

# 基于多任务神经网络的智能网联汽车 环境自动感知研究

刘庆

安徽汽车职业技术学院,安徽 合肥 230601

**摘要:**为提高智能网联汽车的驾驶体验感,基于卷积神经网络原理,在卷积神经网络底层插入双线性插值层,改进卷积神经网络池化层,构建智能网联汽车环境自动感知多任务神经网络。通过多任务神经网络编码器提取采集的汽车环境图像特征,作为语义分割与目标检测解码器的输入,执行多任务神经网络训练操作,采用训练好的神经网络输出智能网联汽车环境自动感知结果。在不同道路环境、光线强度及噪声强度下验证基于多任务网络的智能网联汽车环境自动感知性能。结果表明:该方法在不同道路环境下可实现智能网联汽车环境自动感知,不同光线条件下的目标检测效果较好,网络实用性与语义分割精度较高,能够满足实际智能网联汽车环境自动感知需求。

**关键词:**多任务神经网络;智能网联汽车;环境自动感知;卷积神经网络;双线性插值

**中图分类号:**U471.1;TP273+.5

**文献标志码:**A

**文章编号:**1672-0032(2022)04-0001-07

**引用格式:**刘庆. 基于多任务神经网络的智能网联汽车环境自动感知研究[J]. 山东交通学院学报,2022,30(4): 1-7.

LIU Qing. Research on automatic perception of intelligent connected vehicles towards environment based on multi-task neural network[J]. Journal of Shandong Jiaotong University,2022,30(4):1-7.

## 0 引言

随着科学技术的发展与人民生活水平的提高,汽车成为人们的主要出行工具<sup>[1]</sup>。汽车使用量的增加,导致交通拥堵现象日益严重,交通事故频发,驾驶员的生命和财产安全受到威胁<sup>[2]</sup>。为此,智能化管理成为汽车行业的发展趋势,一种充分利用电动、智能、网联及共享优势的智能网联技术逐渐应用到汽车上<sup>[3]</sup>。智能化是智能网联汽车开发过程的关键,而环境自动感知与检测技术是实现智能化的关键,在汽车智能化中发挥着重要作用<sup>[4]</sup>。

近年来,诸多学者对智能网联汽车环境自动感知方法进行了大量研究。尹慧琳等<sup>[5]</sup>提出了基于层次因子图的智能网联汽车环境感知方法,隗寒冰等<sup>[6]</sup>提出了基于融合历史轨迹的智能网联汽车环境感知方法。这些方法能自动感知汽车环境,在一定程度上减少了交通事故的发生,增强了驾车体验舒适感,但在进行汽车环境感知时,每执行1个任务就需要执行网络更换操作,过程复杂、成本较高,获取的环境信息有限,难以满足深层次的汽车环境感知需求<sup>[7]</sup>。

多任务神经网络由编码器和解码器组成,可以在同1个网络中完成不同的任务<sup>[8]</sup>。本文采用基于多任务神经网络的智能网联汽车环境自动感知方法,在执行环境感知任务时,无需更换网络就可实现语义分割及对目标的跟踪检测,且网络性能与目标检测效果较好,更好地实现交通环境自动感知,降低交通事故发生的概率,满足实际智能网联汽车的环境自动感知需求。

收稿日期:2021-11-23

基金项目:安徽省高等学校自然科学研究项目(KJ2020A1167)

作者简介:刘庆(1985—),男,湖北仙桃人,主要研究方向为新能源汽车技术,E-mail:ccd6846@163.com。

# 1 智能网联汽车环境自动感知多任务神经网络

## 1.1 卷积神经网络原理

卷积神经网络是1类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,是深度学习的代表算法之一,除了具有传统神经网络的良好容错性、自适应性和较强的自学习能力等特点,还具有自动提取特征、权值共享及输入图像与网络结构结合良好等优点,包括卷积层、池化层、批量归一化(batch normalization, BN)层及激活函数层<sup>[9]</sup>。

### 1.1.1 卷积层

卷积层主要负责提取采集的智能网联汽车环境图像特征信息,通过卷积核对特征图像执行滑动操作实现<sup>[10]</sup>。卷积计算过程为:

$$a_{i,j} = f \sum_{m=0}^2 \sum_{n=0}^2 w_{m,n} x_{k+m,l+n} + w_b \square,$$

式中: $a_{i,j}$ 为卷积计算结果; $w_{m,n}$ 为第 $m$ 行第 $n$ 列卷积核的权重; $x_{k+m,l+n}$ 为汽车环境图像中第 $k$ 行第 $l$ 列的元素; $w_b$ 为常数偏置项,一般状况下满足 $w_b=0$ ;  $f(\cdot)$ 为激活函数。

卷积运算过程可归结为:1)对采集到的汽车环境图像执行图像输入操作,图像的分辨率设置为 $5 \times 5$ ;2)将卷积核的大小、步长及 $w_b$ 分别设置为 $3 \times 3$ 、2与0,将激活函数设置为ReLU;3)在输入的汽车环境图像上通过卷积核执行滑动操作,在汽车环境图像对应位置的像素执行乘法与加法操作;4)对经过执行步骤1)~3)操作的汽车环境图像执行输出操作,将输出图像的分辨率设置为 $2 \times 2$ 。

### 1.1.2 池化层

池化层主要包括最大池化操作与平均池化操作2种,与卷积层相比,池化层在执行池化操作时不需要学习参数<sup>[11-13]</sup>。池化操作过程如图1所示。

在池化层中,将输入汽车环境图像的分辨率、池化层及步长分别设置为 $4 \times 4$ 、 $2 \times 2$ 与2;在输出汽车环境图像的左上角放置输入汽车环境图像左上角的4个像素位置的最大像素;在输出汽车环境图像的右上角,通过执行滑动操作,放置输入汽车环境图像右上角的4个像素位置的最大像素;重复执行滑动操作,得到汽车环境感知结果图像。

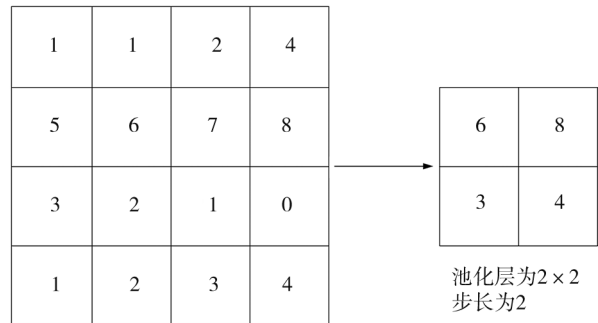


图1 池化操作过程

### 1.1.3 BN层与激活函数层

BN层主要负责执行对卷积层的规范操作,提高网络收敛速度,避免过度拟合现象发生<sup>[14-15]</sup>。激活函数层<sup>[16]</sup>的工作原理是对数据执行非线性映射操作,达到提高网络表达能力的目的。ReLU激活函数用公式表示为:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x),$$

式中 $x$ 为激活函数的自变量。

## 1.2 多任务神经网络

### 1.2.1 多任务神经网络构建

多任务神经网络包括编码器与解码器2部分<sup>[17-18]</sup>。编码器执行提取特征操作,是整个网络构建过程最重要的部分;解码器包括语义分割解码器与目标检测解码器,执行处理特征操作<sup>[19]</sup>。

根据卷积神经网络的原理,将缩放因子为5的双线性插值层添加到卷积神经网络的底层<sup>[20]</sup>,对卷积神经网络的均值池化层执行修改操作。 $H$ 与 $W$ 分别为均值池化层输入的智能网联汽车环境感知特征图像的高与宽, $k_h$ 与 $s_h$ 分别为均值池化层池化窗口的高与步长, $k_w$ 与 $s_w$ 分别为池化窗口的宽与步长,得到

的修改结果为:第1层满足  $k_h = H, k_w = W, s_h = H, s_w = W$ ;第2层满足  $k_h = H/2, k_w = W/2, s_h = H/2, s_w = W/2$ ;第3层满足  $k_h = H/3, k_w = W/3, s_h = H/3, s_w = W/3$ ;第4层满足  $k_h = H/6, k_w = W/6, s_h = H/6, s_w = W/6$ 。

将修改后的卷积神经网络用于智能网联汽车环境感知多任务神经网络中,多任务卷积神经网络结构如图2所示。

在构建的智能网联汽车环境自动感知多任务卷积神经网络中,定义池化层为环境自动感知网络的编码器;在解码器中输入智能网联汽车环境感知图像特征,语义分割解码器执行语义分割操作,结合分割结果利用解码器感知图像特征,根据图像特征感知结果得到智能网联汽车环境感知结果。

### 1.2.2 多任务神经网络训练

进行多任务网络训练时,为更好地执行向前传播操作,需要计算网络的多任务损失,通过计算语义分割损失及目标检测损失实现<sup>[21]</sup>。

语义分割损失计算以共享编码器特征图为媒介,通过求解交叉熵损失函数得到语义分割网络损失

$$O_{seg} = -\frac{1}{N} \sum_{i \in I} \sum_{c \in C} b_i c \square,$$

式中: $N$ 为各训练批次样本数量, $b_i$ 为隶属于类别 $i$ 的数据, $I$ 为类别数量, $c$ 为多任务网络语义分割的类别数据, $C$ 为最大类别数据。

目标检测损失计算通过执行对目标网络的边界坐标损失与求解置信度交叉熵损失函数实现<sup>[22-24]</sup>,求解过程为:

$$O_{1(p,q)} = \frac{1}{N} \sum_{i \in N} \delta_{q_i} |x_{p_i} - x_{q_i}| + |y_{p_i} - y_{q_i}| + |w_{p_i} - w_{q_i}| + |h_{p_i} - h_{q_i}| \square,$$

$$O_{obj-con} = -\frac{1}{N} \sum_{i \in I} \sum_{c \in C} z_i c \square k_i c \square,$$

$$O_{obj} = O_{1(p,q)} + O_{obj-con},$$

式中: $O_{1(p,q)}$ 为目标检测网络边界框坐标损失,其中 $p$ 为预测值, $q$ 为标签; $\delta_{q_i}$ 为边界坐标损失; $x_{p_i}, y_{p_i}$ 分别为目标网络节点 $p_i$ 的横、纵坐标; $x_{q_i}, y_{q_i}$ 分别为目标网络节点 $q_i$ 的横、纵坐标; $w_{p_i}, w_{q_i}$ 分别为 $p_i, q_i$ 的权重; $h_{p_i}, h_{q_i}$ 分别为 $p_i, q_i$ 的深度; $O_{obj-con}$ 为多任务网络的置信度; $z_i(c), k_i(c)$ 分别为 $p_i, q_i$ 的信息熵函数; $O_{obj}$ 为多任务网络的目标损失。

智能网联汽车环境自动感知多任务神经网络的总损失

$$O = \lambda_1 O_{obj} + \lambda_2 O_{seg},$$

式中 $\lambda_1, \lambda_2$ 分别为 $O_{obj}, O_{seg}$ 的损失权重。

在执行智能网联汽车环境自动感知多任务神经网络反向传播操作时<sup>[25-26]</sup>,通过Adam优化函数执行网络权重参数更新操作,网络权重参数更新过程用公式表示为:

$$m_t = \alpha m_{t-1} + (1 - \alpha) g_t,$$

$$n_t = \beta n_{t-1} + (1 - \beta) g_t^2,$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \alpha^t},$$

$$\hat{n}_t = \frac{n_t}{1 - \beta^t},$$

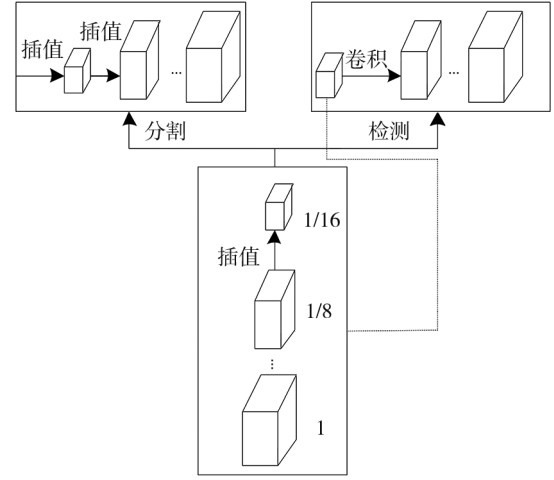


图2 多任务卷积神经网络结构

$$\Delta\theta_t = \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{n}_t} + \varepsilon} \eta,$$

式中: $t$ 为待更新的时间序列, $m_t$ 、 $n_t$ 分别为第 $t$ 个一阶、二阶梯度算子, $m_{t-1}$ 、 $n_{t-1}$ 分别为第 $t-1$ 个一阶、二阶梯度算子, $u$ 、 $v$ 分别对应 $m_{t-1}$ 、 $n_{t-1}$ 的指数衰减率, $g_t$ 为待更新的梯度, $\hat{m}_t$ 与 $\hat{n}_t$ 分别为校正后所得到的一阶、二阶梯度算子, $\Delta\theta_t$ 为参数的更新量, $\varepsilon$ 为使除数不为0设置的数值稳定量, $\eta$ 为参数的初始学习率。

采用小批量训练方法进行智能网联汽车环境自动感知多任务神经网络训练时,分别满足 $\eta=0.0001$ , $\varepsilon=0.00001$ , $u=0.9$ , $v=0.999$ ,在此基础上将网络第二层正规化操作加入到智能网联汽车环境自动感知多任务神经网络训练过程中,避免过度拟合现象的发生,神经网络第二层正规化系数一般为0.0005。

## 2 试验与分析

以A市4种不同环境的道路为试验对象,借助Husky-200移动平台搭建多任务神经网络,验证本文方法在智能网联汽车环境自动感知的性能。

采集到的4种道路图像如图3所示。图3a)中道路1全长1200m,路面平坦,车辆与行人较多;图3b)中道路2全长860m,路面陡峭、弯曲,道路两旁为茂密的森林;图3c)中道路3全长460m,路面布满石子;图3d)中道路4全长560m,路面为土路,不平坦,但路面质量高于道路3。



图3 智能网联汽车道路环境图像

应用本文方法的智能网联汽车在4种不同道路的行驶状态如表1所示。

表1 智能网联汽车行驶状态

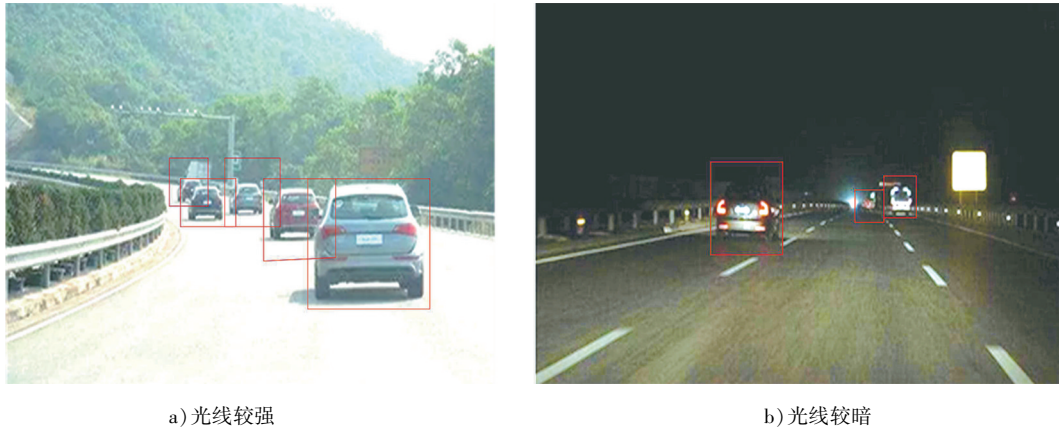
道路	时间段	人为干预次数/次	平均行驶速度/( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ )	图像处理速度/( $\text{f}\cdot\text{s}^{-1}$ )
1	白天	0	19	38
	夜间	0	18	37
2	白天	0	18	38
	夜间	0	17	37
3	白天	2	15	30
	夜间	3	13	26
4	白天	1	16	33
	夜间	2	14	28

由表1可知:智能网联汽车在道路1和道路2行驶时,白天和夜间均能实现道路环境的自动感知,行驶过程中可自行避障,人工干预的次数为0,夜间的平均行驶速度与图像处理速度稍有下降;智能网联汽车在道路3和道路4行驶时,白天和夜间的平均行驶速度与图像处理速度有所下降,行驶过程中出现少



数人工干预状况。说明本文方法可有效感知不同道路环境:路况较好时,可实现自动避障;路况较差时,可通过人工与自动相结合的方式实现避障。

应用本文方法的智能网联汽车在不同光照强度下的目标检测效果如图4所示。



a) 光线较强

b) 光线较暗

图4 智能网联汽车在不同光照强度时的目标检测效果

由图4可知:智能网联汽车在光线较强和光线较暗时均能实现对前方行驶车辆的目标检测,能有效降低交通事故的发生概率,满足智能网联汽车环境自动感知需要。

在实际的智能网联汽车环境自动感知过程中,网络性能直接影响环境感知效果。实时性与网络语义分割精度是衡量智能网联汽车环境自动感知网络性能的重要指标,实时性指每秒处理的汽车环境感知图像帧数,网络语义分割精度指通过真实值与预测值交集与并集比值的平均值,不同噪声下的网络性能如图5所示。

由图5可知:随着噪声干扰增强,智能网联汽车环境感知网络实时性与网络语义分割精度逐渐降低,但曲线下落趋势缓慢,说明采用本文方法的智能网联汽车即使环境自动感知网络中噪声干扰较强,仍具有良好的环境自动感知网络性能,且自动感知精度较高。

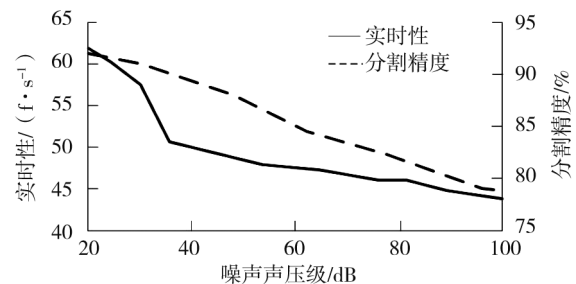


图5 不同噪声下的网络性能

### 3 结语

为提升智能网联汽车的驾驶体验感,设计了基于多任务神经网络的智能网联汽车环境自动感知方法,在不同道路环境、不同光线强度和不同噪声水平下可实现环境自动感知与目标检测,满足实际智能网联汽车环境自动感知需求。应用多任务网络使环境感知效率提高、成本降低,但环境感知的实时性还有待进一步提高。

#### 参考文献:

- [1] 邓天民,岳云霞,杨其芝,等.基于LSTM智能网联汽车高精度定位方法[J].计算机工程与设计,2020,41(3):867-873.  
DENG Tianmin, YUE Yunxia, YANG Qizhi, et al. High-precision positioning method for intelligent connected car based on LSTM[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(3): 867-873.
- [2] 严刚,肖堃,褚文博.智能网联汽车计算平台虚拟化技术研究[J].汽车工程,2020,42(1):33-37.  
YAN Gang, XIAO Kun, CHU Wenbo. Research on virtualization technology for computing platform of intelligent connected vehicles[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(1): 33-37.
- [3] 王艺,蔡英凤,陈龙,等.基于模型预测控制的智能网联汽车路径跟踪控制器设计[J].机械工程学报,2019,55(8):

- 136-144.
- WANG Yi, CAI Yingfeng, CHEN Long, et al. Design of intelligent and connected vehicle path tracking controller based on model predictive control[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(8): 136-144.
- [4] 毕俊蕾, 朱宗强, 李致远. 智能网联车环境下基于路段评分的数据转发模型[J]. 数据采集与处理, 2019, 34(6): 1030-1038.
- BI Junlei, ZHU Zongqiang, LI Zhiyuan. Road section scoring-based data forwarding model for intelligent connected vehicles [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2019, 34(6): 1030-1038.
- [5] 尹慧琳, 伍淑莉, 王亚伟, 等. 基于层次因子图的智能车环境感知和态势认知模型[J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2528-2534.
- YIN Huilin, WU Shuli, WANG Yawei, et al. An intelligent vehicle environment perception and situation cognition model based on hierarchical factor graph[J]. Control and Decision, 2020, 35(10): 2528-2534.
- [6] 隋寒冰, 曹旭, 赖锋. 智能汽车环境感知算法测试评价系统开发[J]. 中国机械工程, 2018, 29(19): 2298-2305.
- WEI Hanbing, CAO Xu, LAI Feng. Development of environmental perception algorithm test evaluation system for intelligent vehicles[J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(19): 2298-2305.
- [7] 李林恒, 甘婧, 曲棚, 等. 智能网联环境下基于安全势场理论的车辆跟驰模型[J]. 中国公路学报, 2019, 32(12): 76-87.
- LI Linheng, GAN Jing, QU Xu, et al. Car-following model based on safety potential field theory under connected and automated vehicle environment[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(12): 76-87.
- [8] 李擎宇, 陈建文, 鲍拯. 认知天波雷达环境感知波形设计算法研究[J]. 雷达科学与技术, 2020, 18(3): 267-273.
- LI Qingyu, CHEN Jianwen, BAO Zheng. Waveform design of environment sensing for cognitive skywave radar[J]. Radar Science and Technology, 2020, 18(3): 267-273.
- [9] 甘兴旺, 魏汉迪, 肖龙飞, 等. 基于视觉的船舶环境感知数据融合算法研究[J]. 中国造船, 2021, 62(2): 201-210.
- GAN Xingwang, WEI Handi, XIAO Longfei, et al. Research on vision-based data fusion algorithm for environment perception of ships[J]. Shipbuilding of China, 2021, 62(2): 201-210.
- [10] 隋寒冰, 陈尧, 贾志杰, 等. 融合历史轨迹的智能汽车城市复杂环境多目标检测与跟踪算法[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(10): 132-140.
- WEI Hanbing, CHEN Yao, JIA Zhijie, et al. A multi-target detection and tracking algorithm incorporating historical trajectories for intelligent vehicles in urban complicated conditions[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(10): 132-140.
- [11] 苏正青, 马巧梅. 基于卷积神经网络的交通标志模糊影像识别[J]. 计算机仿真, 2020, 37(1): 117-120.
- SU Zhengqing, MA Qiaomei. Traffic image fuzzy image recognition simulation based on convolution neural network[J]. Computer Simulation, 2020, 37(1): 117-120.
- [12] 田煜, 贾瑞生, 邓梦迪, 等. 基于卷积神经网络的模糊车牌图像超分辨率重建方法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(11): 159-164.
- TIAN Yu, JIA Ruisheng, DENG Mengdi, et al. A super-resolution reconstruction method based on convolutional neural network in the field of fuzzy license plate image[J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(11): 159-164.
- [13] 陈胜娣, 魏维, 何冰倩, 等. 基于改进的深度卷积神经网络的人体动作识别方法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(3): 945-949.
- CHEN Shengdi, WEI Wei, HE Bingqian, et al. Action recognition based on improved deep convolution neural network[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(3): 945-949.
- [14] 池涛, 王洋, 陈明. 多层局部感知卷积神经网络的高光谱图像分类[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2020, 57(1): 103-112.
- CHI Tao, WANG Yang, CHEN Ming. Hyperspectral image classification of multi-layer local perceptual convolutional neural networks[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2020, 57(1): 103-112.
- [15] 刘子维, 张旭晴, 王明常, 等. 改进卷积神经网络模型在遥感图像场景分类中的应用[J]. 世界地质, 2020, 39(4): 953-959.
- LIU Ziwei, ZHANG Xuqing, WANG Mingchang, et al. Application of improved convolutional neural network model in remote sensing image scene classification[J]. Global Geology, 2020, 39(4): 953-959.
- [16] 贺扬, 成凌飞, 张培玲, 等. 一种新型激活函数: 提高深层神经网络建模能力[J]. 测控技术, 2019, 38(4): 50-53.

- HE Yang, CHENG Lingfei, ZHANG Peiling, et al. Application of activation function of deep neural network [J]. Measurement & Control Technology, 2019, 38(4): 50-53.
- [17] 俞佳莺. 多任务网络不协调信息目标路径预测系统设计[J]. 电子设计工程, 2019, 27(20): 88-91.  
YU Jiaying. Design of multi-task network uncoordinated information target path prediction system [J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(20): 88-91.
- [18] 盖贇, 荆国栋. 多尺度密集网络在红外和可见光图像融合应用[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(11): 336-341.  
GE Yun, JING Guodong. Application of multi-scale DenseNet in image fusion for visual image and infrared image [J]. Computer Systems & Applications, 2021, 30(11): 336-341.
- [19] 肖思宇, 吴丁娟. 基于神经网络与模糊理论的模糊自编码器[J]. 信息技术, 2020, 44(4): 5-9.  
XIAO Siyu, WU Dingjuan. Fuzzy autoencoder based on neural network and fuzzy theory [J]. Information Technology, 2020, 44(4): 5-9.
- [20] 徐先峰, 张丽, 郎彬, 等. 引入感知模型的改进孪生卷积神经网络实现人脸识别算法研究[J]. 电子学报, 2020, 48(4): 643-647.  
XU Xianfeng, ZHANG Li, LANG Bin, et al. Research on inception module incorporated siamese convolutional neural networks to realize face recognition [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(4): 643-647.
- [21] 盖建新, 薛究峰, 吴静谊, 等. 基于深度卷积神经网络的协作频谱感知方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(10): 2911-2919.  
GAI Jianxin, XUE Xianfeng, WU Jingyi, et al. Cooperative spectrum sensing method based on deep convolutional neural network [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(10): 2911-2919.
- [22] 张翠文, 张长伦, 何强, 等. 目标检测中框回归损失函数的研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 97-103.  
ZHANG Cuiwen, ZHANG Changlun, HE Qiang, et al. Research on loss function of box regression in object detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 97-103.
- [23] 徐亮, 符冉迪, 金炜, 等. 基于多尺度特征损失函数的图像超分辨率重建[J]. 光电工程, 2019, 46(11): 1-9.  
XU Liang, FU Randi, JIN Wei, et al. Image super-resolution reconstruction based on multi-scale feature loss function [J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(11): 1-9.
- [24] 汪璟玢, 赖晓连, 雷晶, 等. 基于注意力机制的多尺度空洞卷积神经网络模型[J]. 模式识别与人工智能, 2021, 34(6): 497-508.  
WANG Jingfen, LAI Xiaolian, LEI Jing, et al. Multi-scale dilated convolution neural network model based on attention mechanism [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021, 34(6): 497-508.
- [25] 杨鹤标, 龚文彦. 基于卷积神经网络的反向传播算法改进[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(1): 126-130.  
YANG Hebiao, GONG Wenyan. Improvement of back propagation algorithm based on convolution neural network [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(1): 126-130.
- [26] 李世宝, 陈瑞祥, 刘建航, 等. 基于反向传播神经网络改进的增益修改卡尔曼滤波算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(5): 1196-1200.  
LI Shibao, CHEN Ruixiang, LIU Jianhang, et al. Improved modified gain extended Kalman filter algorithm based on back propagation neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(5): 1196-1200.

## Research on automatic perception of intelligent connected vehicles towards environment based on multi-task neural network

LIU Qing

Anhui Automobile Vocational and Technical College, Hefei 230601, China

**Abstract:** In order to improve the driving feeling of intelligent connected vehicles, the automatic sensing method  
(下转第 17 页)