的视觉车道模型左车道边线的切线方向角 (单位: rad). 相似地, 采用 Catmull-Rom 样条曲线拟合视觉车道模型右车道边线, 可以得到四个相应的控制点 $P_{R1}, P_{R2}, P_{R3}, P_{R4}$, 以及表示其信息的变量 $S_{Ri}, X_{Ri}, Y_{Ri}, f_{Ri}$. 4 条水平线将左、右视觉车道边线相应的控制点连接起来, 因此视觉车道在视域范围内被划分为了 3 个不同的区域, 即近景、中景以及远景. $[vS_{Lj(j+1)}, vK_{Lj(j+1)}] (j=1, 2, 3)$ 称为视曲线长和视曲率, 用来描述左视觉车道边线在 3 个不同区域的视觉曲线长度和曲率, 同理, $[vS_{Rj(j+1)}, vK_{Rj(j+1)}]$ 表征视觉车道模型右车道边线在三个区域的特征. 同时, 在 3 个区域的视觉车道宽度信息采用 $vD_{j(j+1)}$ 表示. 因此, 将 $vS_{Lj(j+1)}, vK_{Lj(j+1)}, vS_{Rj(j+1)}, vK_{Rj(j+1)}, vD_{j(j+1)}$ 称为视觉车道模型的形状参数, 用来表征驾驶人视野中车道的长度、曲率和宽度, 计算如下:

$$vS_{Lj(j+1)} = S_{L(j+1)} - S_{Lj} \quad (1)$$

$$vK_{Lj(j+1)} = \frac{f_{L(j+1)} - f_{Lj}}{vS_{Lj(j+1)}} \quad (2)$$

$$vS_{Rj(j+1)} = S_{R(j+1)} - S_{Rj} \quad (3)$$

$$vK_{Rj(j+1)} = \frac{f_{R(j+1)} - f_{Rj}}{vS_{Rj(j+1)}} \quad (4)$$

$$vD_{j(j+1)} = \frac{1}{2} \left[\sqrt{(X_{Lj} - X_{Rj})^2 + (Y_{Lj} - Y_{Rj})^2} + \sqrt{(X_{L(j+1)} - X_{R(j+1)})^2 + (Y_{L(j+1)} - Y_{R(j+1)})^2} \right] \quad (5)$$

其中: $j=1, 2, 3$; $vS_{Lj(j+1)}$ 表示控制点 P_{Lj} 和 $P_{L(j+1)}$ 视曲线长, $vS_{Rj(j+1)}$ 表示控制点 P_{Rj} 和 $P_{R(j+1)}$ 之间的视曲线长 (像素); $vK_{Lj(j+1)}$ 为控制点 P_{Lj} 和 $P_{L(j+1)}$ 之间形成的视曲率, $vK_{Rj(j+1)}$ 为控制点 P_{Rj} 和 $P_{R(j+1)}$ 之间形成的视曲率, 也就是切线方向角 (rad) 的单位变化率; $vD_{j(j+1)}$ 为视觉车道宽度 (像素); f_{Lj}, f_{Rj} 分别为视觉车道控制点 P_{Lj} 和 P_{Rj} 处的切线方向角 (rad); S_{Li}, S_{Ri} 分别表示控制点 P_{Lj} 和 P_{Rj} 处的视桩号 (像素); $(X_{Li}, Y_{Li}), (X_{Ri}, Y_{Ri})$ 分别对应控制点 P_{Lj} 和 P_{Rj} 的图像坐标 (像素).

2.2 遗传算法优化 BP 神经网络的车速 V_0 预测模型

2.2.1 BP 神经网络

BP (Back-Propagation) 神经网络是一种多层前馈神经网络, 具有反向传递误差的特征. 许多研究表明 BP 神经网络具有强大的自我学习和自我适应的能力, 因此可以用来获得输入和输出变量之间的数学映射关系. BP 神经网络在各个领域应都有着广泛的应用. 在交通领域, BP 神经网络常常被用来预测交通流量^[13]、进行交通事故分析^[14]等等.

完整地 BP 神经网络包含 3 层: 输入层, 隐藏层和输出层. $n-l-m$ BP 神经网络的典型结构如图 2 所示, 其中有 n 个输入变量, 隐藏层节点数为 l , 以及 m 个输出层节点. X_1, X_2, \dots, X_n 为 BP 神经网络输入值, Y_1, Y_2, \dots, Y_m 为输出值, w_{ij} 和 w_{jk} 分别为 BP 神经网络的输入权值和输出权值.

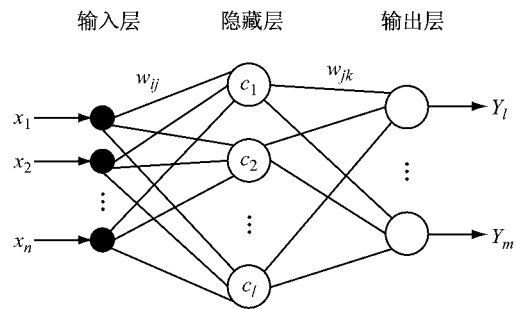


图 2 BP 神经网络的结构

Fig.2 Structure of the BP neural network

为了检验 BP 神经网络的性能好坏, 通常采用平均绝对百分误差 (M_{ape}) 以及均方误差 (M_{se}) 常常作为评价指标. 计算方法如下:

$$M_{ape} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{V_t - \tilde{V}_t}{V_{(t)}} \right| \quad (6)$$

$$M_{se} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (V_t - \tilde{V}_t)^2 \quad (7)$$

其中: V_t 为在 t 时刻的实测值; \tilde{V}_t 为在 t 时刻的预测值.

2.2.2 遗传算法优化

BP 神经网络是基于梯度下降更新权值的, 有着精确的寻优能力, 遗传算法具有全局最优性和隐含并行性, 有很强的全局搜索能力, BP 神经网络与遗传算法有很好的互补作用, 将 BP 神经网络的精确寻优特点与遗传网络全局搜索能力结合, 能够实现全局高效快速寻优的目的.

遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 是模拟自然界遗传机制和生物进化论而形成的一种并行随机

搜索最优解的方法,可以直接对结构对象进行操作,不存在求导和函数连续性的限定,能够自适应地调整搜索空间和方向.遗传算法优化 BP 神经网络(GABP 神经网络)主要是通过遗传算法预先得到更优的网络初始权值和阈值,基本思想是利用个体代表网络的初始权值和阈值,计算个体的适应度值,通过选择、交叉、变异操作寻找最优的 BP 神经网络初始值.

2.2.3 视觉车道感知的几何车速模型

通过视觉道路环境预测行车速度是由两部分组成的,包括视觉车道部分的几何车速以及视觉路侧环境的路侧车速.首先,采用驾驶人视觉车道模型的形状参数作为指标对几何车速进行预测.该模型中选用的样本路侧环境处于相对理想的条件下,无开口、无交通标志、空旷通视、合理路侧防护、侧向余宽大以及无危险障碍物的路段,共 544 个有效样本,随机选取 494 个样本用来建立遗传算法优化的 BP 神

经网络,剩下的 50 个样本作为测试组. GABP 神经网络输入层有 16 个神经元,即相邻时刻视觉车道模型形状参数的变化值 $[\Delta vS_{Lj(j+1)}, \Delta vK_{Lj(j+1)}, \Delta vS_{Rj(j+1)}, \Delta vK_{Rj(j+1)}, \Delta vD_{j(j+1)}]$ ($j=1,2,3$) 以及前一时刻的行车速度 $V_{(t-1)}$. 输出层有 1 个变量,即该时刻的行车速度 V_t ,并经过调试确定最优的隐藏层的神经元数目为 8. GA 参数设置为:种群规模取 10,进化代数取 50 次,交叉概率取 0.2,变异概率取 0.1.采用遗传算法优化 BP 神经网络得到行车速度预测结果如图 3a 所示, $R^2=0.9829$. 图 3b 中展示了 GABP 神经网络和 BP 神经网络的预测误差,可以看到 GABP 网络的预测误差要小于 BP 神经网络的误差,同时发现 BP 神经网络在某些点的误差较大,表明其拟合能力具有局限性.根据表 1 所示,遗传算法优化的 BP 神经网络的 M_{ape} 和 M_{se} 均小于 BP 神经网络的结果,并满足预测模型的精度要求.

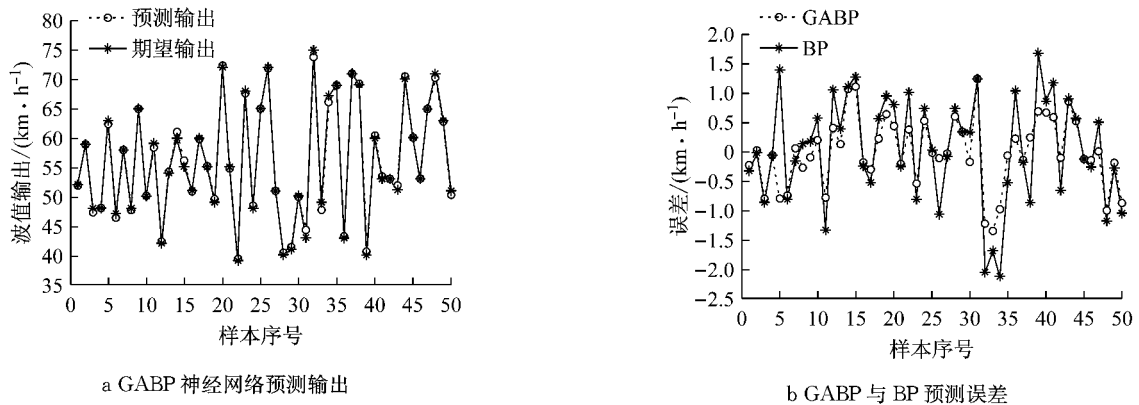


图 3 GABP 神经网络预测结果

Fig.3 Prediction result of the GABP neural network

表 1 GABP 神经网络与 BP 神经网络的预测误差

Tab.1 Forecast errors of the GABP and BP neural network

参数	GABP 神经网络	BP 神经网络
M_{ape}	0.008 9	0.012 4
M_{se}	0.384 5	0.681 6

3 基于视觉路侧环境的车速修正模型

3.1 视觉路侧环境模型

低等公路路侧环境路侧相比于高速公路更加复杂多变,因此需要选取能够反映其特征的指标对其进行量化.建立视觉路侧环境模型如图 4 所示.视觉路侧环境模型是与驾驶人视觉车道模型相对应的,同样分为近景、中景以及远景 3 个区域.环境参数如

表 2 中所示,选择了开口位置、交通标准位置、周围视野、路侧防护、路侧余宽以及障碍物危险度 6 个指标作为参数来描述驾驶人视觉感知的路侧环境.

3.2 视觉路侧供给车速 V_1 修正模型

路侧环境变量对于行车速度存在着影响.在路侧环境变化的路段,仅仅采用视觉车道模型进行计算得到的几何速度 V_0 与实际的行车速度 V 之间会存在着偏差.根据所采集的路侧环境变化路段的样本分析相应偏差,结果如图 5 所示,总样本量为 720,对于不同类型路侧环境变化的样本选取近似均匀.

由于低等公路行车速度相对较低,故将低等级公路速度的预测偏差控制在 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 的范围内.由图 5 可知,线形提供的速度 V_0 比实际车速小 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$,即 $V_0 - V < -5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 的情况只占 0.6%,最大偏差仅为 $-5.9 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$,因此,此类情

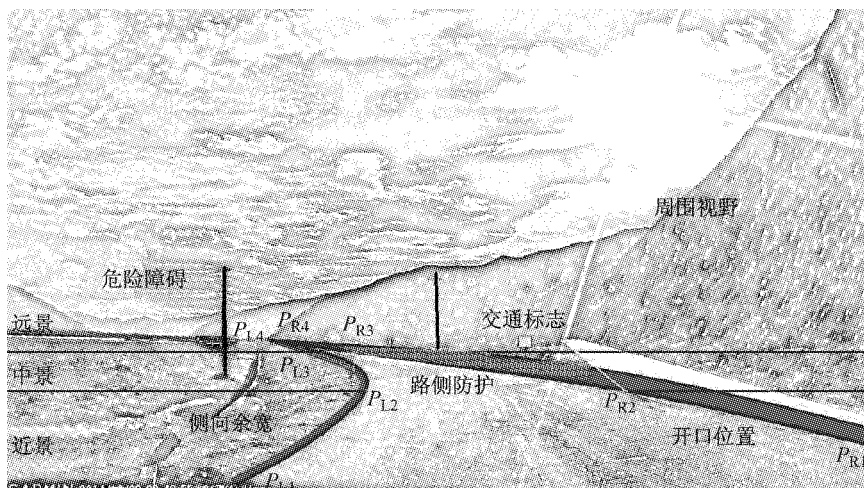


图 4 视觉路侧环境模型

Fig.4 Visual roadside environment model

表 2 视觉路侧环境参数

Tab.2 Parameters of the visual roadside environment

视觉路侧环境参数	参数分类	分类依据
开口位置	无开口,远景开口,中景开口,近景开口	开口处于驾驶人视觉路侧环境的区域
交通标志	无交通标志,远景交通标志,中景交通标志,近景交通标志	交通标志处于驾驶人视觉路侧环境的区域
周边视野	空旷通视,树木绿化,山体,房屋街道	不同行车视野特征
路侧防护	合理路侧防护,无需路侧防护,不合理路侧防护	对应不同安全等级的路侧环境需要设计相应的路侧防护以保障行车安全
侧向余宽	侧向余宽大,侧向余宽中等,侧向余宽小	车道线以外公路两侧无危险障碍物的宽度
危险障碍	无危险障碍物,障碍物危险度小,障碍物危险度中等,障碍物危险度大	由障碍物类型、障碍物距驾驶人位置、障碍物数量、在驾驶人视觉中停留时间综合决定

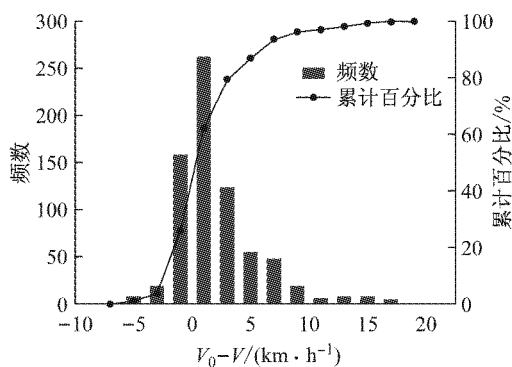


图 5 路侧环境变化路段基于视觉车道模型的几何车速与实际车速偏差

Fig.5 Deviation between the geometric speed and the actual driving speed on the road segments where the roadside environment changes

况不予考虑. 在研究基于驾驶人视觉车道模型的车速时,将相对理想的路侧环境作为研究对象,研究路侧环境的变化时主要考虑其导致行车速度是在线形供给的几何车速基础上的降低. 对于线形提供的速度超过实际车速 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$, 即 $V_0 - V > 5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$

的情况,约占 16%,主要集中在 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1} < V_0 - V < 10 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 占 12.3%,在此类情况中若将 V_0 减少 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 得到相应的 V ,即路侧环境提供了 $V_1 = -5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 的行车速度,那么可以保证 95% 以上的预测车速的偏差控制在 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 以内.

根据上述分析, V_1 的取值情况分为 0 和 $-5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 两类, Logistic 回归模型常用于二分类问题中,采用 618 个路侧环境变化路段的样本代入 Logistic 回归建立视觉路侧环境供给的速度修正模型,其中 $Y=0$ 即 $V_1=0$, 而 $Y=1$ 表示 $V_1=-5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$. Logistic 模型的数学表达式如下:

$$\ln \frac{p}{1-p} = \alpha + X\beta + \epsilon \quad (8)$$

式中: p 为事件发生(本文指 $V_1 = -5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$) 的概率; α 为模型的截距项; X 为解释变量向量; β 为待估计参数向量; ϵ 为误差项. 将视觉路侧环境模型的 6 个参数作为自变量代入模型中,以相对理想的视觉路侧环境条件作为参考类别,采用 R 统计软件进行计算,得到结果如表 3 所示.

表 3 Logistic 回归结果

Tab.3 Results of the Logistic Regression

参数	估计值	标准差	z 检验值	显著性($P_r > z $)
周边环境				
空旷通视 ^a				
树木绿化	7.775 1	1.400 1	5.553	2.80×10^{-8}
山体	4.260 8	1.333 9	3.194	0.001 4
房屋街道	7.399 2	1.412 4	5.239	1.62×10^{-7}
路侧防护				
合理防护 ^a				
无需防护	1.447 9	0.467 3	3.098	0.001 95
不合理防护	2.770 7	0.477 4	5.804	6.49×10^{-9}
侧向余宽				
侧向余宽大 ^a				
侧向余宽中等	4.183 6	0.412 9	10.133	$< 2 \times 10^{-16}$
侧向余宽小	6.476 8	1.170 3	5.534	3.13×10^{-8}
截距	-10.313 9	1.424 3	-7.241	4.45×10^{-13}

注:^a表示参考类别

根据显著性检验,可以看到周围视野、路侧防护以及路侧余宽 3 个参数与降低速度显著相关,而另外 3 个参数由于不存在显著影响,在建模过程中被剔除.对于周围视野,以空旷通视作为参考类别,由于树木绿化、山体、房屋街道的系数均为正数,因此在这三种情况下,驾驶人都更可能在车道模型预测的几何速度 V_0 的基础上进行减速;同理相比与合理防护,无需防护和不合理防护情况下,驾驶人行车速度都更倾向于低于线形感知得到的几何速度;侧向余宽中等以及侧向余宽不足比侧向余宽大的情况更易导致降低速度.如表 4 所示,经计算得到模型的总预测准确率为 87.7%,对于 $V_1=0$ 及 $V_1=-5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 两类的预测准确率分别为 96% 与 74.9%,保证视觉路侧环境对行车速度影响较小的路段有很好的准确率,减少了误判的概率,同时对于路侧环境对行车速度影响较大的路段也存在着较好的优化.

表 4 Logistic 模型预测准确率

Tab.4 Prediction accuracy of the Logistic regression model

观测值	预测值		准确率/%	总准确率/%	
	Y	1			
Y	0	360	15	96.00	87.70
	1	61	182	74.90	

4 案例分析

基于上述研究,可以发现低等级公路的车速预测模型由基于驾驶人视觉车道模型的几何车速与基于视觉路侧环境模型的车速修正两部分共同组成,

即

$$V_p = V_0 + V_1 \quad (9)$$

V_0 以驾驶人视觉车道模型的形状参数为指标代入遗传算法优化的 BP 神经网络进行计算,而 V_1 是将驾驶人视觉路侧环境参数作为变量代入 Logistic 回归模型中进行分析得到相应取值的概率.如图 6 所示,选取了一段时长为 60 s 的江西婺源的低等级公路路段进行分析,可以看到基于驾驶人视觉感知得到的预测车速 V_p 与实际的行车速度 V 吻合结果较好.图中 A_1, A_2 以及 A_3 处,路侧环境提供的速度修正均为 $-5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$,主要原因是 A_1 对应的侧向余宽小, A_2 周围视野为房屋街道且侧向余宽中等, A_3 的环境为山体且存在不合理路侧防护.

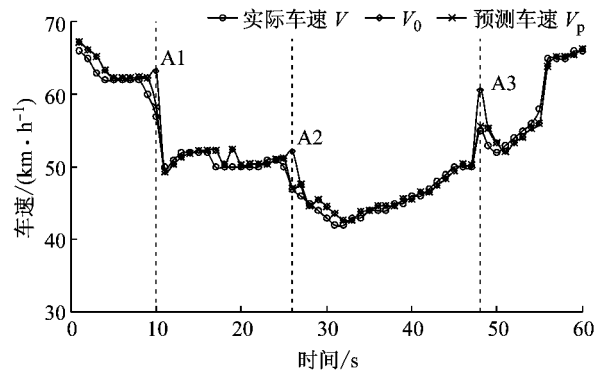


图 6 车速预测模型预测效果

Fig.6 Forecast result of the driving speed prediction method

5 结论与展望

从驾驶人视觉感知出发建立有效的低等级公路车速预测模型,能够针对低等级公路复杂的道路条件,考虑驾驶人的感知与实际线形之间的差异以及路侧环境信息的繁杂多变.采用驾驶人视觉车道模型与视觉路侧环境模型定量描述驾驶人视觉感知的道路环境信息.提取视觉车道模型的形状参数进一步表征视觉线形感知的特征,并利用遗传算法优化 BP 神经网络将驾驶人对于车道信息的感知融入几何车速预测模型中.同时利用 Logistic 回归模型分析视觉路侧环境对于行车速度的影响因素,得到相应的速度修正模型.结合车道和路侧环境的驾驶人视觉感知,最终得到有效的低等公路车速预测模型.

低等公路车速的精确预测以及驾驶人视觉感知的精细量化是低等级公路安全设计评价和事故致因分析的重要基础,行车速度是驾驶人的对环境的感

知、信息处理以及相应操作车辆的综合反映,研究有助于通过驾驶人对道路视觉环境的感知机理进行更深入地探索,从驾驶人行为需求出发进一步优化与改善低等级公路设计。

参考文献:

- [1] 孔令旗,郭忠印. 基于人工神经网络的运行车速与道路安全性关系[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2007, 35(9): 1214.
KONG Lingqi, GUO Zhongyin. Artificial neural network-based relation of operating speed and road safety[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2007, 35(9): 1214.
- [2] 高建平,郭忠印. 基于运行车速的公路线形设计质量评价[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2004, 32(7): 906.
GAO Jianping, GUO Zhongyin. Evaluation of highway alignment design quality based on operating speed[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2004, 32(7): 906.
- [3] 杨少伟,许金良,李伟,等. 路线设计中车辆行驶速度预测模型[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2003, 23(3): 53.
YANG Shaowei, XU Jinliang, LI Wei, *et al.* Prediction model of vehicle speed for highway route design[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science, 2003, 23(3): 53.
- [4] Bonneson J, Pratt M. Model for predicting speed along horizontal curves on two-lane highways[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2009, 2092(1): 19.
- [5] Fitzpatrick K, Collins J. Speed-profile model for two-lane rural highways[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2000, 1737(1): 42.
- [6] Gibreel G M, Easa S M, El-Dimeery I A. Prediction of operating speed on three-dimensional highway alignments[J]. Journal of Transportation Engineering, 2001, 127(1): 21.
- [7] Hassan Y, Sarhan M. Operational effects of drivers' misperception of horizontal curvature[J]. Journal of Transportation Engineering, 2012, 138(11): 1314.
- [8] Easa S M, He W. Modeling driver visual demand on three-dimensional highway alignments[J]. Journal of Transportation Engineering, 2006, 132(5): 357.
- [9] 潘兵宏,赵一飞,梁孝忠. 动视觉原理在公路线形设计中的应用[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2004, 24(6): 20.
PAN Binghong, ZHAO Yifei, LIANG Xiaozhong. Application of dynamic vision theory in highway alignment design[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science, 2004, 24(6): 20.
- [10] 杨志清,郭忠印,杜晓丽. 基于视觉信息的高速公路运行车速预测模型[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2007, 35(7): 929.
YANG Zhiqing, GUO Zhongyin, DU Xiaoli. Visual information-based freeway operating speed prediction model[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2007, 35(7): 929.
- [11] 陈雨人,余博,贺思虹. 基于视觉感知偏差的公路几何平纵协调性分析技术[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2015, 43(9): 1347.
CHEN Yuren, YU Bo, HE Sihong. Coordination between highway horizontal and vertical alignments based on driver's visual perception deviation[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2015, 43(9): 1347.
- [12] 陈雨人,王瑞云,董永杰,等. 应用 CatMull-Rom 样条曲线描述道路透视图中心线特征的方法研究[J]. 重庆交通大学学报:自然科学版, 2015, 34(4): 45.
CHEN Yuren, WANG Ruiyun, DONG Yongjie, *et al.* Methods about using CatMull-Rom spline to describe characteristics of road centerline in perspective view[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University: Natural Science, 2015, 34(4): 45.
- [13] Kamarianakis Y, Prastacos P. Forecasting traffic flow conditions in an urban network: comparison of multivariate and univariate approaches[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2003, 1857(1): 74.
- [14] 刘安业,王要武,张磊. 基于 BP 神经网络的道路交通事故多发点鉴别新方法[J]. 土木工程学报, 2008, 41(6): 108.
LIU Anye, WANG Yaowu, ZHANG Lei. New method for identifying road traffic accident-prone locations based on BP neural network[J]. China Civil Engineering Journal, 2008, 41(6): 108.