doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.040

传感器感知盲区条件下智能汽车主动制动系统控制研究

袁朝春[1]　王　桐[1]　何友国[1]　SHEN Jie[2]　陈　龙[1]　翁烁丰[1]
(1. 江苏大学汽车工程研究院, 镇江 212013; 2. 密歇根大学迪尔本校区, 迪尔本 MI 48128)

摘要: 传感器感知盲区是造成智能汽车交通事故的主要原因之一。为了降低传感器感知盲区对智能汽车主动安全性能的影响,对传感器感知盲区条件下的智能汽车主动制动系统控制进行了研究。首先,建立感知盲区数据库,并搭建卷积神经网络对其进行识别;其次,根据其运动特征进行分类,建立感知盲区条件下的安全距离模型;最后,基于上述安全距离模型对感知盲区内的潜在障碍物进行自车速度控制,达到主动避撞的目的。仿真和实车试验表明,提出的传感器感知盲区分类可以较好地表述感知盲区的运动特征,传感器感知盲区条件下的主动避撞安全距离模型对潜在障碍物有较好的预防作用,主动避撞算法提高了智能汽车在传感器感知盲区内的主动安全性能。

关键词: 智能汽车; 传感器感知盲区分类; 潜在障碍物; 卷积神经网络; 安全距离模型
中图分类号: U461.91　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)02-0363-11　　**OSID**:

Intelligent Vehicle Active Braking System Control under Sensor Occluded Scenes

YUAN Chaochun[1]　WANG Tong[1]　HE Youguo[1]　SHEN Jie[2]　CHEN Long[1]　WENG Shuofeng[1]
(1. *Automotive Engineering Research Institute*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*
2. *University of Michigan-Dearborn*, *Dearborn MI* 48128, *USA*)

Abstract: Sensor occluded scenes is one of the main causes of intelligent vehicle traffic accidents. In order to reduce the impact of sensor occluded scenes on active safety performance of intelligent cars, the control of intelligent car active braking system under sensor occluded scenes conditions was studied. Firstly, a database and a convolution neural network were specially established to recognize sensor occluded scenes. Secondly, different types of sensor occluded scenes were classified according to their motion characteristics. Then, a safe distance model under the condition of sensor occluded scenes was established. Finally, based on the above-mentioned safe distance model, the speed of potential obstacles in sensor occluded scenes were controlled to achieve the purpose of active collision avoidance. According to simulation test and real vehicle test, the sensor occluded scenes classification proposed can better express the motion characteristics of potential obstacles in sensor occluded scenes. The active collision avoidance safety distance model under sensor occluded scenes conditions had good preventive effects on potential obstacles, and the active safety performance of intelligent vehicle in sensor occluded scenes was improved.

Key words: intelligent vehicle; classification of sensor occluded scenes; potential obstacles; convolution neural networks; safety distance model

0　引言

无人驾驶汽车的安全性一直是智能汽车领域研究人员高度关注的问题[1-3]。汽车主动避撞系统是无人驾驶汽车实现纵向安全的关键部件,其利用车载传感器(雷达、摄像头等)对行驶环境进行感知,在安全距离模型的基础上对车辆行驶的安全风险进行判断,并据此对车辆制动系统进行控制。行驶安全风险的准确判断是提高无人驾驶车辆安全性的关键环节。众多学者进行了研究,提出以安全距离模

收稿日期: 2019-06-20　修回日期: 2019-09-12
基金项目: 国家自然科学基金项目(51775247、51305167)和江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(KYCX18_2230)
作者简介: 袁朝春(1978—),男,教授,博士生导师,主要从事车辆主动安全研究,E-mail: yuancc_78@163.com

型为判断追尾碰撞风险的算法,如基于车辆制动过程运动学分析的安全距离模型[4]和基于车间时距的安全距离模型[5-6]。通过这些模型,智能汽车可以准确判断与可检测交通参与者之间的安全状态,以防止追尾碰撞[7]。但是,在弯道、交岔路口等道路环境下,由于高大树木、建筑物等遮挡,使智能汽车在一定范围内存在传感器感知盲区。在感知盲区内,智能汽车不能及时发现可能存在的潜在交通事故风险,使该类潜在交通事故呈现出潜伏性和突发性等特点,现有安全距离模型对感知盲区内潜在交通事故进行规避存在一定的局限性。

目前,研究人员逐渐意识到感知盲区对智能汽车安全行驶的影响,美国、日本、韩国以及国内清华大学、同济大学等尝试利用车联网[8-9]或 ITS 系统[10-11]解决这一问题,研究工作已取得很大进展。但是,由于成本及建设进度的影响,对智能汽车自动驾驶而言,传感器感知盲区潜在交通事故风险具有不可直接观测、动态变化及不确定的特点,基于车载传感器的信息不能直接检测盲区潜在交通事故风险,必须基于人工智能算法挖掘潜在交通事故的风险特征[12]。

本文基于车载传感信息,以电子机械制动系统(EMB)为平台,将传感器感知盲区进行分类并建模,预测感知盲区内潜在障碍物的运动趋势,建立传感器感知盲区主动避撞安全距离模型,对感知盲区内由潜在障碍物造成的潜在交通事故风险进行预判,揭示传感器感知盲区潜在交通事故风险演化及规避机理,防止传感器感知盲区内因障碍物的突然出现造成安全距离不足而引起的碰撞事故。

1 制动系统建模

采用的 EMB 执行器包括永磁直流力矩电机、行星齿轮系统、滚珠丝杠等,按照结构特点可以将 EMB 执行器数学模型分为驱动电机模型、电机摩擦模型、传动机构模型以及负载模型 4 部分。主动避撞制动系统通过对传感器感知盲区的识别获取外界环境信息,通过车载传感器获取整车信息,然后根据传感器感知盲区安全距离模型判断主动避撞制动系统的开启与关闭,对电机进行实时控制,从而实现对无人驾驶汽车的动力控制。EMB 执行器控制原理如图 1 所示。

1.1 电动机模型

EMB 驱动电机为永磁直流力矩电机,假设不考虑电刷的机械换向对电机运行产生的影响,电机等效模型如图 2 所示[13]。

电机工作时,各物理量存在如下关系

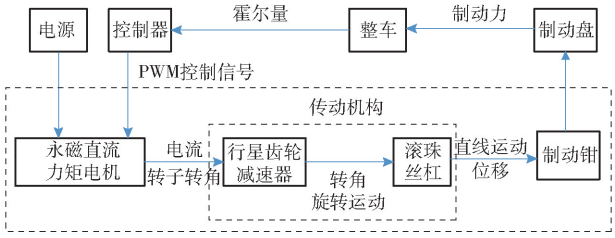


图 1 控制原理图

Fig. 1 Control principle

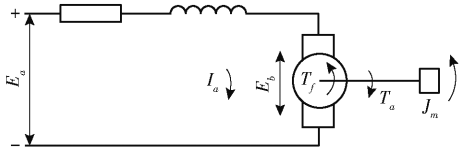


图 2 电动机工作原理图

Fig. 2 Operating principle of electronic motor

$$\begin{cases} E_a = L_a \dfrac{\mathrm{d}I_a}{\mathrm{d}t} + R_a I_a + E_b \\ E_b = K_E \dfrac{\mathrm{d}\theta_m}{\mathrm{d}t} = K_E w_m \\ J_m \dfrac{\mathrm{d}^2\theta_m}{\mathrm{d}t^2} = T_e - T_F - T_L \\ T_e = K_T I_a \end{cases} \tag{1}$$

式中 E_a——电枢电压,V I_a——电枢电流,A

R_a——电枢电阻,Ω

L_a——电枢电感,H

E_b——反电动势,V

K_E——反电动势系数,V·min/r

θ_m——电动机转角,rad

w_m——电动机转速,r/min

J_m——等效转动惯量,kg·m^2

T_e——电动机电磁转矩,N·m

T_F——电动机摩擦转矩,N·m

T_L——负载转矩,N·m

K_T——电动机转矩系数,N·m/A

1.2 电机摩擦模型

机电系统中的摩擦力会严重影响系统的控制性能,本文选用能够可靠描述摩擦力负阻尼特性的 Stribeck 摩擦模型[14],数学表达式为

$$T_F = \begin{cases} T_e & (\omega = 0, |T_e| < T_s) \\ T_s \mathrm{sgn}(T_e) & (\omega = 0, |T_e| \geqslant T_s) \\ T_c + (T_s - T_c)\exp(-(\omega/\omega_s)^{\delta}) + B_v\omega & (\omega \neq 0) \end{cases} \tag{2}$$

式中 T_c——库伦摩擦力矩,N·m

T_s——最大静摩擦力矩,N·m

ω——电机角速度,rad/s

ω_s——Stribeck 角速度,rad/s

B_v——黏性摩擦因数

1.3　传动机构模型

EMB 传动机构主要包括行星齿轮减速器和滚珠丝杠，行星齿轮架构模型为[15]

$$\theta = \theta_m / i \tag{3}$$

式中　θ——行星齿轮机构输出转角，rad

i——行星齿轮机构减速比

滚珠丝杠数学模型为

$$x = \frac{\theta}{2\pi} P_h \tag{4}$$

式中　P_h——滚珠丝杠机构导程，mm

x——滚珠丝杠螺母位移，mm

1.4　负载模型

根据 EMB 执行器实物试验测量结果，通过曲线拟合得到多项式系数，制动夹紧力与滚珠丝杠螺母位移满足关系

$$F_N = \begin{cases} -13.014x^3 + 68.4684x^2 - 32.9717x + 3.9597 & (x > 0.325\ \text{mm}) \\ 0.2331x + 0.0466 & (0.2\ \text{mm} \leqslant x \leqslant 0.325\ \text{mm}) \\ 0 & (0 \leqslant x < 0.2\ \text{mm}) \end{cases} \tag{5}$$

式中　F_N——制动夹紧力，N

制动夹紧力 F_N 通过滚珠丝杠和行星齿轮减速器反向作用于驱动电机，产生驱动电机的负载转矩 T_L，可得

$$\begin{cases} \overline{N} = F_N \\ T_g = \dfrac{\overline{N} P_h}{2\pi\eta_s} \\ T_L = \dfrac{T_g}{i\eta_g} \end{cases} \tag{6}$$

式中　$\overline{N}$——滚珠丝杠输出推力，N

η_s——滚珠丝杠机构机械效率

T_g——行星齿轮机构输出转矩，N·m

T_L——电机负载转矩，N·m

η_g——行星齿轮机构机械效率

EMB 采用浮动钳盘式制动器，假设制动盘两侧受到的摩擦均匀，则制动器制动力矩为

$$T_\mu = 2F_N \mu_p R_b \tag{7}$$

式中　T_μ——制动器制动力矩，N·m

μ_p——制动块摩擦因数

R_b——制动盘有效摩擦半径，mm

2　传感器感知盲区

在无人驾驶汽车领域，现有主动安全技术都是基于环境感知传感器可感知到的障碍物进行主动避撞算法的研究。但是，由于传感器工作原理和外界环境的限制，在无人驾驶汽车实际行驶过程中，极易产生传感器感知盲区，传感器感知盲区内可能存在的障碍物对无人驾驶汽车的行驶安全造成巨大影响。

2.1　无人驾驶汽车环境感知传感器

智能驾驶系统构成如图 3 所示，主要分为环境感知、规划决策、控制执行三部分。

其中，对道路环境的良好感知是智能汽车安全行驶的前提[16]。智能驾驶领域内的环境感知研究主要是识别道路环境信息，挖掘其中影响智能汽车行驶安全的信息，智能驾驶系统中的环境感知传感器主要包括：车载摄像头、毫米波雷达、激光雷达等。

在智能驾驶感知模块中，摄像头是必不可少的关键硬件，所用摄像头主要有单目摄像头和双目摄像头。车载摄像头能够识别智能汽车驾驶环境中的多种物体，随着机器视觉的快速发展，图像处理算法的速度和识别目标物体的准确度都得到了很大的提升。现有算法基于摄像头可识别的障碍物进行主动避撞，本文则对摄像头不可直接观测的传感器感知盲区内可能存在的隐藏障碍物进行危险程度预测和评估。

智能汽车所用毫米波雷达的主要任务是探测障碍物目标的相关信息，包括相对位置、相对速度等。毫米波雷达通过天线接收目标反射的毫米波信号，处理后获取前方道路环境信息，对毫米波感知到的物体信息进行追踪和分类。毫米波雷达的工作方式决定了该传感器在复杂道路环境中会产生传感器感知盲区。

激光雷达是一种发送激光束获取探测目标位置、速度等特征量的主动探测技术。激光雷达能够对整个行驶环境进行 3D 建模，能够更加清晰地表明环境特征。若障碍物被树木、建筑物等遮挡，激光雷达也不能将其准确识别。

综上所述，在复杂道路环境下，若障碍物被高大树木、建筑物等遮挡，环境感知传感器不能准确识别传感器感知盲区内可能存在的障碍物，存在安全隐患，影响智能汽车的安全行驶。

2.2　传感器感知盲区定义

在复杂道路环境下，由于高大树木、建筑物的遮挡，环境感知传感器不能准确感知到障碍物，智能汽车在一定范围内会出现传感器感知盲区，图 4 为典型的传感器感知盲区场景。

传感器感知盲区是无人驾驶汽车交通事故频发的主要原因之一，需要对传感器感知盲区进行数据挖掘分析，寻找其运动变化特征，从而做出对应的主

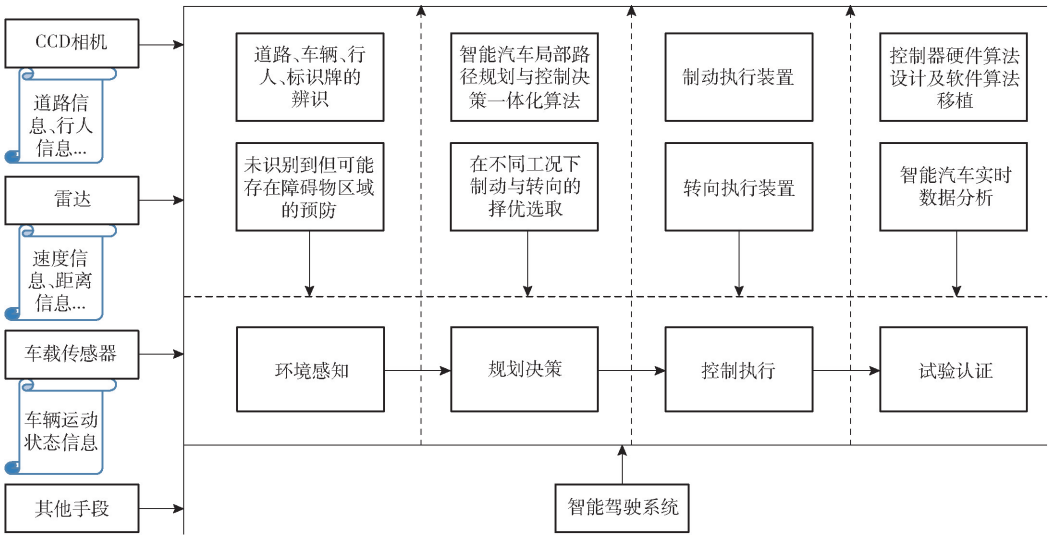
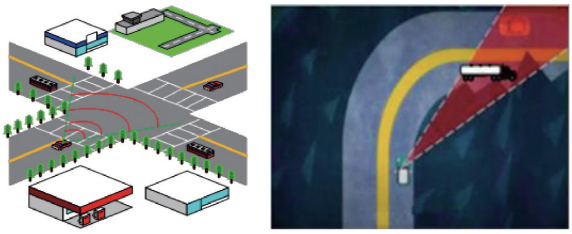


图 3 智能驾驶系统

Fig. 3 Intelligent driving system



(a) 被树木遮挡 (b) 被山体遮挡

图 4 典型传感器感知盲区

Fig. 4 Typical sensor occluded scenes

动避撞控制策略,提高车辆和行人的安全指数。

2.3 传感器感知盲区识别和分类

卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)是一种前馈式神经网络,常被用来研究二维图像识别问题,且仅需少量的预处理,识别范围广,能容许图像的畸变,已成功应用于手写字符识别、人脸识别、人眼检测、行人检测、机器人导航[17-19]。在智能车领域中该网络能够对传感器感知盲区进行识别并分类,具有较强的实时性和应用性。

鉴于在对传感器感知盲区进行卷积神经网络识别和分类时,需要大量具有特殊感知盲区特征的图像作为样本,本文在城市典型道路工况下拍摄具有感知盲区特征的图像,预处理后建立感知盲区数据库,并利用 preprocessing 函数扩展数据库数量为 56 000 幅,如图 5、6 所示。

依据传感器感知盲区的特征搭建用于识别并分类传感器感知盲区的卷积神经网络,整体网络框架如图 7 所示。

传感器感知盲区多存在于多岔路口、十字路口、弯道等道路环境,道路特征与路边环境特征有明显的分界线。为提取分界线特征,搭建包含 1 个输入层、2 个卷积层、2 个池化层、2 个全连接层和 1 个输出层在内的 7 层卷积神经网络。

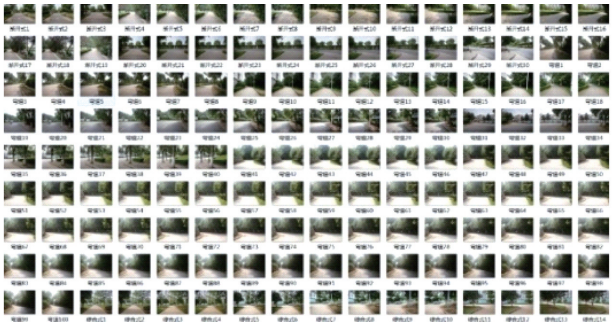


图 5 传感器感知盲区图像

Fig. 5 Pictures of sensor occluded scenes



图 6 传感器感知盲区数据库

Fig. 6 Database of sensor occluded scenes

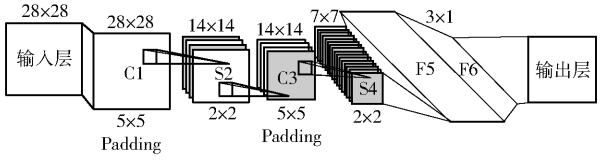


图 7 卷积神经网络框架

Fig. 7 Framework of CNN

在输入层,将感知盲区图像进行预处理并将其二值化,保存为数组,为降低算法运行时间,图像尺寸设置为 28 像素×28 像素。输入时对数组进行读取,并且利用 train_test_split 函数将数据分割为训练

集和测试集，70% 为训练集，30% 为测试集。

在 2 层卷积层，根据输入层图像尺寸和特征情况，选择合适的卷积核和卷积步长，并用 padding 函数使图像尺寸保持不变。卷积核尺寸为 2 像素 × 2 像素。卷积步长为 1 像素 ×1 像素。

在 2 层池化层，根据 RGB 通道中白色数值为最大值 255，选择最大池化函数 max_pool，选择合适的池化核和池化步长。池化核大小为 2 像素 ×2 像素，池化步长为 1 像素 ×1 像素。

在全连接层，根据对传感器感知盲区的特征分析，确认有 3 种类型的传感器感知盲区，定为 prediction = {0,1,2}。

算法中偏置设置为 0.1，权重初始设为从截断的正态分布中输出随机值，在算法中的每一层进行迭代计算。

卷积神经网络将数据库的训练数据循环训练 1 000 次，并且对测试数据进行测试，利用 compute_accuracy 函数通过比对全连接层的输出 prediction 和测试数据标签计算识别成功率。

本文搭建的传感器感知盲区卷积神经网络因数据库的复杂程度较高，在经过算法的优化后，识别成功率达 84%，识别单幅图像仅需 0.2 s。

3　主动避撞算法

由于传感器感知盲区内潜在障碍物具有不可直接观测的特性，本文将传感器感知盲区与可感知区域的边界线作为敏感区域，采集具有传感器感知盲区特征的图像建立感知盲区数据库，分析其运动特征对其进行分类并预测潜在障碍物的位置和运动状态，建立传感器感知盲区条件下的主动避撞安全距离模型，设计传感器感知盲区条件下主动避撞算法。

3.1　传感器感知盲区特征分析

根据感知盲区的运动变化趋势分析无人驾驶汽车环境感知范围的变化趋势，并将传感器感知盲区分为渐开式感知盲区、跟随式感知盲区和综合式感知盲区。

(1)渐开式感知盲区

渐开式感知盲区多存在于交岔路口道路环境中，图 8 为渐开式感知盲区示意图，图 9 为渐开式感知盲区视野增益图。由图可知，智能汽车在行驶过程中感知区域的变化和遮挡物的具体位置密切相关，渐开式感知盲区中，遮挡物的位置固定不变，X1、X2 分别为渐开式盲区左右两侧的固定遮挡物。智能汽车以车速 v 从位置 1 行驶到位置 2 时，在相同时间间隔下，分析感知盲区边界线的运动距离，如图中 ΔS_1、ΔS_2、ΔS_3 所示。经分析，盲区边界线的运动状态近似为匀加速运动。

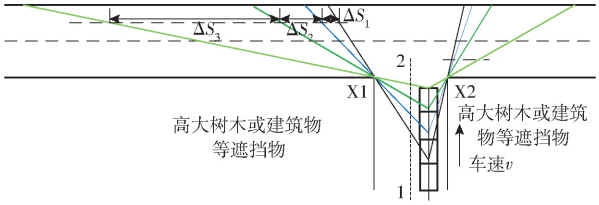
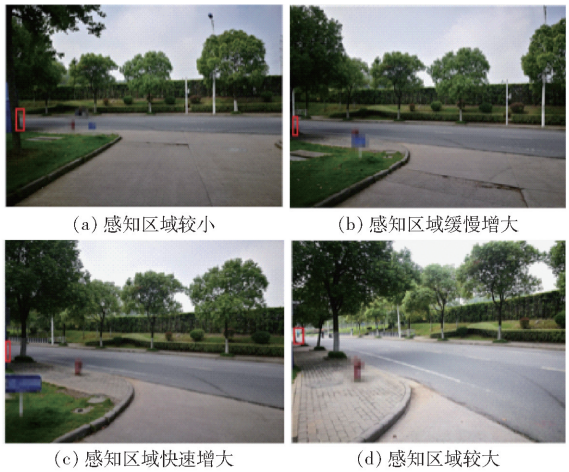


图 8　渐开式感知盲区示意图

Fig. 8　Gradually opened occluded scenes



(a) 感知区域较小　(b) 感知区域缓慢增大

(c) 感知区域快速增大　(d) 感知区域较大

图 9　渐开式感知盲区感知区域增益

Fig. 9　Vision gain of gradually opened occluded scenes

本文构建了符合实际情况的交岔路口道路环境，研究分析了盲区边缘线的运动状态。所建交岔路口为标准公路双车道，智能汽车行驶在车道正中间。传感器感知盲区边缘线的运动状态为

$$v_{obscured-g-r}=\begin{cases}0 & (S_1>30\ \text{m})\\ v(30-S_1)/(2S_{edge-g-r}) & (1.7\ \text{m}\leqslant S_1\leqslant 30\ \text{m})\\ k_{obscured}v & (0\leqslant S_1<1.7\ \text{m})\end{cases} \tag{8}$$

$$v_{obscured-g-l}=\begin{cases}0 & (S_1>30\ \text{m})\\ v(30-S_1)/(2S_{edge-g-l}) & (3.8\leqslant S_1\leqslant 30\ \text{m})\\ k_{obscured}v & (0\leqslant S_1<3.8\ \text{m})\end{cases} \tag{9}$$

式中　$v_{obscured-g-r}$——右转时渐开式感知盲区边缘线的运动速度，m/s

$v_{obscured-g-l}$——左转时渐开式感知盲区边缘线的运动速度，m/s

$S_{edge-g-r}$、$S_{edge-g-l}$——右转或左转时感知盲区边缘线运动距离，m

S_1——无人驾驶汽车与交岔路口的相对距离，m

$k_{obscured}$——评价系数，表征传感器感知盲区边缘线运动速度远大于车速

以右转为例分析感知盲区边界线运动速度。在无人驾驶汽车与交岔路口之间的相对距离较大时，即 $S_1>30$ m，感知盲区边缘线基本保持不变，本文拟将其作为道路中的固定障碍物处理，即 $v_{obscured}=0$，感知盲区边缘线与智能汽车的相对距离不断缩短；在 CAD 中建立假设的道路环境，对其进行数据分析，当无人驾驶汽车与交叉路口相距 1.7 m 时，感知盲区边界线的运动速度与智能汽车相等，如图 10 所示。

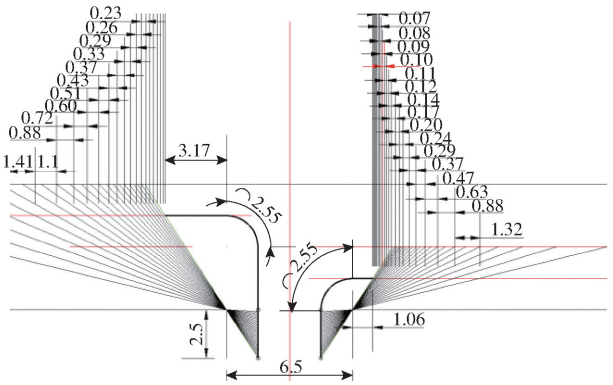


图 10 感知盲区数据分析

Fig. 10 Data analysis on sensor occluded scenes

当无人驾驶汽车与交岔路口的相对距离 1.7 m≤S_1≤30 m 时，感知盲区边缘线开始以加速的方式运动。本文拟将其作为正在进行匀加速运动的障碍物处理，感知盲区边缘线运动状态为

$$v_{obscured-g-r}=v(30-S_1)/(2S_{edge-g-r}) \quad (10)$$

$$v_{obscured-g-l}=v(30-S_1)/(2S_{edge-g-l}) \quad (11)$$

当智能汽车与交岔路口的相对距离 0≤S_1<1.7 m 时，感知盲区边缘线的速度将远大于车速，感知盲区边缘线与无人驾驶汽车的相对距离将逐渐增大。若感知盲区边缘线与无人驾驶汽车的相对距离远大于安全距离，则传感器感知盲区将不会对智能汽车的正常行驶造成影响。

(2)跟随式感知盲区

跟随式感知盲区(图 11)多存在于弯道道路环境中，跟随式感知盲区感知区域增益如图 12 所示。由图可知，智能汽车在行驶过程中感知区域的变化和遮挡物的位置并无太大的关联，感知范围基本保持不变，图中 Y1、Y2 分别为不同时刻遮挡物的位置。

无人驾驶汽车以车速 v 从位置 1 行驶到位置 2 处，车辆环境感知区域在等间隔时间内基本没有发生变化，即在此道路环境中，传感器感知盲区的边界线跟随无人汽车行驶速度变化而变化，两者速度基本保持一致，$v_{obscured-f}=v$。

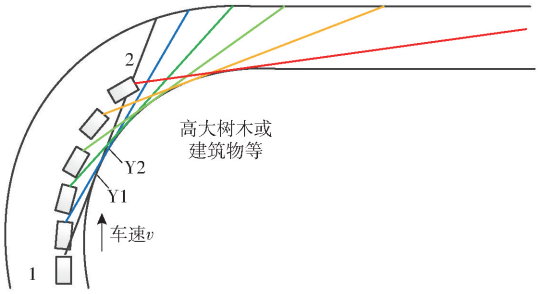


图 11 跟随式感知盲区示意图

Fig. 11 Sketch of following occluded scenes



图 12 跟随式感知盲区感知区域增益

Fig. 12 Vision gain of following occluded scenes

无人驾驶汽车在该类传感器感知盲区行驶过程中，当前方感知盲区边界线处突然出现障碍物，若无人驾驶汽车只采取现有安全距离模型，会因制动距离不够而导致追尾碰撞事故；若智能汽车将前方感知盲区敏感区域作为疑似障碍物进行主动避撞控制，根据传感器感知盲区边缘线的运动变化控制车速，与传感器感知盲区边界线保持一定的安全距离，则能够避免传感器感知盲区内突然出现的障碍物对无人驾驶汽车的安全造成不可挽回的影响。

在无人驾驶汽车即将通过弯道时，感知盲区的范围将会发生突变。此时，若传感器未感知到前方存在障碍物，可以在一定的范围内提高车速安全通过传感器感知盲区，既保证了车辆的主动安全性能，又能适当提高道路通过率。

(3)综合式感知盲区

综合式感知盲区综合上述两类感知盲区的特点及变化趋势，如图 13 所示，左侧为渐开式感知盲区，右侧为跟随式感知盲区。在智能汽车行驶过程中，应考虑这两种盲区同时存在的情况，且应根据当时的车速情况、行驶目的信息(左转或者右转)判定综合式中两类感知盲区的优先级，在避免碰撞到其他障碍物的同时，也要避免成为其他交通参与者的障碍物。

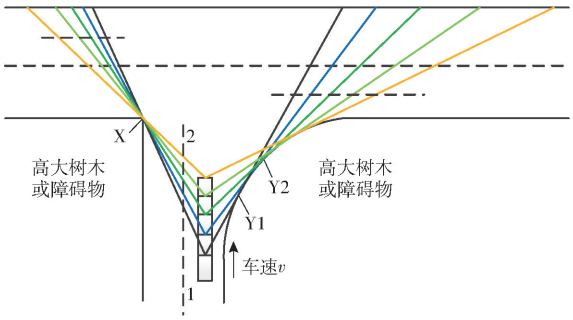


图 13　综合式感知盲区

Fig. 13　Sketch of synthetic occluded scenes

若智能汽车需要左转通过路口，由于右侧为跟随式感知盲区，右侧的视野区域基本保持不变，在保持右侧安全距离的同时，优先考虑左侧渐开式感知盲区；若智能汽车右转通过路口，此时，着重考虑右侧跟随式感知盲区。但是，这种情况下，无人驾驶汽车还需避免成为左侧车道中的道路参与者行驶路线上的障碍物。参照上述标准控制智能汽车的速度，研究性能相对较好的传感器感知盲区主动避撞算法，提高无人驾驶汽车的主动安全性能。

3.2　传感器感知盲区安全距离模型

由于传感器感知盲区的存在降低了无人驾驶汽车的行驶安全性，提出了一种改进的应用于弯道和交岔路口等潜在交通事故风险较大区域的传感器感知盲区安全距离模型。该模型假设传感器感知盲区内存在障碍物，以此将传感器感知盲区边缘线作为可移动障碍物进行主动避撞。由于不同类别的感知盲区边界线有不同的运动状态，且安全制动距离与边界线的运动状态有关，故本文引用基于前车状态的安全距离模型[20]，进一步对跟车的安全距离进行计算。传感器感知盲区安全距离模型拟将盲区边界线作为运动障碍物存在，会极大地缩减制动反应时间，提高智能汽车的主动安全性。

(1)渐开式盲区

由式(10)、(11)可知，当智能汽车与三岔路口的相对距离在 1.7 ~ 30 m 范围内时，传感器感知盲区边界线的运动加速度为

$$a_{obscured-g-r}=v^2/(2S_{edge-g-r}) \tag{12}$$

$$a_{obscured-g-l}=v^2/(2S_{edge-g-l}) \tag{13}$$

式中　$a_{obscured-g-r}$、$a_{obscured-g-l}$——右侧或左侧渐开式感知盲区边缘线的运动加速度，m/s^2

此时，无人驾驶汽车以车速 v 行驶，实际情况中盲区边缘线运动状况不完全符合匀加速运动，故盲区边缘线加速度取较小值，渐开式感知盲区安全距离为

$$D_{s-g}=v\tau_{detect}-0.5a_{obscured-g}\tau_{detect}^2+v^2/[2(a-a_{obscured-g})]+d_0 \tag{14}$$

式中　D_{s-g}——渐开式感知盲区安全距离，m

a——无人驾驶汽车的制动减速度，m/s^2

τ_{detect}——智能汽车感知环节时滞，s

d_0——车辆停止后与前方潜在障碍物相对距离，取值 2 ~ 5 m

(2)跟随式盲区

在跟随式感知盲区中，传感器感知盲区边界线以与自车近乎相同的速度向前运动。此时，若盲区边界线处不存在障碍物，自车将不会发生碰撞。为了避免盲区边界线处突然出现障碍物，不碰撞最小安全距离应为

$$D_{s-f}=v\tau_{detect}+v^2/(2a)+d_0 \tag{15}$$

式中　D_{s-f}——跟随式感知盲区安全距离，m

(3) 引入附着系数

汽车在路面上的制动还受路面和轮胎之间的附着条件的影响，可以得出 $a_{max}=g\varphi$，φ 为轮胎与路面间的附着系数。将其代入式(14)、(15)则有

$$D_{s-g}=v\tau_{detect}-0.5a_{obscured-g}\tau_{detect}^2+v^2/[2(a_{obscured-g}+g\varphi)]+d_0 \tag{16}$$

$$D_{s-f}=v\tau_{detect}+v^2/(2g\varphi)+d_0 \tag{17}$$

本文搭建了传感器感知盲区主动避撞安全距离模型，将传感器感知盲区边缘线作为可移动障碍物实施主动避撞措施，使无人驾驶汽车在传感器感知盲区内处于高度警惕状态，提高了无人驾驶汽车的主动安全性能[21]。在无人驾驶过程中，在保证安全性能的前提下兼顾乘客的舒适性，参考路面峰值附着系数辨识算法[22]和典型路面的峰值附着系数和最佳滑移率的关系[23]，结合本文设计的传感器感知盲区主动避撞策略，在不同的路面附着系数下，保证乘客的舒适性。

4　主动避撞控制算法验证

基于传感器感知盲区的特征对无人驾驶汽车进行车速的主动控制，控制逻辑如图 14 所示。

为了验证本文所设计的传感器感知盲区安全距离模型的性能，对比了有、无传感器感知盲区安全距离模型的最小安全距离，并且对存在障碍物情况的传感器感知盲区安全距离模型进行仿真。

4.1　最小安全距离仿真

检测环节时滞为 0.2 s，路面附着系数取 0.7，分别对渐开式感知盲区和跟随式感知盲区两种潜在交通事故区域进行了仿真分析。通过自车的速度变化分析 4 种模型的安全距离，仿真结果见图 15。

仿真结果表明，在特定道路区域，传感器感知盲区安全距离模型计算的最小安全距离小于 2 个典型安全距离模型。传感器感知盲区安全距离模型将感

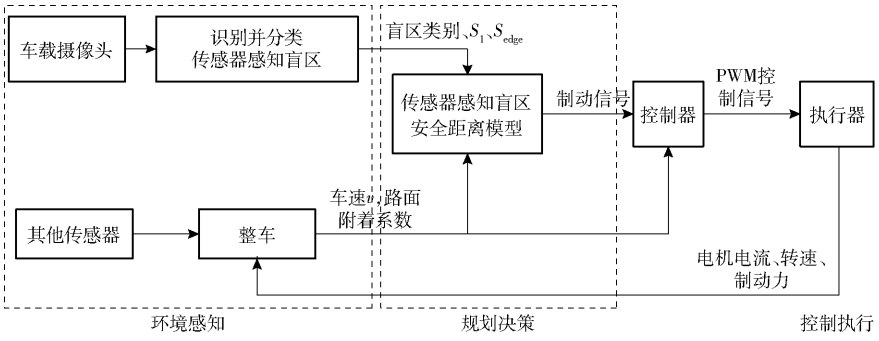


图 14 传感器感知盲区主动避撞控制逻辑

Fig. 14 Control logic of active collision avoidance on sensor occluded scenes

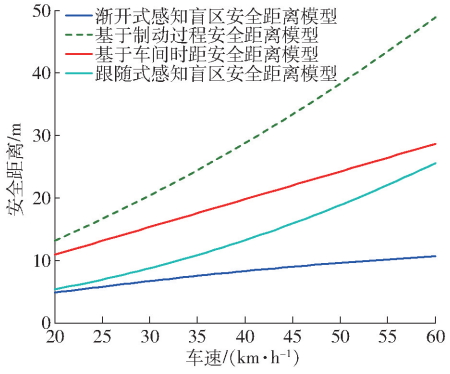


图 15 安全距离和车速的关系

Fig. 15 Relationship between safe distance and speed of vehicle

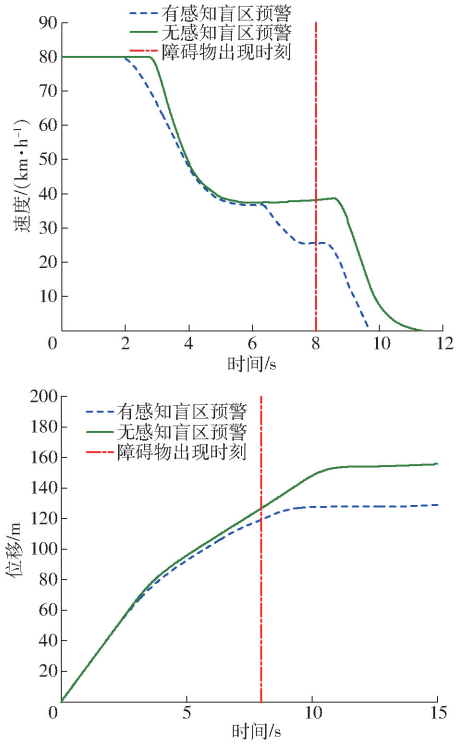


图 16 渐开式感知盲区仿真速度、位移对比

Fig. 16 Speed and displacement comparisons of simulation data on gradually opened occluded scenes

知盲区边缘线作为疑似障碍物,缩短了判断是否需要制动的时间,提前对智能汽车进行车速控制,提高了智能汽车的主动安全性能。

同时,在弯道、交岔路口等潜在交通事故易发生区域,需既安全又快速地通过。本文提出的传感器感知盲区安全距离模型保证了智能汽车在具有较高安全性能的前提下能够快速地通过潜在交通事故易发生区域。

4.2 渐开式感知盲区仿真

仿真条件:前方为交岔路口,且道路环境中有树木、建筑物的遮挡,影响智能汽车的环境感知。路面附着系数取 0.7,传感器感知环节时滞为 0.2 s。汽车以 80 km/h 的车速正常行驶,经减速至 36 km/h 后驶入交岔路口,与此同时模拟 8 s 时盲区边缘线处出现静止的障碍物,汽车将立刻制动,直至将速度降为 0。仿真中智能汽车速度及行驶位移如图 16 所示。

由图 16 可知:

(1)应用传感器感知盲区安全距离模型,经过主动制动仅需 1 s 左右就已经完成驻车,且从感知到障碍物至自车静止只经过了 5.4 m,小于车辆与障碍物的相对距离,将不会追尾碰撞到前方静止障碍物。

(2)应用基于制动过程的安全距离模型,经过主动制动需要 3 s 左右才能完全驻车,并且从出现障碍物至自车静止经过了 24.6 m,大于车辆与障碍物的相对距离,将会追尾碰撞到前方静止障碍物。

4.3 跟随式感知盲区仿真

仿真条件:智能汽车在弯道路径行驶,道路环境中存在树木、建筑物的遮挡,影响智能汽车的环境感知。路面附着系数取 0.7,传感器感知环节时滞为 0.2 s。汽车以 80 km/h 的车速正常行驶,经减速至 30 km/h 后驶入右弯道,盲区边界线距离智能汽车 10 m 左右,与此同时模拟盲区边缘线处出现静止障碍物,汽车将立刻制动,直至将速度降为 0。仿真中智能汽车速度及行驶位移如图 17 所示。

4.4 仿真数据分析

由图 17 可知,应用传感器感知盲区安全距离模型,经过主动制动仅需 2 s 左右就已经完成驻车,

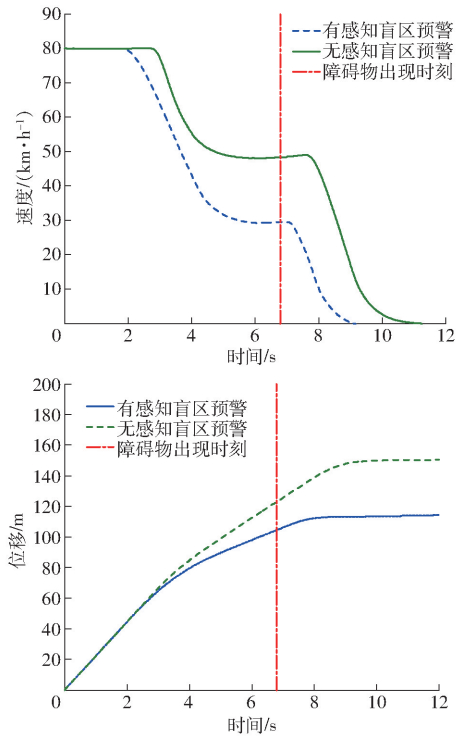


图 17　跟随式感知盲区仿真速度、位移对比

Fig. 17　Speed and displacement comparisons of simulation data on following occluded scenes

且从出现障碍物至自车静止只经过了 7.6 m，小于 10 m，将不会追尾碰撞到前方静止障碍物。应用基于制动过程的安全距离模型，经过主动制动需要 4 s 左右才能完全驻车，并且从出现障碍物至自车静止经过了 30.8 m，大于 10 m，将会追尾碰撞到前方静止障碍物。

4.5　实车试验

采用一辆苏州金龙的海格汽车进行实车试验，该车具备高级辅助驾驶系统，将本文的算法编译进其核心控制器中进行实车试验。在车辆未能达到无人驾驶高等级且待测控制器性能未知的前提下，仍由驾驶员对车辆进行操纵。在无已知危险的情况下，驾驶员不会对制动执行机构进行操作。实车试验主要分为两个方向：①以正常车速在无交通信号灯且视野不开阔的十字路口右转。②以正常车速驶入路边存在高大灌木的弯道。在交岔路口和弯道存在静态障碍物和不存在静态障碍物两种工况下进行实车试验，以低于正常行驶车速通过交岔路口和弯道，渐开式感知盲区实车试验数据如图 18 所示，跟随式感知盲区实车试验数据如图 19 所示。

由图 18a 可知，在考虑渐开式感知盲区的条件下，随着车辆越来越接近交岔路口，车速逐渐降低，降低到安全车速后若未感知到障碍物则适当加速通过渐开式感知盲区；在不考虑传感器感知盲区的条件下，车辆会以较高车速通过渐开式感知盲区。由

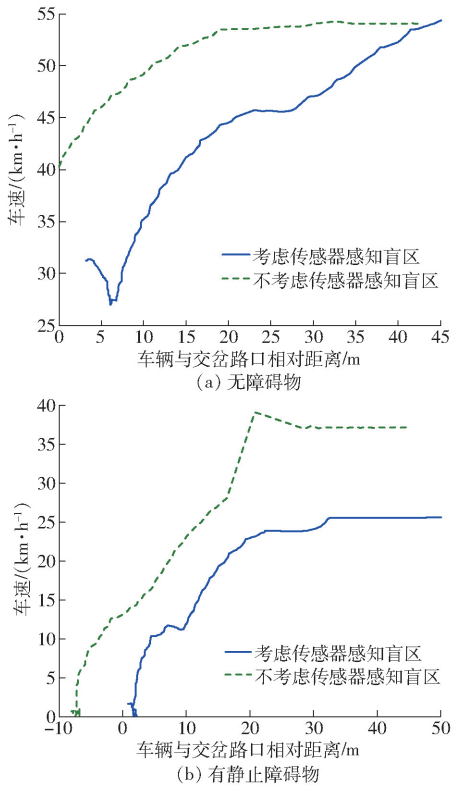


图 18　渐开式感知盲区实车试验数据

Fig. 18　Real vehicle test data on gradually opened occluded scenes

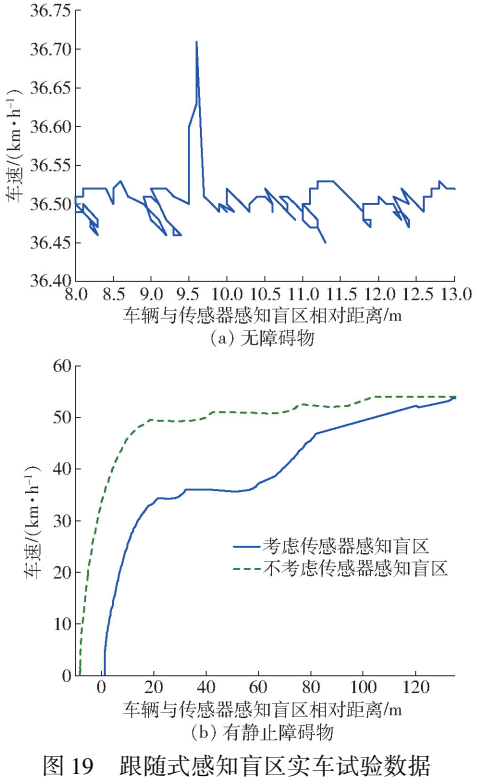


图 19　跟随式感知盲区实车试验数据

Fig. 19　Real vehicle test data on following occluded scenes

图 18b 可知，在考虑渐开式感知盲区的条件下，车辆速度较低，且会提前调整到安全车速，在感知到障碍物后缓慢制动至完全静止，没有与静态障碍物发生碰撞；在不考虑渐开式感知盲区的条件下，车辆依旧

以高速驶向交岔路口,制动完成时已经与静态障碍物发生碰撞,危险程度高。

由图 19a 可知,由于曲线不是随时间的变化曲线,故同一距离处会显示不同车速,车辆速度多变但相对保持稳定。由图 19b 可知,车速会随着车辆的制动平缓下降。

渐开式感知盲区和跟随式感知盲区的实车试验验证了本文主动避撞算法的正确性和有效性,提高了无人驾驶汽车的主动安全性能。

5 结论

(1)提出了潜在交通事故的概念,将传感器信息中道路特征消失边缘作为可视移动障碍物的存在,建立感知盲区数据库,搭建卷积神经网络对感知盲区进行识别,根据其运动变化趋势的不同,分为特征不同的 3 类,囊括了无人驾驶汽车行驶过程中可能出现的大部分传感器感知盲区。

(2)基于传感器感知盲区特征建立了传感器感知盲区安全距离模型,在弯道、交岔路口等道路环境下,感知盲区条件下的安全距离模型效果明显优于现有安全距离模型。

(3)较好的车速控制算法保证了行驶安全性,合适的安全距离能在保证智能汽车安全的基础上使其快速通过弯道、交岔路口等潜在交通事故易发生区域,本文所提出的主动制动系统控制算法能够有效提高智能汽车的主动安全性和道路通过率。

参 考 文 献

[1] WU Zhizhou, YANG Jie, HUANG Luoyi. Study on the collision avoidance strategy at unsignalized intersection based on PreScan simulation[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2013, 96: 1315 - 1321.

[2] 张磊,王建强,李克强,等. 基于驾驶员跟车习惯的报警/避撞算法研究[J]. 汽车工程, 2006,28(4):351 - 355,375.
ZHANG Lei, WANG Jianqiang, LI Keqiang, et al. Research on alert/collision avoidance algorithm based on driver following habits [J]. Automotive Engineering, 2006, 28(4):351 - 355,375. (in Chinese)

[3] 王建强,迟瑞娟,张磊,等. 适合驾驶员特性的汽车追尾报警-避撞算法研究[J]. 公路交通科技,2009,26(增刊 1):7 - 12.
WANG Jianqiang, CHI Ruijuan, ZHANG Lei, et al. Research on vehicle rear-end collision warning-avoidance algorithm suitable for driver characteristics [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2009, 26(Supp. 1): 7 - 12. (in Chinese)

[4] 侯德藻,李克强,郑四发,等. 汽车主动避撞报警方法及其关键技术[J]. 汽车工程,2005,22(4):132 - 135.
HOU Dezao, LI Keqiang, ZHENG Sifa, et al. Vehicle active collision avoidance alarm method and its key technology [J]. Automotive Engineering, 2005, 22(4):132 - 135. (in Chinese)

[5] SILVIA M, MATTHIAS A. Adaptive cruise control with safety guarantees for autonomous vehicles[J]. IFAC-PapersOnLine, 2017, 50(1): 5774 - 5781.

[6] ZHAO Jing, LI Peng. An extended car-following model with consideration of vehicle to vehicle communication of two conflicting streams [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2017, 473(1): 178 - 187.

[7] RUSSO J N, SPROESSER T, DROUHIN F, et al. Risk level assessment for rear-end collision with Bayesian network [J]. IFAC-PapersOnLine, 2017, 50(1): 12514 - 12519.

[8] YAN Gongjun, DANDA B R. Vehicle-to-vehicle connectivity analysis for vehicular ad-hoc networks [J]. Ad Hoc Networks, 2017, 58: 25 - 35.

[9] SHANE T, MARTIN G, EDWARD J, et al. Hybrid testbed for simulating in-vehicle automotive networks [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2016, 66:193 - 211.

[10] SUN Ling, LI Yameng, GAO Jian. Architecture and application research of cooperative intelligent transport systems[J]. Procedia Engineering, 2016, 137:747 - 753.

[11] SERGEI K, PAVEL K. Innovative development of intelligent transport systems based on biocybernetical vehicle control systems [J]. Transportation Research Procedia, 2017, 20: 326 - 333.

[12] MANUEL F, PIEDAD G, FRANCISCO J, et al. A novel approach for traffic accidents sanitary resource allocation based on multi-objective genetic algorithms [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(1): 323 - 336.

[13] 申亮,谢伟东. 永磁直流无刷电机改进的单神经元 PID 自适应控制仿真研究[J]. 机电工程,2011,28(3):369 - 373.
SHEN Liang, XIE Weidong. Simulation research on improved single neuron PID adaptive control of permanent magnet DC brushless motor [J]. Mechanical and Electrical Engineering, 2011, 28(3):369 - 373. (in Chinese)

[14] 葛正,王维锐,王俊鼎,等. 电子机械制动器间隙调整控制策略研究[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(1): 138 - 144.
GE Zheng, WANG Weirui, WANG Junding, et al. Research on electro mechanical brake clearance adjustment control strategy [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2017, 51(1): 138 - 144. (in Chinese)

[15] 杨坤,李静,郭立书,等. 汽车电子机械制动系统设计与仿真[J]. 农业机械学报, 2008,39(8):24 - 27.
YANG Kun, LI Jing, GUO Lishu, et al. Design and simulation of automotive electromechanical brake system [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008,39(8):24 - 27. (in Chinese)

[16] 周经美. GPS 盲区下基于视觉感知的车辆高精度定位技术研究[D]. 西安:长安大学,2017.

ZHOU Jingmei. Research on high-precision vehicle positioning technology based on visual perception in GPS occluded scenes [D]. Xi'an:Chang'an University, 2017. (in Chinese)

[17] ANSELMO F, GILSON G. Convolutional neural network approaches to granite tiles classification [J]. Expert Systems with Applications, Volume, 2017, 84: 1 - 11.

[18] MASSIMILIANO P, ANGELO C. Head pose estimation in the wild using convolutional neural networks and adaptive gradient methods [J]. Pattern Recognition, 2017, 71: 132 - 143.

[19] GU Jiuxiang, WANG Zhenhua, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2018,77:354 - 377.

[20] WANG Xuesong, ZHU Meixin, CHEN Ming, et al. Drivers' rear end collision avoidance behaviors under different levels of situational urgency [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 71: 419 - 433.

[21] 任玥,郑玲,张巍,等. 基于模型预测控制的智能车辆主动避撞控制研究[J]. 汽车工程, 2019,41(4):404 - 410.
REN Yue, ZHENG Ling, ZHANG Wei, et al. A study on active collision avoidance control of autonomous vehicles based on model predictive control [J]. Automotive Engineering, 2019, 41(4):404 - 410. (in Chinese)

[22] 袁朝春,张龙飞,陈龙,等. 基于路面辨识的主动避撞系统制动性能[J]. 吉林大学学报(工学版),2018,48(2):407 - 414.
YUAN Chaochun, ZHANG Longfei, CHEN Long, et al. Braking performance of active collision avoidance system based on road identification [J]. Journal of Jilin University (Engineering Edition), 2018, 48(2):407 - 414. (in Chinese)

[23] 袁朝春,刘慧,陈龙,等. 基于拟人智能决策-规划算法的主动制动系统研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(12):370 - 379.
YUAN Chaochun, LIU Hui, CHEN Long, et al. Investigation of active braking system based on personification intelligent decision planning algorithm [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12):370 - 379. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20171246&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.046. (in Chinese)

(上接第 362 页)

[23] 王喜波, 徐晔晔, 于洁, 等. 高压均质对大豆蛋白柔性和乳化性的影响及相关性分析 [J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 362 - 367.
WANG Xibo,XU Yeye,YU Jie,et al. Effect of high pressure homogenization on flexibility and emulsifying properties of soy protein isolate and correlation analysis[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(6): 362 - 367. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180643&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.06.043. (in Chinese)

[24] WAGNER J R, SORGENTINI D A, ANON M C. Relation between solubility and surface hydrophobicity as an indicator of modifications during preparation processes of commercial and laboratory-prepared soy protein isolates [J]. Journal of Agricultural Food Chemistry, 2000, 48(8): 3159 - 3165.

[25] KAUSHIK P, DOWLING K, MCKNIGHT S, et al. Preparation, characterization and functional properties of flax seed protein isolate [J]. Food Chemistry, 2016, 197: 212 - 220.

[26] ASHOKKUMAR M, LEE J, ZISU B, et al. Hot topic: sonication increases the heat stability of whey proteins [J]. Journal of Dairy Science, 2009, 92(11): 5353 - 5356.

[27] ZISU B, LEE J, CHANDRAPALA J, et al. Effect of ultrasound on the physical and functional properties of reconstituted whey protein powders [J]. Journal of Dairy Res., 2011, 78(2): 226 - 232.

[28] SHEN X, FANG T Q, GAO F, et al. Effects of ultrasound treatment on physicochemical and emulsifying properties of whey proteins pre- and post-thermal aggregation [J]. Food Hydrocolloids, 2017, 63: 668 - 676.

[29] ZISU B, BHASKARACHARYA R, KENTISH S, et al. Ultrasonic processing of dairy systems in large scale reactors [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2010, 17(6): 1075 - 1081.

[30] BOUFI S, HAAJ S B, MAGNIN A, et al. Ultrasonic assisted production of starch nanoparticles: structural characterization and mechanism of disintegration [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2018, 41: 327 - 336.

[31] SUTKAR V S, GOGATE P R. Design aspects of sonochemical reactors: techniques for understanding cavitational activity distribution and effect of operating parameters [J]. Chemical Engineering Journal, 2009, 155(1 - 2): 26 - 36.

[32] MOREL M H, DEHLON P, AUTRAN J C, et al. Effects of temperature, sonication time, and power settings on size distribution and extractability of total wheat flour proteins as determined by size-exclusion high-performance liquid chromatography [J]. Cereal Chemistry, 2000, 77(5): 685 - 691.

[33] TANG C H, WANG X Y, YANG X Q, et al. Formation of soluble aggregates from insoluble commercial soy protein isolate by means of ultrasonic treatment and their gelling properties [J]. Journal of Food Engineering, 2009, 92(4): 432 - 437.

[34] SUI X N, BI S, QI B K, et al. Impact of ultrasonic treatment on an emulsion system stabilized with soybean protein isolate and lecithin: its emulsifying property and emulsion stability [J]. Food Hydrocolloids, 2017, 63: 727 - 734.