

复杂环境下自适应去雾的YOLOv3汽车识别算法

杨秀璋, 武帅, 李娜, 杨雯雯, 廖文婧, 周继松

引用本文

杨秀璋, 武帅, 李娜, 杨雯雯, 廖文婧, 周继松. [复杂环境下自适应去雾的YOLOv3汽车识别算法](#)[J]. 计算机科学, 2023, 50(11A): 220700147-8.

YANG Xiuzhang, WU Shuai, LI Na, YANG Wenwen, LIAO Wenjing, ZHOU Jisong. [YOLOv3 Vehicle Recognition Algorithm for Adaptive Dehazing in Complex Environments](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(11A): 220700147-8.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于边缘引导的多尺度医学影像分割方法](#)

Medical Image Segmentation Based on Multi-scale Edge Guidance

计算机科学, 2023, 50(11A): 220900059-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900059>

[基于语义注意力的医学图像超分辨率方法](#)

Medical Image Super-resolution Method Based on Semantic Attention

计算机科学, 2023, 50(11A): 221200107-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221200107>

[一种基于因果推理的垃圾分类方法](#)

Novel Method for Trash Classification Based on Causal Inference

计算机科学, 2023, 50(11A): 220800218-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800218>

[接诉即办智能派单业务调度算法研究](#)

Study on Scheduling Algorithm of Intelligent Order Dispatching

计算机科学, 2023, 50(11A): 230300029-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300029>

[基于LSTM神经网络的QPSK智能接收机设计](#)

Design of QPSK Intelligent Receiver Based on LSTM Neural Network

计算机科学, 2023, 50(11A): 230200219-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200219>

复杂环境下自适应去雾的 YOLOv3 汽车识别算法

杨秀璋¹ 武帅² 李娜³ 杨雯雯⁴ 廖文婧¹ 周继松¹

¹ 贵州财经大学信息学院 贵阳 550025

² 南京农业大学信息管理学院 南京 210003

³ 中国船舶工业系统工程研究院 北京 100094

⁴ 陕西省图书馆 西安 710000

(1455136241@qq.com)

摘要 复杂环境因素会严重影响道路汽车目标检测算法的性能,传统方法识别精度较低且感知慢,严重威胁交通安全,为此提出一种融合自适应图像去雾的 YOLOv3 汽车识别算法。首先,在图像预处理阶段构建自适应图像去雾算法,融合 ACE 去雾算法和暗通道去雾算法,有效降低雨雾图像噪声;其次,利用改进的 YOLOv3 算法识别和定位汽车位置;最后,通过详细的对比实验证明方法的有效性,并准确识别出复杂天气中行驶的车辆。实验结果表明,所提方法能有效降低雨雾情况下的噪声,对行驶车辆进行有效定位,其精确率、召回率和 F1 值分别为 0.944、0.934 和 0.939,均高于传统 SSD,YOLO 和 YOLOv3 算法,并且具有较好的鲁棒性和速度,这将为智慧交通的发展提供理论基础并具有实践意义。

关键词: 深度学习;自适应图像去雾;YOLOv3;汽车识别;目标检测。

中图分类号 TP391.4

YOLOv3 Vehicle Recognition Algorithm for Adaptive Dehazing in Complex Environments

YANG Xiuzhang¹, WU Shuai², LI Na³, YANG Wenwen⁴, LIAO Wenjing¹ and ZHOU Jisong¹

¹ School of Information, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China

² School of Information Management, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210003, China

³ Systems Engineering Research Institute, Beijing 100094, China

⁴ Shaanxi Library, Xi'an 710000, China

Abstract In view of the complex environmental factors will seriously affect the performance of road vehicle target detection algorithms, traditional methods have low recognition accuracy and slow perception, which seriously threatens traffic safety. This paper proposes a YOLOv3 vehicle recognition algorithm based on adaptive image dehazing. First, an adaptive image dehazing algorithm is constructed in the image preprocessing stage. The ACE dehazing algorithm and the dark channel dehazing algorithm are combined to effectively reduce the noise of rain and fog images. Second, the improved YOLOv3 algorithm is used to identify and locate the car position. Finally, the effectiveness of the method is demonstrated through detailed comparative experiments, and the vehicles driving in complex weather are accurately identified. Experimental results show that the proposed method can effectively reduce the noise in rain and fog conditions, and can effectively locate the driving vehicle. Its precision, recall and F1 value is 0.944, 0.934 and 0.939, respectively, which is higher than that of traditional SSD, YOLO and YOLOv3 algorithms. It has good robustness and speed, which will provide theoretical basis for the development of intelligent transportation and has practical significance.

Keywords Deep learning, Adaptive image dehazing, YOLOv3, Vehicle recognition, Target detection

1 概述

随着城市化进程的不断推进和物质生活的不断改善,人们日常出行方式发生了明显变化,汽车已逐步成为日常生活中的代步工具。随着城市机动车辆数目不断增加,城市公共安全压力也随之增大。为规范交通安全,打击违规、违法行为,街道、路口均增设智慧交通系统^[1],以实现有效监管行人、

机动车辆与非机动车辆交通行为规范^[2]。同时,无人车驾驶技术也需要对行驶的车辆进行有效识别。

车辆识别^[3]作为智慧交通系统的主要功能,是对探头拍摄图片进行目标车辆检测,确认目标车辆位置并对其进行有效识别^[4]。良好的光照条件是确保图像清晰的首要条件,然而现实探头拍摄车辆图片时,由于光照角度、自然天气、探头水雾、周围环境等外界因素影响,智慧交通拍摄的车辆图像

基金项目:贵州省省级科技计划项目(黔科合基础[2020]1Y279);贵州财经大学 2021 年度校级项目(2021KYQN03)

This work was supported by the Guizhou Science and Technology Plan Project(qiankehe foundation [2020]1Y279) and Guizhou University of Finance and Economics Scientific Research Fund Project(2021KYQN03).

通信作者:武帅(472191973@qq.com)

存在大量噪声,影响了计算机识别的效果^[5]。因此,利用图像增强^[6]和图像复原^[7]技术对存在噪声的图像进行有效处理,实现图像去雾,获取清晰度较高的图像具有重要的研究意义。针对雨、雾、霾、雪及光线等因素会严重影响道路目标汽车检测算法的性能,无法第一时间准确感知行驶的汽车,给交通安全造成严重威胁。本文提出一种复杂环境下的道路汽车识别算法,通过在图像预处理阶段构建自适应图像去雾算法,改进YOLOv3算法以实现复杂环境下的车辆识别。

2 相关研究现状

车辆识别作为计算机视觉^[8]领域的重要研究内容,在智慧交通系统中扮演着重要的角色。复杂环境下的车辆图像处理方法可分为两类:一类是利用图像增强技术对原始图片进行去噪,以均衡化处理算法^[9]为代表;另一类是对原始图像采用图像复原技术进行去噪,以暗通道先验算法^[10]为代表。

2.1 传统车辆识别技术

在基于机器学习方法的车辆识别方法中,特征表达的优劣直接影响最终识别性能。常见的机器学习的车辆识别方法主要分为全局特征、局部特征以及三维特征。但在现实应用中,天气、光照等原因造成车辆视觉特征变化,从而影响机器学习模型的识别效果。为改善机器学习模型在复杂环境下的识别效果,学者们提出各种算法优化方案来提升模型识别准确性。

Liu等^[11]利用 Haar 小波特征方法进行特征提取,再利用支持向量机进行指标参数筛选,最后将特征参数输入 Ada-Boost 分类器进行有效分类,识别结果具有较好的鲁棒性。Chen等^[12]在基于机器学习和计算机视觉的图像检测模式上,结合尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transformation, SIFT)池化的特征提取模型,有效提升车辆识别准确率。Yang等^[13]利用双通道 Gabor 滤波器提取图像的多尺度方向特征,再联合 AdaBoost 与 Cascade 分类器进行有效分类,最后利用灰度信息熵对称性测度完成车辆检测识别,具有较好的识别精确度。

基于机器学习的车辆识别侧重于以理想特征来实现车辆识别。但现实应用中,车辆样本丰富、交通复杂、天气多变都不利于该类车辆识别,普及性不高。

2.2 基于深度学习的车辆识别技术

随着神经网络在计算机视觉领域的发展,车辆识别已成为该领域的热点研究问题。Chen等^[14]在 Tracking-By-Detection 模式的基础上提出一种基于 YOLOv3 和 Deep Sort 的车流量检测算法,提升车流量检测效果。Huang等^[15]针对车辆识别系统中类型识别效率低的问题,采用交互比损失作为图像损失,结合自适应空间、逐层的特征融合方法改进传统 CenterNet 算法,平均精度提升 5 个百分点。Mao等^[16]利用 Soft-NMS 取代传统 NMS 机制,解决车辆重叠导致目标检测框丢失现象。常丽等^[17]融合 YOLOv5s 核 SRGAN 算法,并引入 CBAM 注意力机制模块核梯度均衡机制,整体提升模型识别效果。

基于深度学习的车辆识别需要借助大量实验数据进行测试,需要不断更新车辆类别和采集环境变化的数据集,以实现更精准的车辆识别。同时,针对复杂环境和变化天气的车辆识别技术仍然不成熟,基于此,本文研究

复杂环境下行驶汽车的目标检测问题。

2.3 图像去雾

雨水、雾霾、夜色等是复杂环境重要影响因素之一,为提高雨雾环境下的图像识别效果,国内外学者对图像去雾技术展开大量研究。主流去雾算法可分为 4 类:基于多幅图像的去雾算法、基于图像增强的去雾算法、基于物理模型的去雾算法以及基于神经网络的去雾算法。当前主流去雾算法为基于物理模型的去雾算法和基于神经网络的去雾算法。

基于物理模型的去雾算法的代表为暗通道先验,其原理为利用软取算法对透射率进行优化,进而实现图像去雾。但该算法的使用范围存在局限性,目标场景不能与自然光类似。部分学者就此进行深入研究,给出了切实可行的优化方案。Zhuang等^[18]在传统暗通道先验算法基础上结合自动色阶优化,有效保留图像颜色质量。He等^[19]提出一种结合相似性结构的暗通道先验去雾算法,对透射率进行优化。Yang等^[20-21]通过直方图均衡化、对数变换和伽马变换有效增强图像色彩,并实现对水族文字的识别。Gao等^[22]在暗通道先验算法获取初始透射率图之后,结合 Hessian 正则项的二阶差分模型进行细化,获取去雾图像,较好地保持了纹理细节。Xie等^[23]结合暗通道先验的原理,提出一种结合峰值信噪比的暗通道去雾算法,提高了去雾后图像的细节清晰度。Liu等^[24]考虑到雾天图像拍摄由于透射率值不准确易造成光晕等现象,在传统暗通道先验算法的基础上融合引导滤波优化的色彩恢复多尺度视网膜算法(GF-MSRCR),有效保留图像细节信息,消除光晕。

基于神经网络的去雾算法的代表为卷积神经网络,该网络的表征学习能力能够有效发觉输入信号与输出信号间的映射关系,结合多层卷积和池化操作,能有效降低图像处理的复杂度。Li等^[25]就残影问题,融合注意力机制与残差密度块的单幅图像去雾网络,增强传统神经网络对去雾图像细节的恢复能力。Wang等^[26]改进 Faster R-CNN 模型并将其应用于车辆识别领域。Chen^[27]将传统同态滤波的函数改进为巴特沃斯滤波器,提升了图像去雾性能。Chen等^[28]提出一种基于并联卷积神经网络以端对端的方式实现的单幅图像去雾算法,无雾图像具有较好对比度和清晰度。

2.4 复杂环境下的车辆识别任务

现阶段常用于对复杂环境下目标物体快速定位与识别的算法,主要包括卷积神经网络区域候选模型(Region-based Convolutional Neural Network, RCNN)^[28]、目标检测(Single Shot Multibox Detector, SSD)^[29],以及 YOLO(You Only Look Once)^[30]。

为提升了复杂环境下车辆识别的效果,研究者们提出了不同的解决方案。Zhou等^[31]针对自然场景中车辆信息难以获取的问题,提出一种基于多色彩空间信息的深度神经网络模型(MultiColor-Net),降低了计算复杂度,提高了识别准确率。Qiu等^[32]针对相似外观车辆难以区分的现象,设计了一种基于细节感知的判别特征学习模型,有效提升了现阶段车辆重识别效果。为解决外形类似车辆误检问题,Ning等^[33]结合空洞空间金字塔池化(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP),改进了传统 Faster R-CNN 结构模型,增强了多尺度信息的获取,具有较高的车辆识别精度。Tang等^[34]针对智慧交通系统的监控相机以单目相机为主,不能有效获取车辆

三维信息,利用深度学习卷积神经网络中的YOLO模型对目标车辆进行二维检测,再结合非线性优化求解算法获取车辆信息。

总之,RCNN模型由于缺乏快速定位图像目标物体的能力,在单一图像处理上易造成重复计算,浪费大量时间。SSD模型在处理小规格图片时性能占优,但随着图片规格增加,效率下降。两种模型均不能达到智慧交通系统所要求的实时预测。YOLO模型只需对每个单位进行单次候选框确认,有着较高准确率,但仍无法在复杂且快速变化的自然环境下实现对多类别物体的有效识别。

针对雨、雾、霾、雪及光线等因素会严重影响道路汽车目标检测算法的性能,无法第一时间准确感知行驶的汽车,给交通安全造成严重威胁,本文提出一种复杂环境下的道路汽车识别算法。通过在图像预处理阶段构建自适应图像去雾算法,融合ACE去雾算法和暗通道去雾算法来降低图像噪声,再利用YOLOv3算法实现汽车的目标检测,最终准确识别复杂天气中行驶的汽车,并且能较好地解决小目标识别不佳的问题。

3 复杂环境汽车识别算法设计

针对复杂环境会严重影响道路汽车目标检测算法的性能,给交通安全造成严重威胁,本文提出一种复杂环境下融合自适应图像去雾的YOLOv3目标检测算法。

3.1 算法总体框架

本文提出了融合自适应图像去雾的YOLOv3汽车识别算法,并应用于复杂环境下道路行驶汽车的检测,算法总体框架如图1所示。

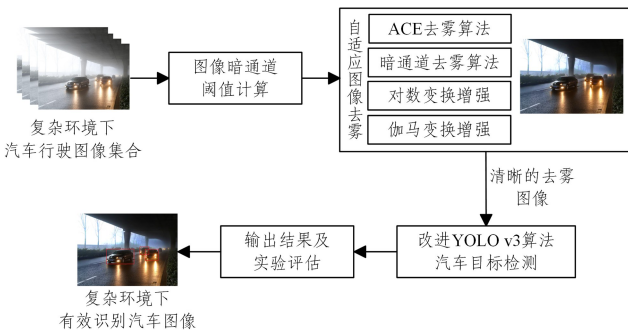


图1 算法框架图

Fig.1 Algorithm framework

具体处理流程包括5个核心步骤:

(1)对所采集的复杂环境下汽车行驶图像集合执行阈值计算操作,结合图像暗通道、光线和灰度计算每幅图像的平均灰度值,再得出不同复杂天气的灰度值阈值对照表。

(2)对汽车行驶数据集进行预处理操作,包括图像标准化处理、数值特征转换、数据归一化处理、图像数据标注等。

(3)利用本文提出的自适应图像去雾算法实现对复杂环境下行驶汽车的图像增强。该算法结合目标像素点与周围相似点的明暗程度、整体图像的平均灰度值和暗通道先验假设来实现图像去雾和增强处理,结合阈值来选择不同的处理方法,包括ACE去雾算法、暗通道去雾算法、对数变换增强和伽马变换增强,最终提升图像对比度,降低复杂环境对汽车目标检测的影响。

(4)结合自适应图像去雾改进YOLOv3算法,并对处理

后的图像进行汽车识别。该模型采用多尺度特征融合来完成目标检测。

(5)输出复杂环境下行驶汽车的识别结果,并进行详细的对比实验和算法评估。

通过上述步骤,本文提出的算法能实现对复杂环境下行驶的汽车进行识别,并提高识别的准确率,获得更清晰的图像,这也为后续该算法在复杂环境下汽车识别场景及应用提供支撑。

3.2 ACE去雾算法

ACE(Automatic Color Equalization)算法通常被称为自动色彩均衡算法,是由Rizzi等^[35]于2003年在Retinex算法基础上改进的图像增强算法^[36]。ACE算法是一种模仿人类视觉系统实现色彩矫正和图像增强的方法,其通过计算目标图像的像素点与周围像素点的明暗程度及关系来实现色彩和亮度均衡,被广泛应用于图像增强和去噪领域^[37]。

ACE算法包括两个核心步骤:

(1)色彩及空域调整。对原始图像实施色彩和空域调整处理,计算每个像素点的 $R(x)$ 值,如式(1)所示,最终实现图像色差校正和空域重构。

$$R(x) = \sum_{y \in \Omega} \frac{S_a(I(x) - I(y))}{d(x-y)}, x \in \Omega \quad (1)$$

其中, $I(x)$ 和 $I(y)$ 是两个不同像素点的亮度,其差值为 x 和 y 两个像素点的亮度差; $S_a(t)$ 表示亮度表现函数,通常是奇函数,从而实现局部图像对比度调整,该函数能放大较小的差异且丰富图像细节,最终根据局部像素来扩展或压缩动态范围;分母 $d(x-y)$ 表示距离度量函数,即两点间的欧氏距离。本文的亮度表现函数为Saturation函数,通过计算饱和度更好地实现对比度增强。其计算方法如式(2)所示:

$$S_a(x) = \begin{cases} 1, & x < -\alpha \\ \frac{x}{\alpha}, & -\alpha < x < \alpha \\ -1, & x > \alpha \end{cases} \quad (2)$$

(2)动态拉伸全局调整。对图像进行动态扩展并映射到指定空间中,其计算式如(3)所示。 $\min R$ 和 $\max R$ 分别是最小值和最大值。

$$L(x) = \frac{R(x) - \min R}{\max R - \min R} \quad (3)$$

综上所述,ACE算法能有效实现图像增强和去噪,本文将其运用于复杂环境下行驶汽车图像的去雾处理,输出结果如图2所示。其中,图2(a)为大雾中行驶的汽车图像,目标检测算法较难精准识别出汽车的位置,从而阻碍交通安全;图2(b)是经过ACE算法处理后的图像,可以看到汽车和背景图像被有效区分,这将为后续复杂天气的汽车识别提供有效支撑。



(a)复杂环境图像

(b)ACE算法处理后

图2 ACE算法处理复杂环境图像

Fig.2 ACE algorithm for complex environment image processing

3.3 暗通道去雾算法

近年来,雨、雾、霾、雪等复杂天气环境给交通出行和日常

生活带来了巨大的安全隐患,如何有效去雾和消除噪声成为计算机视觉领域的重要研究内容。2009年,He等^[38]提出经典的暗通道先验(Dark Channel Prior,DCP)去雾算法,结合大气散射模型实现图像去雾。本文的自适应图像去雾算法会根据环境计算阈值,在适当场景选择该算法实施去雾处理。其中,大气散射模型定义如(4)所示。

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1-t(x)) \quad (4)$$

其中, $I(x)$ 表示有雾或待去雾的图像, $J(x)$ 表示要恢复的无雾图像, A 为全球大气光照值, $t(x)$ 表示透射率; $J(x)t(x)$ 表示场景直接衰减项,即无雾图像投射后作用到成像设备的结果; $A[1-t(x)]$ 表示环境光项,对应大气光值散射作用到成像设备的雾化结果。下面详细介绍暗通道去雾算法的实现过程。

首先,在暗通道先验理论中,He等^[38-39]通过统计大量的室外无雾图像发现,三色通道(RGB)图像的非天空区域至少存在一个亮度最低的通道,并且几乎接近于0。因此,图像暗通道可以按照式(5)进行定义。

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y) \right) \quad (5)$$

其中, $J^c(x)$ 表示无雾彩色图像 c 通道的像素值, c 包括R(红)、G(绿)、B(蓝)三通道, J^{dark} 表示暗通道图像, $\Omega(x)$ 表示以像素 x 为中心的窗口。

结合暗通道去雾算法的先验理论,无雾图像的非天空区域 $J(x)$ 的暗通道趋于0,即 $J^{\text{dark}}(x) \rightarrow 0$ 。接着将大气散射模型式(4)变形为式(6)。

$$\frac{I^c(x)}{A^c} = \frac{J^c(x)}{A^c} t(x) + (1-t(x)) \quad (6)$$

其次,假设窗口透射率 $t(x)$ 是常数,记为 $\tilde{t}(x)$ 。由于 A 值已知,对式(6)两端同时执行两次最小值计算,得到式(7)。其中, $J(x)$ 是恢复的无雾图像。

$$\min \left(\min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \tilde{t}(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{J^c(y)}{A^c} \right) + 1 - \tilde{t}(x) \quad (7)$$

结合暗通道先验理论,可以得到式(8)。

$$J^{\text{dark}}(x) = \min(\min J^c(y)) = 0 \quad (8)$$

再次,将式(8)带入式(7)得到透射率的预估计,如式(9)所示。

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \quad (9)$$

此外,由于现实空气中会存在颗粒,即使是晴空万里也会让人感受到雾或景深。因此图像去雾处理过程中需要保留一定程度的雾化效果,通过引入0到1之间的透射率权重 ω 对式(9)进行修正,得到式(10)。其中,因子 ω 常用值为0.95。

$$\tilde{t}(x) = 1 - \omega \cdot \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \quad (10)$$

最后,现实中大气光值 A 可以利用暗通道图从原始雾图中获取,并且为避免白场过度,设置透射率下限值 t_0 ,再将计算的大气光值和透射率带入式(10),得到最后的暗通道去雾算法计算式如式(11)所示:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (11)$$

本文对该算法进行改进,提出一种自适应图像的去雾算法。通过图像暗通道、光线、灰度计算得到对应阈值,再选择不同的图像去雾算法。该算法更适用于复杂环境

下行汽车图像识别。图3给出了经过暗通道去雾算法处理的效果。



(a) 复杂环境图像

(b) 暗通道去雾处理后

图3 暗通道去雾算法处理复杂环境图像

Fig. 3 Dark channel dehazing algorithm for complex environment image processing

图3(a)是大雾天气在桥下行驶的汽车图像,光线和水雾干扰了交通出行,并且对交通灯和无人驾驶的目标检测系统造成巨大的影响;图3(b)是经过暗通道去雾算法处理后的图像,能清晰观察到汽车和背景图像,从而证明了本文提出算法的有效性。

3.4 自适应图像去雾算法

本文提出一种自适应图像去雾算法,该算法流程图如图4所示,通过计算暗通道阈值 T_{\max} 和 T_{\min} 执行不同的图像去雾和图像增强处理。

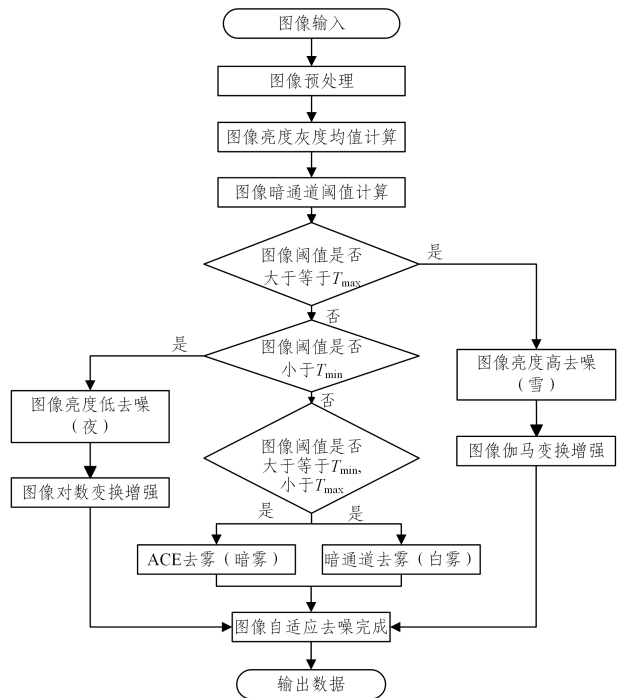


图4 自适应图像去雾算法流程

Fig. 4 Adaptive image dehazing algorithm process

整个算法的核心思想是自适应,结合多种复杂环境场景实现不同类型的去雾处理。当图像暗通道阈值大于 T_{\max} 时,图像亮度和灰度过高,选择图像伽马变换去噪处理;当图像暗通道阈值小于 T_{\min} 时,图像亮度和灰度过低,选择图像对数变化增强;当图像置于 $[T_{\min}, T_{\max}]$ 区间,结合光线适应的白雾或暗雾,选择ACE去雾算法或暗通道去雾算法。

复杂环境通常包括黑夜或雾霾,传统汽车识别算法的效果较差,图5给出了黑夜大雾天行驶汽车的对比图。其中,图5(a)是原始图像,无法较好地分辨外部环境和行驶的车辆;

图 5(b)是直方图均衡化处理图像,处理后的图像存在光圈噪声;图 5(c)是 Retinex 算法处理效果,处理后最右边的黑色汽车与夜色更加接近,从而无法有效识别汽车;图 5(d)是本文自适应图像去雾算法处理后的图像,3 辆汽车清晰可见,这将为后续汽车目标检测提供支撑。



图 5 自适应图像去雾算法对比效果

Fig. 5 Comparison of adaptive image dehazing algorithms

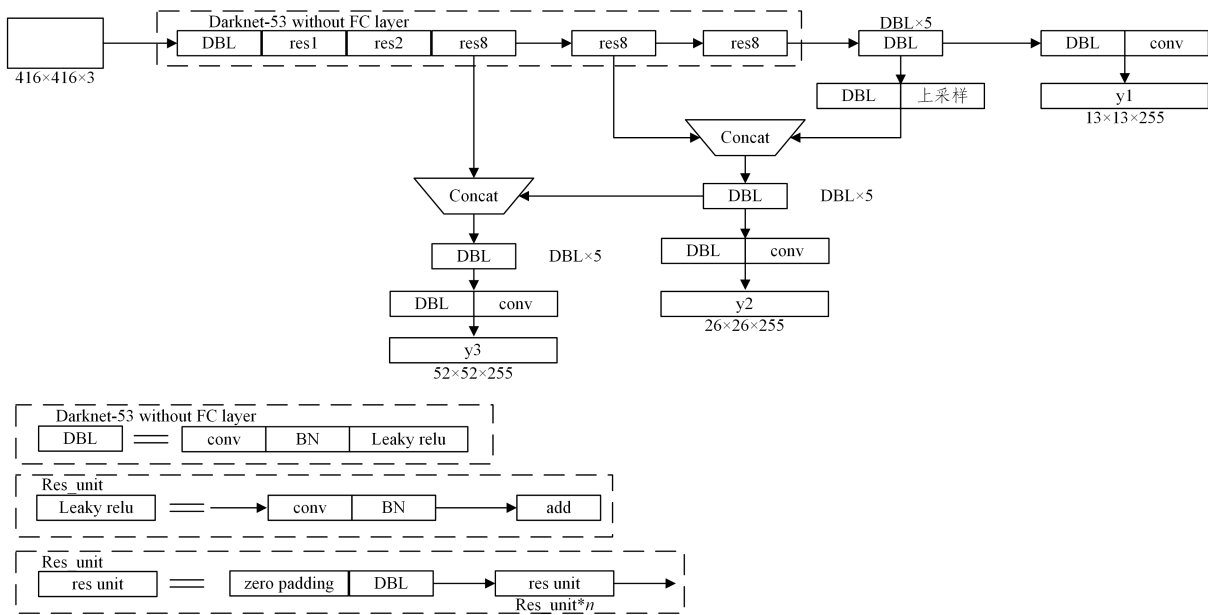


图 6 YOLOv3 模型结构

Fig. 6 YOLOv3 model structure

图 6 中虚线表示用于提取目标图像特征的主干网 Darknet-53;接着从主干网划分为 3 个尺度的输出,利用 FPN 网络特征金字塔结构;最终输出 y_1, y_2 和 y_3 分别代表预测大、中、小边框物体。整个模型利用前期特征图的信息和金字塔结构来提升对小物体检测的准确度。最终输出 $y_i (i=1, 2, 3)$ 的结构如式(12)所示:

$$y_i = S_i \times S_i \times (3 \times (4 + 1 + C)) \quad (12)$$

其中,输出单元格个数用 S_i 表示;每个单元格的 3 个 anchors 对应数字 3;目标的坐标信息 (t_x, t_y, t_w, t_h) 对应数字 4;置信度 tconf 对应数字 1;C 表示所有目标种类的概率值,对应的维度是目标类别数量。经过 YOLOv3 目标检测算法处理,能有效识别各种目标的类别及位置,图 7 和图 8 分别给出了单辆

3.5 改进的 YOLOv3 算法

目标检测旨在识别图像中感兴趣的目标物体,确定它们的类别和位置,其核心问题包括分类问题、定位问题、大小问题和形状问题。车辆识别作为智慧交通系统的主要功能,是对探头拍摄图片进行目标车辆检测,确认目标车辆位置并对其进行有效识别。本文针对复杂环境下行驶的汽车,提出一种融合自适应图像去雾的 YOLOv3 算法,通过优化图像质量来提升车辆识别的效果。

YOLO 算法是由 Lan 等^[30]提出的一种经典目标检测算法,通过卷积神经网络实现对目标位置和类别的预测。YOLOv3 算法是在 YOLO 算法基础上的改进,利用多尺度融合对目标进行检测,面对多个尺度的特征图,利用密集的实现网格对更小物体的识别。YOLOv3 模型结果如图 6 所示。由图可知,YOLOv3 模型通过增加残差网络构建新的网络结构并提取特征,其卷积核大小为 3×3 和 1×1 ,最终构建 53 层卷积神经网络结构,即 Darknet-53^[40],该网络结构由分类网络和检测网络组成。同时,该模型借鉴 FPN 架构和 Faster RCNN 模型的思想,利用多尺度来对不同大小的目标实施检测,采用 3 个尺度进行预测,并构建多个独立的逻辑分类器来替换 Softmax 函数,最终计算输入属于特定标签的概率。

汽车和多辆汽车的识别结果。



图 7 单辆行驶汽车识别

Fig. 7 Single-vehicle identification

由图 7 可知,图 7 中白色轿车(Car)识别的准确率位 91%;图 8 有效识别出 4 辆行驶中的轿车,其准确率分别为

92%, 88%, 86% 和 99%。

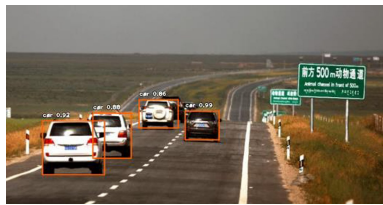


图 8 多辆行驶汽车识别

Fig. 8 Multi-vehicle identification

然而,该算法对复杂环境下(雾、雨、霾、雪、夜)行驶汽车的识别效果较差,鉴于此,本文通过自适应图像增强来改进 YOLOv3 模型,提高了该算法的鲁棒性和准确性,最终实现对行驶汽车的细粒度、多环境识别。

4 实验结果与分析

4.1 实验环境与模型构建

本文实验环境是 Windows 10 操作系统,处理器为 Inter(R) Core i7-9700,内存为 16 GB,并且通过 GPU GTX1080Ti 进行计算加速。整个实验代码采用 Python3.7 编写,利用的深度学习框架为 TensorFlow 和 Keras,其他运算库包括 OpenCV, Sklearn, Numpy 等。

本文构建一种融合自适应图像去雾的 YOLOv3 汽车识别算法,初始学习率设置为 0.001, batchsize 设置为 4,衰减系数设置为 0.005,优化算法选择 Adam 优化器,迭代次数 epoch 设置为 120,整个 YOLOv3 模型参数如图 9 所示。核心网络是 Darknet-53,包括 53 个卷积层、2 个全连接层和 23 个残差单元,并通过 32, 16 和 8 倍下采样将原始图像生成不同的尺寸。

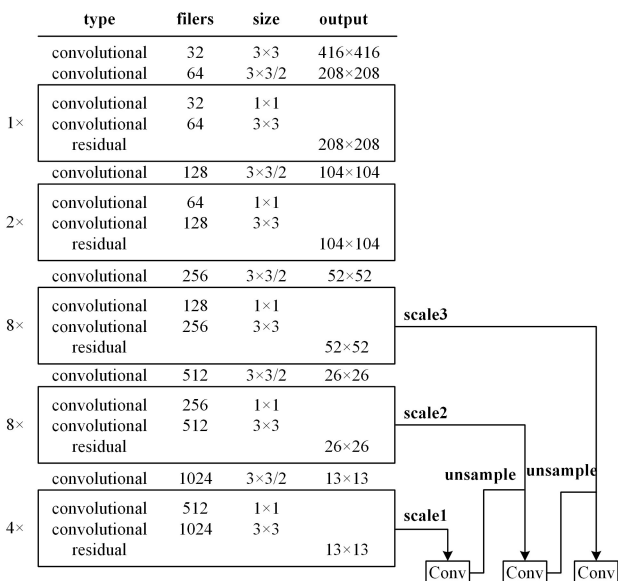


图 9 YOLOv3 模型结构参数

Fig. 9 YOLOv3 model structure parameters

4.2 数据集及评价指标

由于复杂环境下行驶汽车的图像较少,本文通过人工采集和雾化处理构建了包含 2 000 张不同场景的车辆图像,采用 LabelImg 工具对训练集的汽车进行标注,生成对应的 XML 格式目标框信息文件。

接着,按照 6:2:2 的比例将数据集划为训练集,验证集和测试集,数据集包含 Car, SportsCar, SUV 和 Jeep 4 种类型的汽车,表 1 列出了数据集的分布情况。

表 1 数据集描述

Table 1 Dataset description

类别	训练集	验证集	测试集
Car	300	100	100
SportsCar	300	100	100
SUV	300	100	100
Jeep	300	100	100
总数	1200	400	400

本文实验采用常见的 4 项性能指标对算法进行评估,包括精确率(Precision,简称 P)、召回率(Recall,简称 R)、 $F1$ 值($F1$ -score)和多类平均精度(Mean Average Precision,简称 mAP)。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{13}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{14}$$

$$F1\text{-score} = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \tag{15}$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (R_k - R_{k+1}) \times P_k \tag{16}$$

其中, TP 表示真阳性,即车辆识别预测结果和真实结果都正确的数量; FP 表示假阳性,即车辆识别将正常区域识别为车辆的数量; FN 表示假阴性,即车辆识别车辆区域识别错误的数量; N 表示检测样本类别数量。

4.3 对比实验分析

本文设计并实现一种适用于复杂环境下,融合自适应图像去雾的 YOLOv3 算法,并用于行驶汽车的检测。

表 2 列出了本文模型对测试集中复杂环境下不同类型车辆的识别结果,从模型检测结果来看,本文算法的平均精确率为 0.944、平均召回率为 0.934、平均 $F1$ 值为 0.939。其中识别效果最好的是小车(Car),其 $F1$ 值为 0.960。

表 2 复杂环境下行驶汽车识别结果对比

Table 2 Comparison of vehicle recognition results in complex environments

类别	Precision	Recall	F1-score
Car	0.966	0.954	0.960
SportsCar	0.954	0.945	0.949
SUV	0.922	0.912	0.916
Jeep	0.934	0.926	0.930
平均结果	0.944	0.934	0.939

图 10 给出了 4 种模型 mAP 值的对比结果,可以看到本文提出的模型均高于其他模型,且具有较好的检测速度。

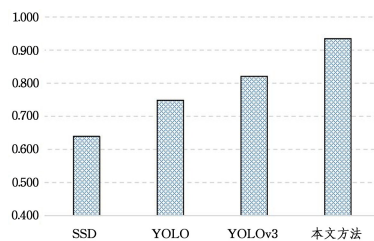


图 10 不同模型的性能对比

Fig. 10 Performance comparison of different models

通过上述实验有效验证了本文方法的性能,它通过融合自适应图像去雾处理有效增强图像的清晰度,为后续车辆识别提供基础,并提升了识别的准确度和速度。

图10展示了4种模型 mAP 值的对比结果,可以看到本文提出的模型均高于其他模型,且具有较好的检测速度。通过上述实验有效验证了本文方法的性能,它通过融合自适应图像去雾处理有效增强图像的清晰度,为后续车辆识别提供基础,并提升了识别的准确度和速度。

图11是多种复杂天气下行驶汽车的实验结果对比图,包括原始图像、传统车辆检测效果图、本文提出的去雾算法效果图和本文算法最终的检测效果图。

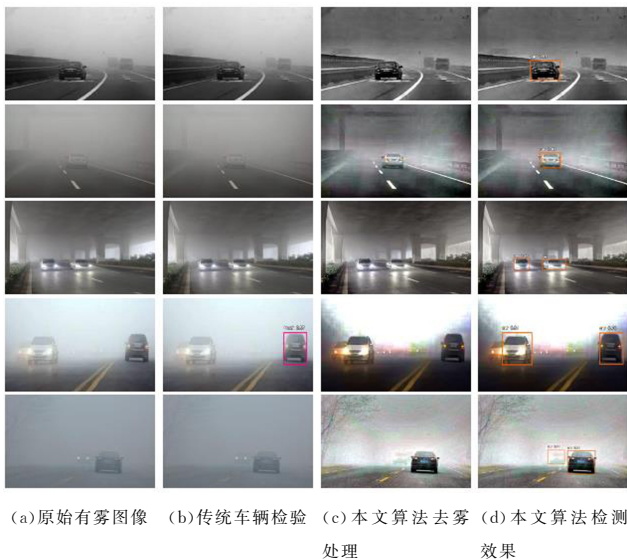


图11 本文方法与传统方法在复杂环境下的车辆识别对比

Fig.11 Comparison of vehicle recognition between the proposed method and traditional method in complex environments

由图11可知,本文提出的融合自适应图像去雾的YOLOv3算法对复杂环境下的车辆识别效果最好。图11(b)是传统车辆检测结果,仅识别出第四行的一辆汽车,而图11(d)能有效识别各种复杂环境下的行驶车辆,包括单辆汽车和多辆汽车,一方面识别的数量更多,另一方面识别的准确率更高。此外,图11(c)给出了自适应图像去雾算法的效果图,它能适应于各种不同的雨、雾、霾、雪、夜、桥下或高速等场景,让图像变得更为清晰,进一步体现本文的贡献。

结束语 针对雨、雾、霾、雪及光线等因素会严重影响道路汽车目标检测算法的性能,无法第一时间准确感知行驶的汽车,给交通安全造成严重威胁,本文提出一种复杂环境下的道路汽车识别算法。通过在图像预处理阶段构建自适应图像去雾算法,融合ACE去雾算法和暗通道去雾算法来降低图像噪声,再利用YOLOv3算法实现汽车的目标检测,最终准确识别复杂天气中行驶的汽车,并且能较好地解决小目标识别不佳的问题。

本文通过详细的对比实验证明了所提方法的有效性。实验结果表明,所提方法能降低复杂天气图像的噪声,对受雨、雾、霾、雪及光线等影响的行驶车辆进行有效定位和识别。本文算法的平均精确率为0.944、平均召回率为0.934、平均 $F1$ 值为0.939,其 $F1$ 值比传统的SSD,YOLO和YOLOv3算法

分别提高0.288,0.178和0.111。综上所述,本文研究可以为复杂环境下车辆的自动化和智能化检测提供理论基础和实践应用,为复杂环境去雾处理和无人驾驶技术提供有效支撑,具有重要的学术价值和研究意义。

参考文献

- [1] ZHANG B,PANG J M,ZHANG W S, et al. Application of big data technology in the development of intelligent transportation [J]. Science & Technology Review,2020,38(9):47-54.
- [2] MA C X,WANG Y J,WANG X. Identification of Coal Vehicles Based on Convolutional Neural Network[J]. Computer Science, 2020,47(S2):219-223.
- [3] ZHANG X R,CHEN X,SUN W, et al. Progress of Vehicle Re-identification Research Based on Deep Learning [J]. Computer Engineering,2020,46(11):1-11.
- [4] CHENG Q,FAN Y,LIU Y C, et al. Multi-feature fusion vehicle identification technology [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018,47(7):316-321.
- [5] LAN H,FANG Z Y. Recent Advances in Zero-Shot Learning [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(5):1188-1200.
- [6] YUAN G L,HOU J,YIN K Y. Night-Time Aerial Image Vehicle Recognition Technology Based on Transfer Learning and Image Enhancement [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics,2019,31(3):467-473.
- [7] LI Y,XU Q K,LI K D. New method of Residual Dense Generative Adversarial Networks for Image Restoration [J]. Journal of Chinese Computer Systems,2020,41(4):830-836.
- [8] LI M X,LIN Z K,QU Y. Survey of Vehicle Object Detection Algorithm in Computer Vision [J]. Computer Engineering and Applications,2019,55(24):20-28.
- [9] BI X L, QIU Y L, XIAO B, et al. Histogram Equalization Detection Based on Statistical Features in Digital Image [J]. Chinese Journal of Computers,2021,44(2):292-303.
- [10] YANG Y,ZHANG B S,ZHOU J, et al. An optical compensation based quick dehazing algorithm using channel prior [J]. Computer Engineering & Science,2018,40(11):2033-2039.
- [11] LIU Z X,WANG Z H. Machine Learning Feedback Based Vehicle Automated Road Conditions Recognition [J]. Computer Simulation,2012,29(1):339-343.
- [12] CHEN Z Z,ZHANG S G,DU F, et al. Monitoring System of Freeway Vehicle Lane Separation Based on Video Image Detection [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(9): 3682-3688.
- [13] YANG W,GONG J Q,WEI L. Preceding vehicle image Recognition Based on multivariate feature information fusion [J]. Journal of Chang'an University(Natural Science Edition),2016,36(04): 79-85.
- [14] CHEN J Q,JIN X H,WANG W Y, et al. Vehicle Flow Detection Based on YOLOv3 and DeepSort [J]. Acta Metrologica Sinica,2021,42(6):718-723.
- [15] HUANG Y Z,WANG N Z,LIANG T C, et al. Vehicle Recognition Method Based on Improved CenterNet [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition),

2021,49(7):94-102.

- [16] MAO Q C, JIA R S, ZUO X Q, et al. A Traffic Surveillance Video Vehicle Detection Method Based on Deep Learning[J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(9): 111-117, 164.
- [17] WANG K Y, HAN X H. Real-time Detection Based on Optimized You Only Look Once v2 Algorithm[J]. *Journal of University of Jinan(Science and Technology)*, 2020, 34(5): 443-449.
- [18] ZHUANG X L, TAN F K, LI Z, et al. Image Defogging Algorithm Based on Dark Channel Prior and Optimized Auto-color[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(7): 190-195.
- [19] HE T, ZHAO T, XU H. Novel Algorithm of Single Image Dehazing Based on Dark Channel Prior[J]. *Computer Science*, 2021, 48(7): 219-224.
- [20] YANG X Z, WU S, XIA H, et al. Research on Shui Characters Extraction and Recognition Based on Adaptive Image Enhancement Technology[J]. *Computer Science*, 2021, 48(S1): 74-79.
- [21] YANG X Z, XIA H, YU X M. Image Enhancement and Recognition Method Based on Shui-characters[J]. *Computer Science*, 2019, 46(S2): 324-328.
- [22] GAO Z Z, WEI W B, PAN Z K, et al. Image dehazing combining dark channel prior and Hessian regular term[J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(1): 73-80.
- [23] XIE L, XIONG G, YU B, et al. A Novel Haze Removal Algorithm for Atmospheric Degraded Image with Dark Channel Prior[J]. *Control Engineering of China*, 2020, 27(2): 207-211.
- [24] LIU W J, BAI W S, QU H C, et al. Image dehazing based on GF-MSRCR and dark channel prior[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(11): 1893-1905.
- [25] LI S S, LIU H R, GAN Y D, et al. Image Dehazing Network Based on Residual Dense Block and Attention Mechanism[J]. *Journal of Hunan University(Natural Sciences)*, 2021, 48(6): 112-118.
- [26] WANG B Z, SHI L Y, GUO Z T, et al. Application of improved Faster R-CNN in vehicle recognition[J]. *Modern Electronics Technique*, 2019, 42(23): 48-52.
- [27] CHEN Z K. Homomorphic Filtering for Navigation-Mark Image Dehazing with Convolutional Neural Network[J]. *Navigation of China*, 2020, 43(4): 84-88.
- [28] CHEN Q J, ZHANG X. Single Image Dehazing Based on Multiple Convolutional Neural Networks[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(7): 1739-1748.
- [29] CHEN M, CHEN X, YU H M. Application of SSD Network Algorithm Model in Vehicle Axle Type Recognition[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2021, 42(8): 227-232.
- [30] LAN W, DANG J, WANG Y, et al. Pedestrian detection based on YOLO network model[C]//2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2018: 1547-1551.
- [31] ZHOU X, LIU S D, PAN W, et al. Vehicle Color Recognition in Natural Traffic Scene[J]. *Computer Science*, 2021, 48(S1): 15-20, 37.
- [32] QIU M K, LI X Y. Detail-aware discriminative feature learning model for vehicle re-identification[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2021, 60(4): 111-120.
- [33] NING J, WANG N, ZHU M. Vehicle type recognition algorithm based on improved Faster R-CNN[J]. *Journal of Anhui University(Natural Science Edition)*, 2021, 45(3): 26-33.
- [34] TANG X Y, SONG H S, WANG W, et al. 3D Vehicle Information Recognition Algorithm of Monocular Camera Based on Self-Calibration in Traffic Scene[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2020, 32(8): 1305-1314.
- [35] RIZZI A, GATTA C, MARINI D. A new algorithm for unsupervised global and local color correction[C]. *Pattern Recognition Letters*, 2003(124): 1663-1677.
- [36] GETREUER P. Automatic Color Enhancement (ACE) and its Fast Implementation[C]. *Image Process*, 2012(2): 266-277.
- [37] YIN S N, CUI X R, LI J, et al. Image enhancement method of visual odometer based on fast ACE algorithm[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(6): 27-33.
- [38] He K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [39] HE T, ZHAO T, XU H. Novel Algorithm of Single Image Dehazing Based on Dark Channel Prior[J]. *Computer Science*, 2021, 48(7): 219-224.
- [40] HUANG G, LIU Z, WEINBERGER K Q, et al. Densely connected convolutional networks[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017.



YANG Xiuzhang, born in 1991, Ph. D. His main research interests include artificial intelligence, image identification and natural language processing.



WU Shuai, born in 1994, Ph. D candidate. His main research interests include information service and computer application.