

doi:10.3969/j.issn.1007-7162.2015.01.021

基于 NN 的无信号混合交通交叉口 自行车冲突避让行为建模仿真

田雨¹, 黄玲², 陈罡²

(1. 沈阳体育学院 体育信息技术系, 辽宁 沈阳 110102; 2. 华南理工大学 土木与交通学院, 广东 广州 510640)

摘要: 在我国城市无信号交叉口, 自行车与混合交通流的其他车辆(如机动车、自行车、行人)的冲突避让行为, 难以通过传统数学方法建立准确的仿真模型. 本文在以往交叉口自行车微观模型基础上, 采用冲突车辆与自行车的相对位置矢量、相对速度矢量以及期望速度与实际速度相对矢量作为输入, 自行车二维空间加速度矢量作为双输出的神经网络建立数学模型. 利用实地采集自行车-机动车冲突、自行车-自行车冲突和自行车-行人冲突样本数据, 进行神经网络训练和仿真验证, 并对骑车者性别、冲突车辆类型和冲突速度进行了模型灵敏度分析. 结果表明, 模型能较好地反映无信号交叉口自行车与其他车辆及障碍物的冲突避让行为.

关键词: 自行车; 冲突避让行为; 神经网络; 无信号交叉口

中图分类号: U491 文献标志码: A 文章编号: 1007-7162(2015)01-0103-06

Modeling and Simulation of Bicycle Accident Avoidance at Mixed Non-Signalized Traffic Intersections Based on NN

Tian Yu¹, Huang Ling², Chen Gang²

(1. Department of Sports Information Technology, Shenyang Sport University, Shenyang 110102, China;

2. School of Civil Engineering & Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: The modeling and simulation of bicycle accident avoidance with other vehicles (motorcar\other bicycles\pedestrians) at non-signalized intersections is of great importance. However, it is very difficult to simulate the accident avoidance of individual bicycle because of the great variation, characteristics and traffic environment in cycling. The current study proposes a back propagation neural network (BPNN) approach to simulate the bicycle accident avoidance at non-signalized intersections. A computer-based four-layered (NN) model was developed for bicycle accident avoidance modeling. The NN model was trained, validated with field data and then compared with other models. It was found that the NN model performed well. Results showed that the NN model could produce reasonable estimates for individual bicycle at non-signalized intersections.

Key words: bicycle; accident avoidance; neural network; non-signalized intersections

由于自行车独特的交通特性,以机动车为背景的传统交通流理论和交通仿真模型难以准确描述自行车交通流的运动行为^[1],尤其在无信号交叉口,自行车运行线路非常灵活,它们在停止或拥挤慢行的

机动车之间穿插,同时需要避让自行车和行人,通过传统数学方法建立的仿真模型非常复杂,如借鉴行人群的社会力模型(Social Force Model)^[2-5],基于模

糊逻辑的交叉口线路规划模型^[6],心理生理力学模型^[7];但这些模型都存在参数多、建模复杂、难以开发的问题.学者提出基于元胞自动机建立直行自行车和右转机动车的交叉口冲突模型^[8-9],本质上是将在间隙接受行为模型纳入到元胞自动机仿真模型中,并不能真实反映自行车在交叉口的冲突避让行为特性.近年来,神经网络技术已应用微观交通行为仿真模型^[10-13],因此,为增加模型的有效性和减少开发难度,采用 BP 神经网络建模,从自行车与冲突车辆/障碍物的各种影响因素(相对距离、速度)与自行车加速度的关系,从而构建自行车冲突避让模型.

1 BP 神经网络模型

1.1 模型变量的选择

由于选择神经网络模型的变量没有系统的方法^[14],所以本文根据文献回顾和人工判断的方式选择模型变量.

据观察分析,影响自行车骑行行为的影响因素主要包括:期望速度与实际速度的相对误差、冲突车辆类型、冲突车辆与自身的相对距离大小与方向、冲突车辆与自身的相对速度大小与方向、骑车者自身因素(如性别)等.基于二维空间数据特性,将输入变量分为 x 轴和 y 轴两个分量,如 t 时刻冲突车辆与自行车的相对距离公式为

$$\Delta w_x(t) = c_x(t) - b_x(t), \Delta w_y(t) = c_y(t) - b_y(t), \tag{1}$$

其中, $b_x(t)$ 、 $b_y(t)$ 分别为 t 时刻自行车在 x 方向和 y 方向的坐标; $c_x(t)$ 、 $c_y(t)$ 分别为冲突对象 c 在 x 方向和 y 方向的坐标,单位为 m . t 时刻冲突车辆与自行车的相对速度为

$$\Delta v_x(t) = v_{cx}(t) - v_{bx}(t), \Delta v_y(t) = v_{cy}(t) - v_{by}(t), \tag{2}$$

其中, $b_x(t)$ 、 $b_y(t)$ 分别为自行车速度在 x 方向和 y 方向的分量; $v_{cx}(t)$ 、 $v_{cy}(t)$ 分别为冲突对象速度在 x 方向和 y 方向的分量,单位为 m/s . 期望速度与实际速度的相对误差为

$$\Delta v'_x(t) = \frac{d_x - b_x}{\Delta t} - v_{bx}(t), \Delta v'_y(t) = \frac{d_y - b_y}{\Delta t} - v_{by}(t), \tag{3}$$

其中, $\Delta v'_x(t)$ 、 $\Delta v'_y(t)$ 分别为自行车期望速度和实际速度差在 x 方向和 y 方向的分量, m/s ; d_x 、 d_y 分别为目的地坐标轴, Δt 为当前时间 t 与预期到达目的地时间 t_D 的差值,即 $\Delta t = t_D - t$.

冲突车辆类型参数值 M 据文献^[1],对机动车取 5.5,自行车取 1,行人和阻碍物取 0.5;性别参数 S ,男性取 0,女性取 1.

模型目标输出为 $(t + \Delta T)$ 自行车加速度分别在 x 方向和 y 方向上的分量: $a_x(t + \Delta T)$ 、 $a_y(t + \Delta T)$,单位为 m/s^2 ,其中 ΔT 为骑车者反应时间,根据观测结果取 0.6 s.

1.2 样本获取

视频数据是在广州一所校园附近的两个无信号交叉口收集的,收集时间段为周日、周一和周二的 7:30 到 18:00.为了获得真实的数据,摄像头安装在交叉口的一座建筑物上.采集的画面通过 VSpeed 软件处理成需要的数据. VSpeed 能够以最小 0.04 s 的间隔追踪任何移动的物体的速度、位置等信息^[15].因此,能够把时间误差控制在 0.04 s 以内,长度误差控制在 0.2 m 以内.本次实验共采取了 156 组数据(包括 65 种自行车-机动车情形、41 种自行车-自行车情形和 50 种自行车-行人情形).其中 80 组数据用于 NN 模型训练,31 组数据用于测试,45 组用于模型仿真.随机将采集到的样本分为 3 部分,分别为训练集、验证集以及测试集.

1.3 神经网络结构

由 Kolmogorov 定理可知,一个三层的前向网络足以完成任意的 n 维到 m 维的映射^[14],因此,本文采用含有单隐层的三层 BP 神经网络结构,利用 Matlab 7.0 的神经网络工具箱进行训练仿真,训练函数采用 Levenberg-Marquardt 算法的变梯度反向传播算法的 BP 训练函数;性能函数采用均方误差函数,目标误差 $\leq 10^{-2}$;学习过程采用的学习率为 0.1;隐含层和输出层的传递函数分别为 tansig(双曲正切函数)和 purelin,数据预处理中选择 sigmoid 函数进行归一化.

隐层节点数可根据经验公式来确定.

$$j \geq \sqrt{m + n} + a, \tag{4}$$

其中, j 为隐层节点数, m 为输入层节点数, n 为输出层节点数, a 为调整参数,通常取 3 ~ 10.为尽可能避免训练时出现“过拟合”现象,保证足够高的网络性能和泛化能力,在满足精度要求的前提下取尽可能紧凑的结构,即取尽可能少的隐层节点数^[14].因此,分别训练 14 个隐层神经元神经网络,不同节点对应的系统误差值如表 1 所示.由表 1 可知,当隐层个数为 11 时误差最小.从系统误差矩阵中,选择最小误差对应

的网络结构,确定网络的最终结构为 8-11-2,如图 1 所示. 具体训练过程如图 2 所示.

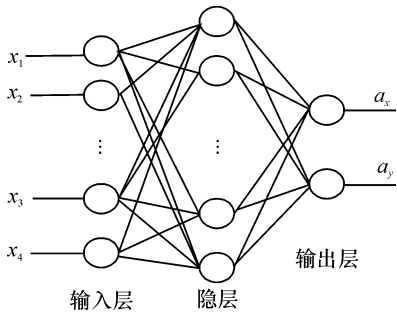


图 1 三层神经网络结构图

Fig. 1 Three layer neural network structure diagram

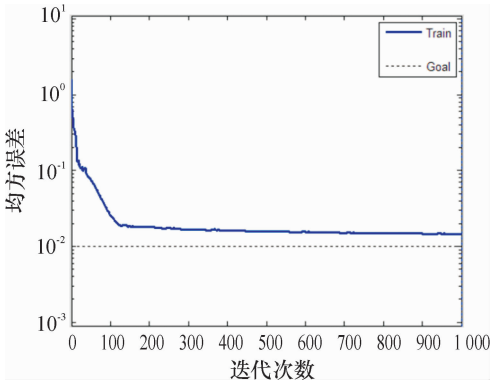


图 2 网络训练目标误差 - 迭代次数

Fig. 2 Network training target error-iterative epochs

表 1 隐层神经元个数对应误差

Tab.1 Different numbers of neurons in hidden layer corresponding to the errors

节点数	MSE	节点数	MSE
7	0.408 4	14	0.385 8
8	0.378 5	15	0.420 9
9	0.395 5	16	0.398 3
10	0.418 3	17	0.396 0
11	0.373 5	18	0.386 9
12	0.441 4	19	0.406 4
13	0.386 2	20	0.421 2

由图 2 可知,神经网络收敛比较快速和平稳,并没有出现起伏过程,不过训练到 1 000 左右,误差停留在 0.02,无法达到目标 0.01,这可能是样本测量误差引起,也可能是未能包含相关影响因素,从侧面反映了自行车骑行行为的复杂性. NN 模型训练结果权重矩阵见附录 A.

2 仿真验证

2.1 仿真模型构建

本文采用 VBA 开发相应的仿真模型,利用预测

样本,对自行车冲突避让模型进行仿真验证. 仿真模型的输入为自行车初始时刻 t_0 的位置和速度,以及自行车到达交叉口的目的地 D 的位置 (d_x, d_y) 和时间 t_D ,由训练好的神经网络模型输出 t 时刻的加速度 $a_x(t)$ 和 $a_y(t)$,再根据运动方程获得自行车在 $t + \Delta t$ 时刻的速度和位置,即:

$$v_x(t + \Delta t) = v_x(t) + a_x(t) \times \Delta t,$$
 (5)

$$v_y(t + \Delta t) = v_y(t) + a_y(t) \times \Delta t,$$
 (6)

$$w_x(t + \Delta t) = w_x(t) + v_x(t) \times \Delta t,$$
 (7)

$$w_y(t + \Delta t) = w_y(t) + v_y(t) \times \Delta t,$$
 (8)

其中 Δt 为仿真步长,在这里取 0.2 s;其余变量同上. 仿真验证流程如图 3 所示.

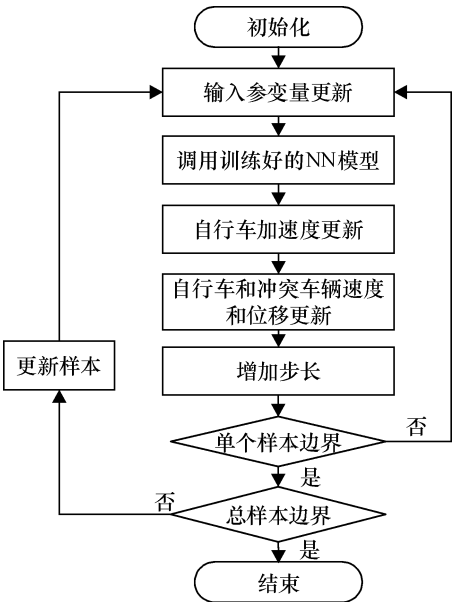


图 3 仿真流程图

Fig. 3 Simulation flow chart

2.2 仿真及结果分析

在仿真验证中,根据冲突个体的类型和个数将 45 个仿真冲突实例分为 3 类情形进行比较分析:自行车 - 机动车 (BC),冲突车辆为机动车;自行车 - 自行车 (BB),冲突车辆为自行车;自行车 - 行人 (BP),冲突车辆为行人.

图 4 为一个冲突实例的自行车模型仿真结果和实际轨迹比较. 采用均方误差 (RMSE) 作为模型误差评价的指标,即

$$RMSE(x) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{n}},$$
 (9)

其中, $\hat{x}_i$ 为测试样本 x_i 的模型预测值. 采用自行车实测位置 w_x, w_y 和速度 v_x, v_y 与模型仿真输出进行 RMSE 计算,如表 2 所示,可看出该模型对机 - 非混

合交通条件下无信号交叉口的自行车冲突避让行为方面仿真效果良好. 仿真时间间隔 Δt 取 0.2s, Δv_x 和 Δv_y 分别为 x 轴和 y 轴方向的速度偏差, 单位为 m/s, Δw_x 和 Δw_y 分别为 x 轴和 y 轴方向轨迹偏差, 单位为 m.

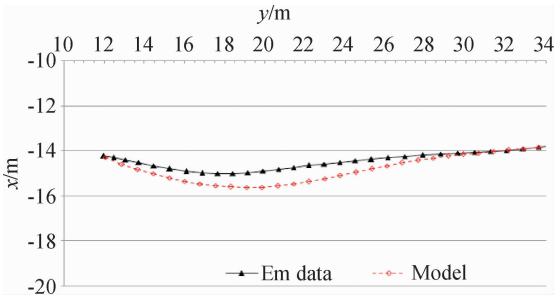


图 4 BC 冲突例子模型仿真与实际自行车轨迹对比
Fig.4 Comparison of BC conflict model simulation and factual tracking

表 2 不同冲突情形的速度和轨迹均方误差
RMSE(NN 模型)

Tab.2 Speed and RMSE (NN model) in different conflict situations

项目	Δv_x	Δv_y	Δw_x	Δw_y	样本数
BC 情形	0.58	0.90	0.61	0.67	594
BB 情形	0.38	0.53	0.41	0.64	479
BP 情形	0.17	0.54	0.18	0.53	412
样本总体	0.34	0.69	0.43	0.64	1 485

3 模型比较

为进一步验证模型有效性, 将 NN 模型与文献 [2] 提出的社会力模型进行比较, 社会力模型中取动机系数 $\gamma_\alpha=1$, 感知折扣系数 c , 取 0.5; 类型系数 M_β 机动车、自行车、行人分别为 5.5、1 和 0.5, $R=1$, 利用第 1.2 节的样本数据对 SF 模型进行验证, 同样采用自行车实测位置 w_x, w_y 和速度 v_x, v_y 与模型仿真输出进行 RMSE 计算, 如表 3 所示. NN 模型与社会力 SF 模型样本总体误差的 RMSE 比较如图 5 所示. 可以看出, NN 模型与 SF 模型在表现骑车者在交叉口骑行行为的有效性方面都很好.

表 3 不同冲突情形的速度和轨迹均方误差
RMSE(SF model)

Tab.3 Speed and RMSE (SF model) in different conflict situations

项目	Δv_x	Δv_y	Δw_x	Δw_y	样本数
BC 情形	0.62	0.46	0.76	0.35	594
BB 情形	0.34	0.85	0.29	0.88	479
BP 情形	0.30	0.41	0.35	0.30	412
样本总体	0.43	0.80	0.44	0.88	1 485

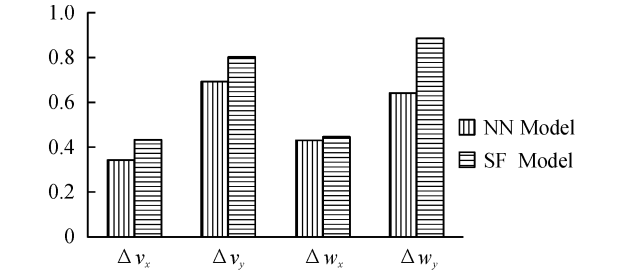


图 5 NN 模型与 SF 模型结果比较
Fig.5 Comparisons of NN and SF model results

4 灵敏度分析

为了清楚了解每个变量对模型的影响, 模拟自行车在无信号交叉口避让冲突车辆的基本情形: 自行车以初速度 V_b 在 $(0, 0)$ 以 4m/s 的初速度沿 x 轴出发, 冲突车辆在 $(15, 0)$ 处以初速度 5m/s 沿 y 轴负方向出发, t 时刻的加速度根据 t 时刻的状态代入 NN 模型得出, $t + \Delta t$ 时刻的状态由 t 时刻的状态和输出根据公式 (5) ~ (8) 算出. 灵敏度分析通过改变不同的变量对比自行车冲突避让运动轨迹, 考察性别、冲突车辆类型和冲突车辆速度 3 个因素对自行车冲突避让行为的影响.

4.1 性别

保持其他条件不变, 分别比较 BC、BB 和 BP 情况下男女性的避让行为曲线. 由图 6 可以看出 BC 冲突情形男女骑车者的运动轨迹基本吻合. 运用 SPSS 软件进行显著性分析, 取置信度 $\alpha=95\%$, 分析结果表明男性和女性骑车者在无信号交叉口对机动车的避让加速度 a_x, a_y 无明显差异.

4.2 冲突车辆类型

取男性为基础性别, 自行车对各种冲突车辆类型的避让轨迹如图 7 所示. 在分别对 BC、BB、BP 冲突情况进行仿真, 可以看出 BC 冲突情形下, 避让的幅度最大, 相对在 BP 和 BB 冲突情形下避让幅度较小, 这也符合实际情况.

4.3 分析冲突车辆速度

选取男性为基础性别, 机动车为基础冲突车辆类型, 机动车不同速度下自行车的避让轨迹如图 8 所示. 可以看出, 当冲突车辆速度越快, 自行车避让的幅度越大, 反之速度越小, 避让幅度也越小. 当冲突车辆速度较小时 (1 m/s), 自行车采取在后方绕行的方法避让.

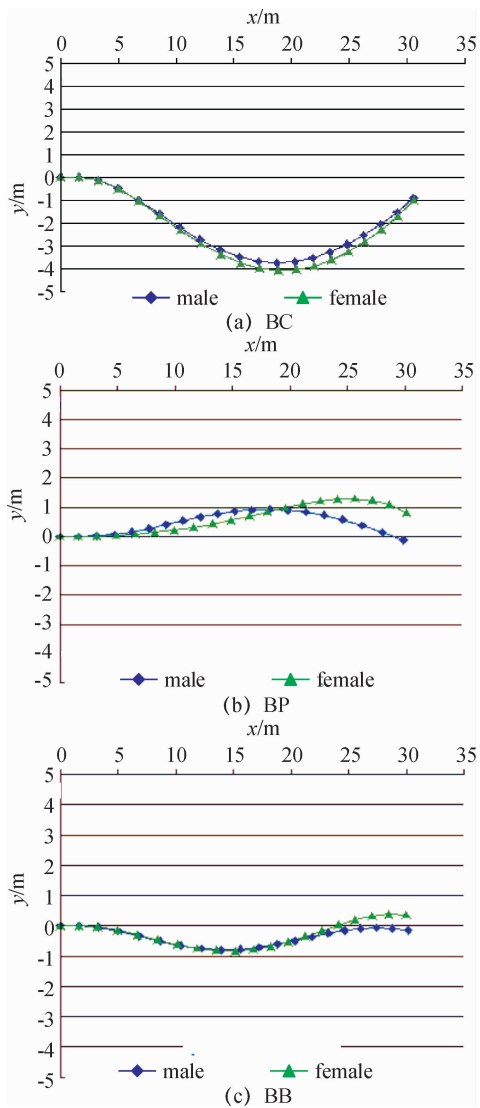


图6 不同冲突情形下自行车男性和女性的避让曲线轨迹
Fig.6 Avoidance curves of male and female riders in different situations

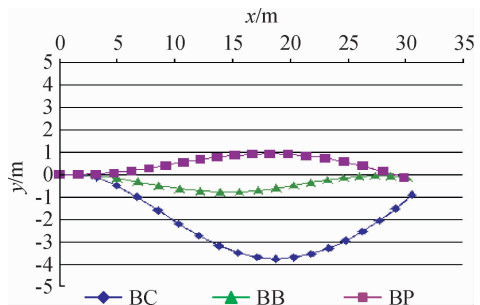


图7 不同冲突情形下男性自行车避让轨迹
Fig.7 Avoidance curves by male riders in different situation of male

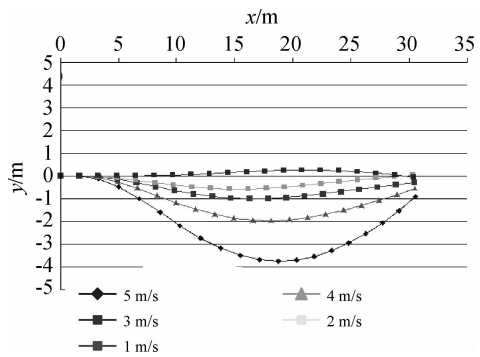


图8 BC情形下面对不同速度的自行车避让轨迹曲线
Fig.8 Avoidance curves of different speed in BC situation

5 结论

混合交通流无信号交叉口自行车与混合交通流的其他车辆(如机动车、自行车、行人)的冲突避让行为影响因素众多,且难以通过传统数学方法建立准确的仿真模型. 本文利用先进的数据采集技术获取大量实地交叉口混合交通冲突微观动态数据,在此基础上,提出一个三层八输入和双输出的 NN 模型对混合交通流无信号交叉口自行车冲突避让行为进行仿真建模.

通过实地数据验证,NN 模型在表现骑车者在交叉口骑行行为方面较好,在综合各类型冲突的自行车骑行速度 v_x 和 v_y 和轨迹 w_x 和 w_y 的均方误差 RMSE 分别为 0.34 m/s,0.69 m/s,0.43 m 和 0.64 m,这表明 NN 仿真模型结果与实测样本数据结果的均方误差在 0.5 m 左右;考虑到无信号交叉口交通复杂性,模型结果已经比较接近真实情况,体现了模型的有效性. 进一步地,通过与自行车避让的社会力模型(SF model)进行比较;利用 NN 仿真模型进行了骑车者性别、冲突车辆类型、冲突速度 3 类影响因素的敏感性分析,同样验证了模型的有效性和适用性.

文章提出的 NN 模型具有高度鲁棒性、学习能力和易于应用开发等优点,因此,相对而言 NN 模型有更强的适用性,为开发混合交通流微观仿真平台提供有力理论模型支持. 未来研究将采集更多不同城市不同类型的交叉口数据,证明模型的可移植性和应用性.

附录 A

神经网络模型权值矩阵:

$$w = \{w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7, w_8\}$$

$$\begin{bmatrix} -0.391\ 1 & 0.389\ 3 & -0.742\ 4 & -0.874\ 4 & -0.224\ 4 & 0.842\ 6 & 0.378\ 6 & -0.735\ 9 \\ 1.099\ 9 & 0.699\ 2 & -0.696\ 8 & -0.301\ 4 & 0.492\ 4 & 0.441\ 2 & 0.220\ 8 & 0.858\ 9 \\ -0.493\ 3 & 0.190\ 4 & 0.858\ 1 & -0.494\ 9 & -0.299\ 9 & -0.721\ 8 & -0.351\ 4 & 0.582\ 9 \\ 1.167\ 3 & -0.861\ 9 & 0.145\ 0 & -0.564\ 3 & -0.931\ 8 & -0.228\ 7 & -0.161\ 7 & -0.002\ 2 \\ 0.274\ 7 & -0.451\ 7 & 0.137\ 6 & -0.933\ 9 & 0.971\ 9 & -0.464\ 4 & 0.987\ 9 & -0.263\ 6 \\ 0.442\ 6 & -0.277\ 7 & -0.139\ 3 & -0.001\ 6 & -0.035\ 4 & 0.066\ 9 & -1.495\ 4 & -0.182\ 7 \\ -0.522\ 0 & 0.456\ 1 & 0.672\ 5 & -0.571\ 4 & -0.439\ 2 & -0.542\ 0 & 0.472\ 8 & -0.719\ 1 \\ 0.058\ 2 & -0.001\ 2 & 0.263\ 7 & 0.736\ 7 & -0.098\ 7 & -0.839\ 7 & -0.941\ 8 & 0.218\ 7 \\ -0.989\ 3 & 0.560\ 4 & -0.307\ 6 & 0.614\ 7 & -0.524\ 4 & -0.729\ 8 & -0.402\ 2 & 0.025\ 5 \\ 1.319\ 5 & -0.923\ 1 & 0.028\ 7 & -0.123\ 5 & -0.724\ 1 & 0.313\ 7 & 0.182\ 4 & 0.806\ 9 \\ -0.918\ 4 & -0.144\ 0 & -0.325\ 2 & 0.003\ 0 & 0.764\ 7 & 0.265\ 1 & 0.321\ 5 & 0.708\ 6 \end{bmatrix}$$

w_1

=

$v = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7, v_8, v_9, v_{10}, v_{11}\}^T$

$w_2 = \begin{bmatrix} -0.059\ 1 & 0.054\ 8 \\ 0.018\ 2 & 0.067\ 7 \\ -0.107\ 8 & 0.302\ 8 \\ 0.179\ 9 & 0.037\ 9 \\ 0.049\ 9 & -0.077\ 2 \\ -0.772\ 3 & -0.173\ 2 \\ -0.101\ 7 & -0.358\ 6 \\ 0.358\ 2 & -0.329\ 2 \\ -0.115\ 1 & 0.002\ 5 \\ 0.016\ 5 & 0.004\ 6 \\ -0.298\ 9 & -0.084\ 3 \end{bmatrix}$

(2):91-97.

[8] Li X G, Gao Z Y, Jia B, et al. Modelling the interaction between motorized vehicle and bicycle by using cellular automata model [J]. International Journal of Morden Physics C, 2009, 20(2):209-222.

[9] 张兴强,汪滢,胡庆华. 交叉口混合交通流元胞自动机模型及仿真研究[J]. 物理学报,2014, 63(1):010508. Zhang X Q, Wang Y, Hu Q H. Research and simulation on cellular automaton model of mixed traffic flow at intersection [J]. Acta Phys Sin, 2014, 63(1): 010508.

[10] Chong L S, Abbas M M, Flitsch A M, et al. A rule-based neural network approach to model driver naturalistic behavior in traffic [J]. Transportation Research Part C, 2013 (32): 207 - 223.

[11] 魏丽英,吕凯. 信号交叉口处自行车交通流的跟驰行为 [J]. 吉林大学学报:工学版. 2008,38(1): 53-56. Wei L Y, Lv K. Bicycle following behavior at signalized intersection [J]. Journal of Jilin University:Engineering and Technology Edition, 2008, 38(1): 53-56.

[12] 李珊珊,钱大琳, 李年源. 交叉口右转机动车穿越决策 BP 仿真模型及灵敏度分析[J]. 交通运输系统工程与信息, 2010,10(2):50-56. Li S S, Qian D L, Li N Y. BP simulation model and sensitivity analysis of right-turn vehicles' crossing decisions at signalized intersections[J]. Journal of Transportation System Engineering and Information Technology, 2010, 10 (2):50-56.

[13] Tong H Y, Hung W T. Neural network modeling of vehicle discharge headway at signalized intersection; model descriptions and results[J]. Transportation Research Part A, 2002,36(1):17-40.

[14] 马锐. 人工神经网络原理[M]. 北京:机械工业出版社, 2010.

[15] Bai H L, Wu J P, Liu C P. Motion and haar-like features based vehicle detection [C] // 12th International Multi-Media Modelling Conference Proceedings. Beijing: IEEE, 2006.

参考文献:

[1] Huang L, Wu J P. A study on the cyclist's behaviour at signalized intersections[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation System,2004, 5(4): 293-299.

[2] 黄玲. 混合交通无信号交叉口自行车微观行为研究 [D]. 北京交通大学交通运输学院,2007.

[3] Helbing D, Farkas I, Vicsek T. Simulating dynamical features of escape Panic [J]. Nature, 2000, 407 (28): 487-490.

[4] 李珊珊. 平交路口机动车自行车行人及其相互干扰微观行为模型研究 [D]. 北京交通大学交通运输学院,2013.

[5] 梁肖. 自行车微观行为动力学建模及仿真研究 [D]. 北京交通大学交通运输学院,2012.

[6] Huang L, Wu J P. Cyclists' path planning behavioral model at unsignalized mixed traffic intersections in China[J]. Intelligent Transportation Systems Magazine, IEEE, 2009, 1 (2):13-19.

[7] 梁肖,毛保华,许奇. 自行车微观行为的心理生理力模型 [J]. 交通运输系统工程与信息,2012,12(2):91-97. Liang X, Mao B H, Xu Q. Psychological-physical force model for bicycle dynamics [J]. Journal of Transportation System Engineering and Information Technology, 2012, 12