

基于深度学习的序列交通图像去雾方法

廖干洲¹, 高 帅²

(1. 广州大学松田学院, 广东 广州 511370;

2. 佛山大学, 广东 佛山 528225)

摘要: 受大气散射影响, 序列交通图像的细节特征损失较大, 图像像素较低, 为此提出基于深度学习的序列交通图像去雾方法。根据雾化图像表达式和相同大气密度下光线载体传输图定义式, 构建大气散射模型, 运用该模型获取图像特征序列。利用深度学习自编码网络中的网络层, 建立输出定义式与特征损失函数式, 在样本中引入图像特征序列, 得到特征块序列, 依据雾特征图和散射率的非线性映射关系获取散射率图。采用修正函数调整卷积层输出像素值为正, 将局部块代入自编码网络, 并添加特征块序列至卷积神经网络的输入层, 对输出的散射率图进行导向滤波处理, 实现序列图像雾特征的去除。仿真结果表明, 去雾后图像的细节特征更加突出, 大幅度提升了图像的对比度。

关键词: 深度学习; 序列交通图像; 去雾; 自编码网络; 卷积神经网络; 大气散射

中图分类号: TP391 **文献标识码:** B

Dehazing Method for Sequential Traffic Image Based on Deep Learning

LIAO Gan-zhou¹, GAO Shuai²

(1. Matsuda College of Guangzhou University, Guangzhou Guangdong 511370, China;

2. Foshan University, Foshan Guangdong 528225, China)

ABSTRACT: The atmospheric scattering leads to the loss of detail features of the sequential traffic image, and the image pixels are too low. Therefore, a defogging method for sequential traffic image based on deep learning was proposed. According to the expression of foggy image and the definition of light carrier transmission diagram under the same atmospheric density, the atmospheric scattering model was constructed, and then the model was used to find out the sequence of image features. Moreover, the network layers in self-coding network based on deep learning were used to establish the output definition and the feature loss function. The image feature sequence was introduced into the sample to obtain the sequence of feature blocks. According to the nonlinear mapping relationship between the fog feature map and the scattering rate, the map of scattering rate was obtained. In addition, the output pixel value of convolution layer was adjusted to be positive by the correction function. Meanwhile, the sequence of feature blocks was added to the input layer in convolutional neural network, and the output scatter rate map was guided and filtered. Finally, the fog feature of sequence image was removed. Simulation results show that the detail features of image are more prominent after defogging, and this method greatly improves the contrast.

KEYWORDS: Deep learning; Sequential traffic image; Defogging; Self-encoding network; Convolutional neural network; Atmospheric scattering

1 引言

当处于雾霾、烟雾、扬灰等恶劣天气时, 采集到的图像会

存在对比度较低、颜色衰减严重等问题, 给交通管控增添难度, 使安全防护的威胁与隐患大幅度增加, 因此, 积极探索图像的去雾技术, 具有现实意义。

为了解决雾霾气候会降低图像质量的问题, 文献[1]提出基于视觉颜色感知-光学相似的图像去雾方法, 依据视觉感知机理与图像相似性, 建立光学相似度函数, 并构建去雾

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(F050105)

收稿日期: 2020-03-20 修回日期: 2020-03-23

模型,运用该模型辅助算法设计。该方法能够有效实现雾化图像的清晰化处理,在主视觉与客观量化方面取得了较好的结果。文献[2]针对雾化图像细节严重模糊的问题,研究出一种基于暗通道和多正则化约束的单幅图像去雾方法,以清晰图像的暗通道特点为基础,修正原始透射率,依据多正则化约束构建变分模型,改进初始透射率,通过变分模型的交替方向乘法计算,再次修正明亮部分的透射率,并对雾化图像实施恢复,该方法的颜色还原度较高,特征提取结果也较为准确。文献[3]提出一种基于强度反转变分 Retinex 模型的图像去雾方法,采用反转处理策略,把雾化图像变成虚拟暗图像,利用 Retinex 模型实现对虚拟暗图像相应入射分量图的预估,通过识别天空区域来修正入射分量图,经过反转操作反射分量图,得到去雾图像,采用图像亮度调整算法,令去雾图像的视觉效果得到进一步提高。

上述方法虽实现了对序列交通图像的去雾处理,但处理过程中图像细节特征损失较大,图像像素较低,因此,本文对基于深度学习的序列交通图像去雾方法展开研究。该方法通过雾化图像形成模式,构造大气散射模型,在无监督学习方式下,采用自编码网络进行雾特征提取,依据传输函数与特征损失函数的构建,得到输出定义式,经过联结权值指标与偏置指标的训练,获取特征块序列维数,采用卷积神经网络模型代替随机森林,对雾特征图和散射率的非线性映射关系进行获取,依据得到的特征图序列与模型参数,取得场景散射率图,对其进行导向滤波处理后,完成序列图像的去雾操作。

2 构建大气散射模型

采用大气散射物理模型对雾天图像退化阶段进行描述,该模型在图像与视频的去雾技术研究中具有广泛的应用性^[4],下图为雾天图像的形成示意图。

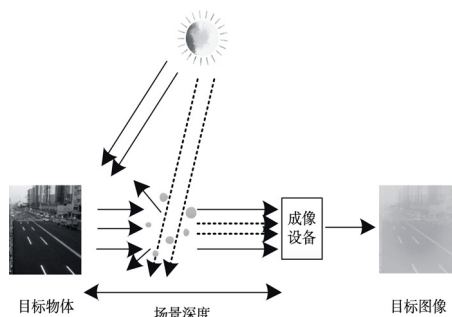


图1 雾化图像生成示意图

下式为雾化图像的表达式

$$P(x) = t(x)W(x) + A[1 - t(x)] \quad (1)$$

式中, x 表示像素点空间坐标; $W(x)$ 表示相对清晰的图像; $t(x)$ 表示光线载体传输图,主要指未发生散射的部分,该部分主要产生于以大气为传播介质的光线照射到成像产品的阶

段,另外,该图能够反映出图像中目标场景的远近层次; A 表示大气中的光值。 $t(x)W(x)$ 作为直接衰减部分,可以对场景辐射率在光线载体里的衰减程度做出说明; $A[1 - t(x)]$ 用于描述因整体大气光散射而形成的场景颜色偏移情况。

基于相同的大气密度,对光线载体传输图进行界定,定义式如下所示

$$t(x) = \exp[-\beta d(x)] \quad (2)$$

式中 $t(x)$ 的取值范围为 $0 \leq t(x) \leq 1$; β 表示散射率; $d(x)$ 表示场景对象与传感器之间的距离,即场景深度。如果在密度分布较为均匀的大气中,图像的散射率在特定时间段内为一个定值^[5]。

在雾化图像 $P(x)$ 内,对大气光值 A 与光线载体传输图 $t(x)$ 进行估算,从而获取图像特征序列。

3 基于深度学习的序列交通图像去雾方法

3.1 自编码网络下雾特征提取

图像散射率估算的关键环节主要包括部分极大饱和度、颜色衰减、暗通道^[6]等雾特征的提取,由于人工特征提取法存在费时费力的弊端,因此,基于大气散射模型在无监督学习的模式下,运用自编码网络提取雾特征。自编码网络主要用来解决图像的噪声抑制问题,有利于目标区域内主要细节特征的提取,下图为自编码网络框架图。

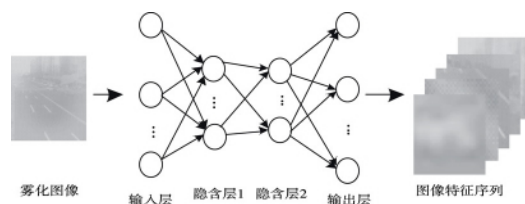


图2 自编码网络框架示意图

上图显示,自编码网络的组成部分共有四层:输入层与输出层各有一个,隐含层则含有两个。设定 $r \times r, k_1 \times k_1, k_2 \times k_2, r' \times r'$ 分别为对应层的神经元个数,且从原则上应满足 $k_1 < r, k_2 < r'$ 。

训练过程中,将训练样本集合设置为 I_{set} ,在样本中引入图像特征序列,并在其中任意选取神经元数量为 $r \times r$ 的雾化图像块 N 个,若把图像块 x_i 设定为输入层,则要将 x_i 本身转换成标签来实施训练。

采用 sigmoid 激活函数^[7]作为每个网络层的传输函数,引用均方误差函数表示特征损失函数,利用反向传播算法对每层参数展开训练,作为训练样本的雾化图像块 x_i ,其每个网络层的输出定义式如下所示

$$\begin{aligned} a(1) &= f(x_i) \\ a(2) &= f(W(1)a(1) + b(1)) \\ a(3) &= f(W(2)a(2) + b(2)) \\ a(4) &= f(W(3)a(3) + b(3)) \end{aligned} \quad (3)$$

式中,自编码网络层个数为4, W 表示相邻网络层的联结权值参数, b 表示偏置参数, $a(\cdot)$ 表示每个网络层的输出值, $a(1)$ 表示首层输出值;运用 $f(\cdot)$ 表示sigmoid激活函数,相关定义式如下所示:

$$f(\cdot) = 1/a(1 + \exp(-x_i)) \quad (4)$$

采用由网络极小化输入层与输出层构成的特征损失函数,对网络参数指标进行获取,将该函数^[8]以均方误差函数的形式进行创建,设置样本数量总和为 N ,可以得到特征损失函数表达式

$$Loss(W, b, x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|a(4, x_i) - x_i\|^2 \quad (5)$$

在训练阶段,假设输入层中包含三万个尺寸为 20×20 的雾化图像块,隐含层中雾化图像块的尺寸分别是120和50,联结权值指标 W 的原始高斯分布范围是 $0 \sim 0.001$,偏置指标 b 的原始数值为0,将重复反馈的过程设置为80次。

经过联结权值指标与偏置指标的训练,对所有训练样本的双隐含层输出数据 $a(2, x_i)$ 、 $a(3, x_i)$ 进行记录,通过隐含层的归一化处理,令其尺寸变换为初始的 20×20 ,在图像块 x_i 中引入经过处理的特征,即可架构出大小为 $20 \times 20 \times 9$ 的一个图像特征块序列,并将其设为 $feature(x_i)$ 。

由于输入层的雾化图像块 x_i 由RGB三通道构成,分别训练各分量可得出相应的自编码网络,且各网络中都含有一个输入层与两个隐含层,因此,特征块序列 $feature(x_i)$ 的最终维数为 $3 \times 3 = 9$ 。

3.2 卷积神经网络下透射率计算

以得出的特征块序列为基础,根据雾特征图和散射率的非线性映射关系,得出下列表达式:

$$t(x_i) = \frac{f(f_n(F_1(x_i), F_2(x_i), \dots, F_k(x_i)))}{Loss(W, b, x)} \quad (6)$$

式中,图像块 x_i 的第 k 个特征图为 $F_k(x_i)$, $t(x_i)$ 表示图像块 x_i 相对应的散射为。

将随机森林利用卷积神经网络模型进行替换,在监督学习的模式下,获取特征图和散射率图的映射关系。依据得到的特征图序列与模型参数,取得场景散射率图。下图所示为创建的卷积神经网络框架。

图中显示,该网络共由七层构成:第一层为输入层;第二层通过多尺度的平行卷积处理,完成多尺度的图像特征提取;从第三层开始进入到过渡层,串行四个单尺度的卷积处理,并在卷积后应用ReLU函数实施调整;第七层则通过全连接,对单通道图进行输出,输出的图像尺寸与初始图像完全相同。

卷积神经网络模型一般由三个操作组成:卷积、修正函数、全连接。描述如下:

1) 卷积:将当前序号是 l 与 $l+1$ 的输出层设定为 f_m^l 、 f_n^{l+1} ,其中,特征图个数分别为 m 和 n ,若卷积操作设定为 $*$,那么,序号为 $l+1$ 的卷积层输出是:

$$f_n^{l+1} = \sum_m (f_m^l * k^{l+1} + b_n^{l+1} - t(x_i)) \quad (7)$$

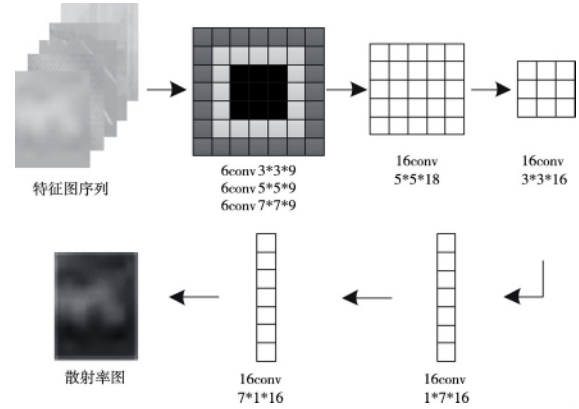


图3 卷积神经网络框架示意图

2) 修正函数:通过修正函数对卷积操作进行调整,令输出的像素值为正,则该函数定义式如下所示

$$f_n^{l+1} = \max\{0, f^{l+1}\} \quad (8)$$

3) 全连接:由于网络层第六层和输出层之间要实施全连接处理,令输出值的维数等于1,因此,将全连接操作替换为一个 3×3 卷积。卷积神经网络训练阶段的完成,要凭借matconvnet工具箱得以实现。

假设样本输入为特征序列 $feature(x_i)$,标签为散射率图 $t(x_i)$,根据SGD反向传播算法^[9],实现有监督的训练。将卷积神经网络输出值设定为 $t^*(x_i)$,则能够得到标签与输出值之间的特征损失函数定义式

$$loss(t(x_i), t^*(x_i)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|t(x_i) - t^*(x_i)\|^2 \quad (9)$$

3.3 图像去雾处理

将经过卷积操作后的雾化图像特征块序列作为对象,进行去雾处理。使用一个扫描尺寸为 $w \times h$ 的雾化图像,扫描步长为 s ,那么,获取的局部块数量表达式如下

$$Q = \frac{\left(\left\lfloor \frac{w-r}{s} \right\rfloor + 1\right) \times \left(\left\lfloor \frac{h-r}{s} \right\rfloor + 1\right)}{loss(t(x_i), t^*(x_i))} \quad (10)$$

若在经过训练的自编码网络中代入全部局部块,则能够得出每个隐含层的归一化输出值,从而完成 $r \times r \times 9$ 特征块序列的架构,将其重新排列组合后,可以获得与初始图像大小一致的 $w \times h \times 9$ 特征图序列,将该序列代入卷积神经网络模型的输入层,即可得到散射率图。参考初始图像的灰度等级,导向滤波^[10,11]处理所得的散射率图,使图像处理结果更加精细化。

依据大气散射模型,如果距离 $d(x)$ 趋近于无穷大, $t(x) \approx 0$,则 $I(x) = A$,说明大气光值与图像内最远处的像素点强度值比较接近,此时大气光值选取散射率图内最暗处像素点值的0.1%。

基于所得的散射率图与大气光值,采用散射模型对清晰图像进行获取,令散射率满足 $t(x) \geq 0.1$,以防止噪声的生成,其表达式如下

$$J(x) = \frac{Q(I(x) - A)}{\max(0, 1 - \mu(x))} + A \quad (11)$$

将上述方法反复应用于每一帧的雾化图像,便能有效去除序列图像中的雾特征。

4 仿真研究

为验证基于深度学习的序列交通图像去雾方法的去雾效果,进行仿真。实验平台选用的是 MATLAB R2015a 版本,64 位 Windows10 运行环境,matconvnet 工具箱,硬件配置是 Intel(R) Core(TM) i5 2.5GHz CPU,6GB 内存。测试所用图像来自于 ImageNet 数据库,该数据库是目前已知最大的图像数据库,从该数据库中选取序列图像。

采用传统的基于视觉颜色感知-光学相似的图像去雾方法和基于暗通道和多正则化约束的单幅图像去雾方法与本文方法,分别对序列交通图像进行去雾处理,效果图如图 4 所示。

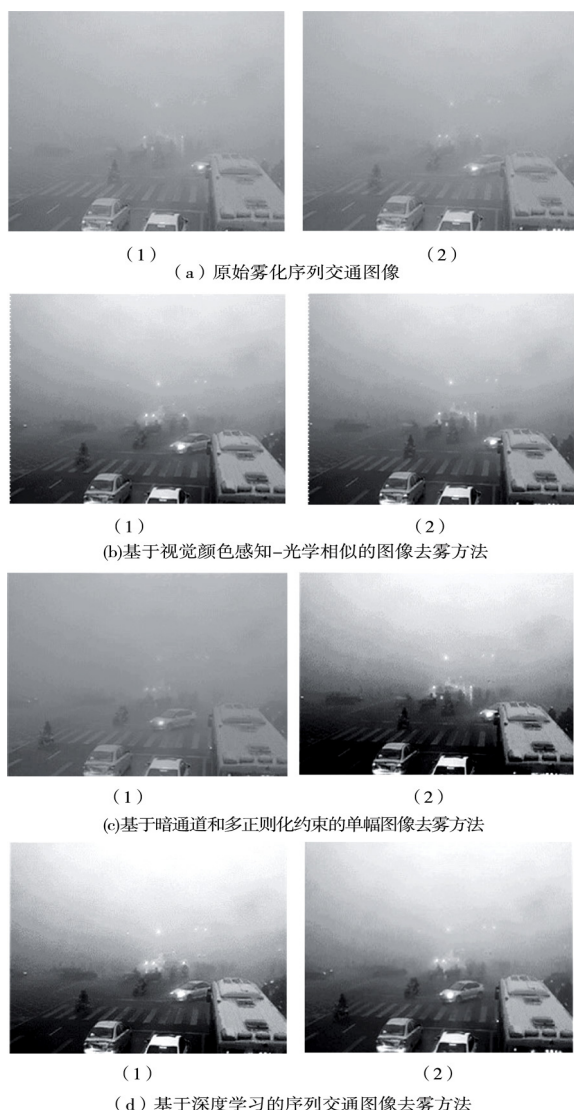


图 4 序列交通图像去雾效果对比

通过上图可以看出,基于视觉颜色感知-光学相似的图像去雾方法去雾后,图中仍存在大量的雾特征,细节保留也不够完好;基于暗通道和多正则化约束的单幅图像去雾方法去雾后,图像(2)的去雾效果得到了提升,但是部分序列图像仍然存在大量雾化特征;而经过本文方法处理的序列图像,不仅清晰度有大幅度提升,而且边缘特征的还原度也比较理想,说明该方法的去雾效果明显。这是由于本文方法运用自编码网络提取雾特征,有效抑制了图像中的噪声,为目标区域内主要细节特征的提取提供了坚实的基础。

下图为不同方法去雾处理后序列图像的视觉效果对比。

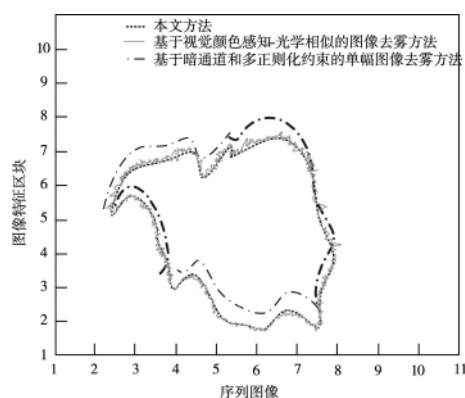


图 5 不同方法的视觉效果对比

分析图 5 可知,采用基于视觉颜色感知-光学相似的图像去雾方法处理后的图像纹理结构不连续,特征结构容易断裂,出现了断层现象;采用基于暗通道和多正则化约束的单幅图像去雾方法处理后的图像虽然得到了完整的闭合线条,但图像轮廓较为毛糙。而本文方法处理后的图像轮廓清晰,特征具有连续性,说明该方法解决了传统方法细节特征损失较大和图像像素较低的问题。

5 结论

由于当前去雾方法只是单纯地降低了雾霾天气下图像的雾化程度,去雾效果无法满足交通管控的实际需求,所以,本文得出一种基于深度学习的序列交通图像去雾方法。经实验验证该方法在强力去除雾特征的同时,实现了图像细节信息的有效保持,对交通安全保障,具有非常重要的现实意义与实践意义。

参考文献:

- [1] 赵雪青,师昕. 基于视觉颜色感知——光学相似的图像去雾方法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(9): 2845-2848.
- [2] 舒巧玲,吴传生,刘文. 基于暗通道和多正则化约束的图像去雾方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(7): 1950-1955.
- [3] 顾振飞,张登银,袁小燕,等. 基于强度反转和变分 Retinex 模型的图像去雾方法[J]. 电子器件, 2019, 42(3): 740-748.

(下转第 141 页)

理大规模的恶意代码攻击,但本文方法的性能所受影响较小,具有显著的优越性。

表2 不同方法响应时长对比结果

恶意代码数量 $\times 10^3$ / 个	响应时长 / s			
	本文方法	文献[1] 方法	文献[2] 方法	文献[3] 方法
5	3.12	6.45	6.12	6.46
10	3.40	6.52	6.32	7.59
15	3.56	6.58	6.54	6.02
20	4.05	8.01	8.08	8.23
25	4.26	8.24	8.56	8.31
30	4.35	9.56	9.21	9.49

4 结论

恶意代码攻击概率的日益增加,操作系统安全的重要性逐渐凸显,为此,本文研究出一种恶意代码攻击下多业务通信网络安全响应方法,基于恶意代码的时效性与破坏性属性,在分层识别过程中提升类别辨识精准度,经过计算观察量在恶意代码检测机制上的似然度来聚类恶意代码,采用特征选择算法选取特征值,随后将其传输至支持向量机分类器,完成恶意代码的评估检测,通过归一化处理通信网络安全响应的风险等级数值,利用粒子群优化算法改进核参数与正则化参数,最后,待所有模型及其组件准备就绪,使多业务通信网络安全响应仿真得以实现。该策略为未来的推广使用奠定了坚实的基础,存在重要的实践价值与理论价值。

参考文献:

- [1] 韩晓阳,朱莉欣.建立关键基础设施网络安全风险等级预警模型初探[J].飞航导弹,2018,48(3):70-73.
- [2] 李春桃,李冬,齐欢.基于Bayes网络的IDS告警分析模型研究[J].数学的实践与认识,2018,48(19):100-104.
- [3] 李国,李静雯,王静,等.面向机载网络安全的改进FAHP-云模型风险评估方法[J].计算机应用,2018,35(2):1-7.
- [4] 夏景明,李冲,谈玲,等.改进的随机森林分类器网络入侵检测方法[J].计算机工程与设计,2019,40(8):2146-2150.
- [5] 黄培煌,朱文兴.移动传感器网络中的最大价值路径扫描覆盖算法[J].运筹学学报,2019,23(4):155-164.
- [6] 费贤举,李虹,田国忠.基于特征加权理论的数据聚类算法[J].沈阳工业大学学报,2018,40(1):77-81.
- [7] 崔维嘉,张鹏,巴斌.基于贝叶斯自动相关性确定的稀疏重构正交频分复用信号时延估计算法[J].电子与信息学报,2019,41(10):2318-2324.
- [8] 郝建军,张兴忠.基于支持向量机的电网通信入侵检测技术[J].电测与仪表,2019,56(22):109-114.
- [9] 张凯,马建峰,张俊伟,等.在线/离线的可追责属性加密方案[J].计算机研究与发展,2018,55(1):216-224.
- [10] 刘春玲,王静,张然.异构型网络通信中负载均衡选择仿真研究[J].计算机仿真,2018,35(1):269-274.

[作者简介]



王小英(1979-),女(汉族),陕西咸阳人,硕士,副教授,研究方向:信息安全。

刘庆杰(1978-),男(汉族),河南洛阳人,硕士,副教授,研究方向:网络工程。

庞国莉(1975-),女(汉族),海南海口人,硕士,副教授,研究方向:网络工程。

(上接第100页)

- [4] 苏畅,毕国玲,金龙旭,等.基于暗通道图像质心偏移量的去雾算法[J].光学学报,2019,39(5):413-420.
- [5] 周武杰,潘婷,顾鹏笠,等.基于金字塔池化网络的道路场景深度估计方法[J].电子与信息学报,2019,41(10):2509-2515.
- [6] 程欣宇.室外视频监控中雾尘图像自动增强方法仿真[J].计算机仿真,2018,35(10):440-443.
- [7] 周非,李阳,范馨月.图像分类卷积神经网络的反馈损失计算方法改进[J].小型微型计算机系统,2019,40(7):1532-1537.
- [8] 叶靖雯,吴晓峰.端到端深度图像分割网络中抑制无效率学习的目标损失函数设计[J].微电子学与计算机,2019,36(9):38-43.
- [9] 黄黎红.分割暗通道先验邻域的单幅图像去雾算法[J].地球信息科学学报,2018,20(2):228-234.

- [10] 赵程,黄永东.基于滚动导向滤波和混合多尺度分解的红外与可见光图像融合方法[J].激光与光电子学进展,2019,56(14):98-112.
- [11] 李春明,姜雨彤,宋海平,等.基于光学厚度代理模型的雾浓度估计及图像去雾[J].兵工学报,2019,40(7):1425-1433.

[作者简介]



廖干洲(1983-),男(汉族),广东增城人,硕士,讲师,研究方向:机器学习、模式识别。

高帅(1987-),男(汉族),辽宁辽阳人,博士,讲师,研究方向:光通信,光纤技术。