

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210720

图像能见度检测方法研究综述^{*}

张雨晴 田小平 邹长宽 杜磊

(北京石油化工学院信息工程学院 北京 102617)

摘要: 在各种交通事故中,由雾霾等恶劣天气导致能见度降低引发的交通事故占比逐年增多,因此恶劣天气下能见度的检测成为一个亟待解决的问题。本文根据提取特征方式的不同,不仅将能见度检测的方法分为视觉检测法、仪器设备检测法和图像算法检测法,还归纳出能见度检测方法的发展历程。在分析和对比基于深度学习的能见度检测方法基础上,提出将最新的深度学习算法引入能见度检测是后续研究的重点。最后,总结现有能见度检测方法的不足和局限性,指出未来进一步研究的方向。

关键词: 能见度检测;雾霾;图像拐点;深度学习

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Review of research on image visibility detection methods

Zhang Yuqing Tian Xiaoping Zou Changkuan Du lei

(School of Information Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China)

Abstract: Among the various traffic accidents, the proportion of traffic accidents caused by the reduction of visibility caused by bad weather such as smog is increasing year by year, so the detection of visibility in bad weather has become an urgent problem to be solved. According to the different ways of extracting features, this paper not only divides the visibility detection methods into visual inspection methods, instrument and equipment detection methods and image algorithm detection methods, but also summarizes the development process of visibility detection methods. On the basis of analyzing and comparing the visibility detection methods based on deep learning, it is proposed that the introduction of the latest deep learning algorithm into visibility detection is the focus of follow-up research. Finally, the shortcomings and limitations of existing visibility detection methods are summarized, and the direction of further research in the future is pointed out.

Keywords: visibility detection; haze; image inflection point; deep learning

0 引言

进入21世纪以来,我国交通运输事业实现跨越式发展。尽管我国的公路交通建设规模不断扩大,但由雾霾等恶劣天气导致能见度降低引发的交通事故却在逐年增多。

大气能见度是指正常人能从背景中识别出具有一定大小的目标物的最大距离^[1-2]。能见度反映了大气的透明度,是气象观测的重要指标。在暴雨、雾霾、沙尘暴等恶劣天气下,大气的透明度会降低,能见度随之也会大大降低^[3]。当能见度小于100 m时将是对交通、航海、航空和人类日常生活产生负面影响^[4]。因此,准确检测恶劣天气中的能见度数值对于环境保护和交通管理具有重要意义。目前,能见度的检测已经引起了各国专家学者的高度重视,能见度检测

的研究及其检测精度的提升成为了亟待解决的问题。

能见度检测方法根据提取特征方式的不同可分为视觉检测法、仪器设备检测法和图像算法检测法^[5]。本文讨论了这3种能见度检测方法的原理、模型精度及其实用性,对比了它们的特点和优缺点,归纳了能见度检测方法的发展路线。

1 视觉检测法

视觉检测法是一种人眼目测当前场景下大气能见度的方法^[6]。专业人员在不借助任何辅助工具的条件下,裸眼所能识别的最远距离即为当前场景下的能见度,但这种方法缺乏统一的参照和标准,往往因个体不同导致测量结果的差异性较大,测量结果不准确,缺乏科学性、专业性和稳

收稿日期:2022-07-18

^{*} 基金项目:国家级国家重点研发计划(2019YFB1310805)、国家级创新训练项目(2022X00170)资助

定性^[7]。目前随着光电仪器的快速发展,利用仪器设备检测已逐渐取代裸眼目测式视觉检测法^[8]。

2 仪器设备检测法

仪器设备检测法是一种借助专业能见度仪和雷达等仪器标定场景能见度数值的方法。常用的仪器设备主要包括透射式能见度仪、散射式能见度仪和激光雷达式能见度仪 3 种^[9]。

2.1 透射式能见度仪

透射式能见度仪需要测量光在大气传输中的透射比,并依据相关参数进行修正,再根据修正后的透射比来反推具体的大气能见度值^[10]。大气对光存在的衰减效应主要来自于大气对光的吸收、反射和散射。发射器和接收器之间光束传递的距离称为基线,以厚度和基线长度相同的气柱做为样本,采用光功率设备测量基线气柱的平均消光(透射)系数来计算大气能见度数值,透射式能见度仪测能见度的基本原理如图 1 所示^[11]。

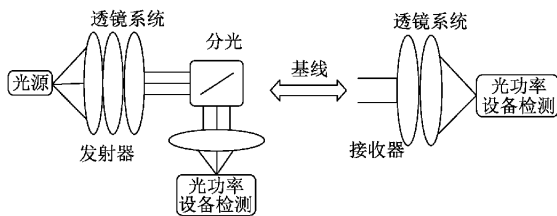


图 1 透射式能见度仪测能见度原理图

2.2 散射式能见度仪

散射式能见度仪通过测量光在大气中的散射量,再根据散射量估计大气消光系数,进而根据大气消光系数估计大气能见度。散射仪主要分为前向散射式^[12]、后向散射式和侧向散射式 3 种。前向散射式能见度仪具有使用方便的

特点,后向散射式具有可制成便携式装置的特点,侧向散射式能见度仪具有能接收较宽视角的散射光并测得数据准确的特点。前向散射式能见度仪的主要工作原理为:仪器的发射端发出能辐射大气的光,气溶胶微粒能散射光,总散射系数可由测量特定角度上的散射光强与总散射量间的比值确定,进而获得能见度值^[11]。散射式能见度仪的基本原理如图 2 所示。

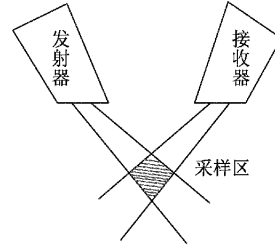


图 2 散射式能见度仪测能见度原理图

2.3 激光雷达式能见度仪

激光雷达式能见度仪工作原理是:发出特定波长的激光,该激光经过单光学探测仪被转化为电信号,从而得到回波功率随距离变化的曲线,进而计算出具体能见度数值^[13]。激光雷达式能见度仪主要依靠的是激光和雷达技术,具有使用简单、精度高等优点。激光雷达式能见度仪监控范围非常广泛,一般可监控范围为 50 m 以上,最高可达 5 km,且输出能见度值的实时性较好。但激光雷达式能见度仪存在恶劣天气下检测结果较差,对团雾检测精度不高的劣势^[14]。

在雾霾、雨雪等恶劣天气条件下,仪器设备检测法中使用的光传感器因为天气原因准确率大幅降低,实现动态实时的能见度检测变得困难。视觉检测法和仪器设备检测法的优缺点对比如表 1 所示。

表 1 视觉检测法和仪器设备检测法优缺点对比

能见度检测方法	类别	优点	缺点
视觉检测法		简单方便不需要任何仪器设备。	没有统一的参照和标准,会造成测量结果的不准确,缺乏科学性、专业性和稳定性。
仪器设备检测方法	透射式能见度仪	原理简单,安装方便。	在雾霾及雨雪天气条件下,准确率明显降低。
	散射式能见度仪	结构紧凑、使用简单、体积小、非雨雪天气精度高等优点。	
	激光雷达式能见度仪		

3 图像算法检测法

3.1 基于图像对比度估计能见度研究现状

基于对比度的摄像机标定法首先用摄像机拍摄出需要测量能见度的图像,再提取图像中关键点的对比度信息,通过摄像机标定法测量关键点与摄像机相距的距离,结合对比度信息和距离信息进行能见度的具体计算。

Harald^[15]在总结前人理论的基础上提出了“大气光”

亮度传输公式:

$$L = L_0 e^{-\sigma d} + L_f (1 - e^{-\sigma d}) \quad (1)$$

式中: L_0 为目标物的自有亮度; L_f 为背景天空的亮度; L 为观测到的目标物的视亮度; σ 为观测时的大气消光; 系数 d 为观测点与目标物之间的距离,从此能见度这个概念被提出^[16]。

1948 年 Duntley^[17]依据前人的经验总结出了大气衰减定律公式:

$$C = C_0 e^{-ad} \quad (2)$$

式中: C 是目标物的视亮度对比; C_0 是目标物的固有亮度对比。Steffens^[18] 使用摄像机拍摄雾霾环境中的黑色物体,通过对比其与背景之间的亮度差估计出了拍摄图像的能见度值。与估计大气场景中能见度值的思路不同, Busch 等^[19] 提出了一种基于 b 样条小波变换对交通控制系统视频帧进行分析的方法,利用扩展的信号分析技术推导出可视距离测量方法。Kwon^[20] 根据边缘信息来估计特定大小和形状的物体与背景之间的距离,该方法得到的能见度变化数值与人工测量的数值非常接近。陈钊正等^[21] 提出了一种可以克服人工标定目标物体距离的

方法,该方法结合了摄像机自标定技术和小波变换克服了人工标定的缺点,但是这种方法存在硬件成本高和算法泛化性难的问题。陈晓婷等^[22] 设计了数字摄像能见度的能见度算法,将白天与黑天的能见度分别进行测量,能显著提升能见度的观测范围。周洁^[23] 提出用区域生长法分割天空区域,并对天空区域像素灰度求均值,得到了更加准确的能见度数值。Chen 等^[4] 在 2021 年提出了基于单幅雾图像的能见度检测算法,初步确定透射率后,对单通道灰度偏差较大的像素进行过滤,提升了能见度检测的精度。基于图像对比度估计能见度检测方法的优缺点对比如表 2 所示。

表 2 基于图像对比度估计能见度检测方法的优缺点对比

方法	优点	缺点
文献[20]	同时计算多个目标靶的对比度值,将对比度值进行非线性拟合。	成本较高,能见度检测准确性较低。
文献[21]	摄像机自标定技术和小波变换的能见度检测法,克服了人工标点不规范的缺点。	硬件成本高,算法泛化性问题解决起来比较困难。
文献[22]	对目标区域进行天空信息重建进行透射率相关计算,能显著提升能见度的观测范围。	计算量较大,当分辨率提高,像素点增多时,该算法处理时间会较长。
文献[23]	通过区域增长算法取代传统的天空分割,得到了更加准确的能见度检测数值。	需要先标定目标物与摄像机的位置,不具有普遍性。
文献[4]	初步确定透射率后,对单通道灰度偏差较大的像素进行过滤,提升了能见度检测的精度。	

3.2 基于图像拐点估计能见度研究现状

图像拐点是大气场景中人眼可见的最远点。基于图像拐点估计能见度值的难点在于拐点如何选取,可以根据图像的亮度值信息,先找到图像亮度值突然变化的点确定为图像拐点,然后计算该拐点和摄像机的位置差,进而估算出能见度数值。

基于图像拐点估计能见度相比于基于图像对比度估计能见度检测方法,减少了人工带来的误差,并且能进行动态实时检测,稳定性更高。Hautiere 等^[24] 提取图像中包含道路和天空的部分,使用安装在移动车辆上的相机测量能见度距离。Hautiere 等^[25] 基于白天雾模型结合了能见度拐点和能见度定义,系统考虑了 3D 场景结构和过滤器,通过使用从感兴趣区域移动的物体背景建模方法提高了能见度检测的精度。Hautiere 等^[26] 通过考虑朗伯效应对场景中的照明变化具有鲁棒性提出了一种基于概率模型的能见度分类方法。

李勃等^[27] 采用霍夫变换线性拟合选择消失点,并基于选择的消失点计算大气消光系数得到所需能见度值。宋洪军等^[28] 结合图像拐点和摄像机参数计算大气消光系数进而计算道路能见度数值。李屹等^[29] 预处理设置“兴趣域”,然后通过建立摄像机参数模型计算出能见度值。Negru 等^[30] 通过检测图像拐点来判断当前图像是否有雾,

并通过雾的密度来计算能见度距离,这种方法能够通过实时能见度检测来实现辅助驾驶。Chen^[31] 通过找出感兴趣的区域以确保所选像素的恒定,结合 PTZ 摄像机的校准技术计算消光系数,最后获取能见度数值。

基于图像拐点估计能见度与基于图像对比度估计能见度方法都需要采用摄像机,对摄像机的硬件要求更高,并且拍摄场景单一,不具备普适性。基于图像拐点估计能见度的方法对比如表 3 所示。

表 3 基于图像拐点估计能见度的方法对比

方法	特点
文献[24]	结合立方视觉方法得到大气消光系数,应用 Koschmieder 定律算出能见度值。
文献[25]	使用从感兴趣区域移动的物体背景的建模方法。
文献[26]	提出了一种概率模型的能见度分类方法,适用于非线性的物理模型。
文献[28]	通过图像亮度曲线求拐点,结合摄像机标定技术得到大气消光系数,用 Koschmieder 定律计算能见度。
文献[31]	分析图像的亮度变化趋势削减噪声找到亮度变化的特征点,结合 PTZ 摄像机的校准技术求取能见度。

3.3 基于深度学习的能见度检测算法研究现状

在能见度检测这一领域中,最初常用的手段是传统图像处理方法,随着人工智能(artificial intelligence, AI)算法的涌现^[32],机器学习和深度学习逐渐在能见度检测领域大放异彩。通过深度学习的方法进行能见度检测,首先需要利用采集系统收集图片构成数据集,再对数据集进行预处理操作,然后将预处理后的数据集输入深度学习模型中,最终获取预测的能见度值或对应的等级。

近年来,基于深度学习的能见度检测方法越来越受到科研人员的重视。在深度学习图像去雾领域中, Li 等^[33]将传输矩阵与大气光结合起来,改进了大气光散射模型,避免了因单独估计而累计的误差,改进后的模型如式(3)和(4)所示。

$$J(X) = K(X)I(X) - K(X) + b \quad (3)$$

$$K(X) = \frac{\frac{1}{t(x)}(I(X) - A) + (A - b)}{I(x) - 1} \quad (4)$$

该方法在合成和自然的雾霾图像中均有不错的表现,在模型轻量化的基础上也提升了检测精度。与此类似, Yang 等^[34]提出在卷积神经网络中引入双线性合成损失函数,直接模拟透射图、清晰图像和大气光的相关性。将误差反向传播到每个子网络,同时保持组合约束以避免每个子网络的过度拟合,使检测结果更加精准。

与深度学习技术结合后,能见度检测算法的稳定性得到了极大提升。Li 等^[35]首先使用预训练的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)来自动提取图像的可见性特征,然后利用一个预先训练好的 AlexNet 模型提取图像中的能见度特征并进行能见度等级分类。吕泓君^[36]利用卷积神经网络提取特征,然后用循环网络进行回归,大大提升了模型的准确性和稳定性。汪涛^[6]提出了基于 CNN-Inception 的能见度检测方法,通过卷积神经网络对提取的特征和标定的能见度值进行训练。Palvanov 等^[37]提出了一种基于多分支卷积神经网络的新方法 VisNet,结合不同类型的图像场景特征,用于低能见度雾等级估计,但该模型复杂度高,算法效率低,无法满足实际应用要求^[38]。沈克成等^[39]为了增强能见度深度学习模型在小样本条件下的准确率和鲁棒性,提出一种基于可见光—远红外图像的多模态能见度深度学习方法,该模型可显著提高小样本条件下能见度检测的准确率和鲁棒性。Amiri 等^[40]提出了一种机器学习的混合方法,使用粒子群优化算法来提取粉尘浓度和水平能见度,显著提高了检测的精度。胡磊^[41]先提取图像的特征区域后,使用迁移学习的方法对只包含兴趣区域的图片进行深度学习建模,该算法结合了多个深度学习模型,比只使用单一深度模型的方法准确率更高。Zhang 等^[42]提出了一个抗干扰和细节增强去雾网络(AIDEDNet),通过随机设定雾霾厚度对图像进行去雾,准确率大大提升。

基于卷积神经网络的去雾方法主要存在两个问题,1)卷积操作的感受野很难随着网络的加深建立远距离的依赖关系,2)卷积滤波器的权值相对固定,无法灵活的适应输入特征,目前越来越多的去雾算法开始引用多头自注意力机制^[43](Multi-head Attention)进行计算,取得了良好的效果。

多头自注意力机制由多个并行的自注意力机制层(self attention)组成。多头自注意力机制公式如式(5)和(6)所示。

$$m(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_k) \quad (5)$$

$$\text{head}_i \text{Attention}(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \quad (6)$$

式中: Q 为张量、 K 为键张量、 V 为值张量,注意力权重通过 Q 与 K 计算得到,得到的注意力权重作用于 V 得到整个自注意力机制的权重与输出,多头自注意力结构如图 3 所示。

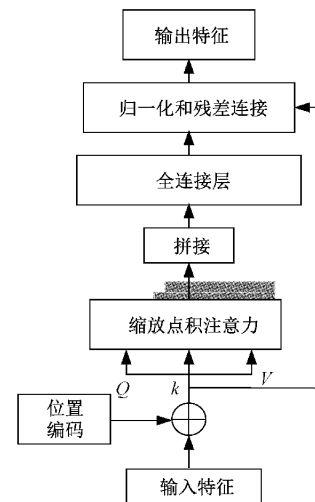


图 3 多头自注意力机制结构图

2022 年,高峰等^[44]等采用了对比学习的多阶段 Transformer 图像去雾方法,利用信道级 Transformer 模块作为基本的特征提取块,通过提出的多监督对比学习方法最大限度地挖掘正负样本信息,最后利用多阶段渐进式网络结构和可变形自注意力机制有效地整合图像局部细粒度特征和全局粗粒度信息。

Transformer 的网络结构由多头自注意力机制和前馈神经网络(feed forward neural network, FNN)组成,将 Transformer 引入能见度检测是未来的重点。

因为深度学习的适应性强,模型的应用范围也更加的广泛。以往算法多依赖于摄像机标定技术,深度学习只需要采集样本就可以构建模型,但是对图像拍摄角度、像素质量要求较高,因为图像会影响模型训练的效果。基于深度学习的能见度检测的基础模型和特点对比如表 4 所示。

近年来,卷积神经网络作为深度学习的重要基石,一直在高速发展,并被应用于各种领域中。卷积神经网络可以有效捕捉雾霾图像的特征信息与图像信息间的映射关

表4 基于深度学习的能见度检测的基础模型和特点对比

方法	基础模型	特点
文献[35]	CNN-AlexNet	利用一个预先训练好的 AlexNet 来提取图像中的能见度特征并进行能见度等级分类, 具有较好的应用效果。
文献[36]	CNN-VGG	利用 CNN 进行特征提取, 用循环网络进行回归。
文献[5]	CNN-Inception	可以不借助辅助设备完成能见度的预测, 适用于高速公路场景下。
文献[37]	CNN-VisNet	利用 VisNet 进行图像预处理和数据增强。
文献[39]	CNN-多模态	多模态能见度模型可显著提高小样本条件下能见度检测的准确率和鲁棒性。
文献[41]	CNN-ROI	对只包含感兴趣区域的图片进行深度学习建模, 实验证明, 该算法优于单个深度学习模型的使用。
文献[42]	AIDEDNet	随机设定雾霾厚度对图像进行去雾。
文献[44]	MSTCNet	利用多阶段渐进式网络结构和可变形自注意力机制有效地整合图像局部细粒度特征和全局粗粒度信息。

系,基于深度学习的能见度检测方法能够通过卷积神经网络获取大气光值、介质透射率等与图像能见度的相关信

息,具有良好的鲁棒性,图像能见度检测的发展路线如图4所示。

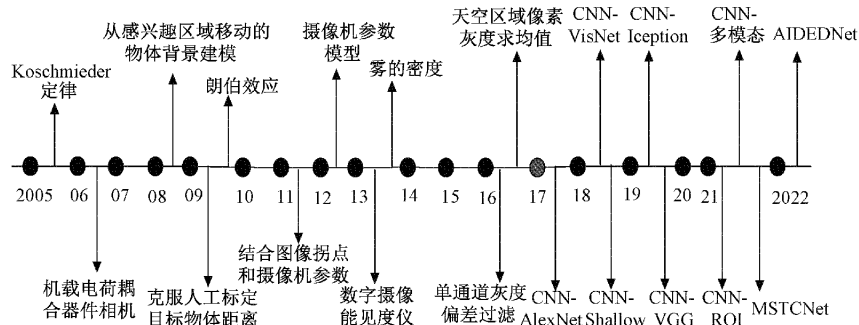


图4 图像能见度检测发展路线

3.4 性能评价指标

准确率(Acc)是预测准确的数据占总体数据的比值,就是在全部预测中,正确预测结果占的比例,常用于评估深度学习模型检测效果。准确率计算公式如式(7)所示。

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (7)$$

基于深度学习的能见度检测方法在 NH-HAZE^[45] 加 Dense-Haze^[46] 数据集和 D-HAZY^[47] 数据集上的实验结果如表5所示。和基于 CNN 的深度学习网络相比,采用 Transformer 网络结构的 ViT (Vision Transformer)^[48] 模型在能见度检测的准确率上表现效果更好。

表5 准确度比较

网络	NH-HAZE+ Dense-Haze	D-HAZY
CNN-LeNet ^[49]	0.866	0.838
CNN-DenseNet ^[50]	0.950	0.938
CNN-GoogleNet ^[51]	0.955	0.958
CNN-VGG ^[62]	0.935	0.938
ViT	0.972	0.973

4 结 论

本文以能见度检测方法为研究对象,对其发展和应用按照分类和时间顺序进行梳理、总结和分析。

能见度低非常不利于公路上车辆的安全驾驶,所以能见度检测的相关工作需要更加深入和完善。近几年深度学习的高速发展,同样给能见度检测技术提供了新方法和新思路。深度学习所需的数据集量不容忽视,数据集图像场景变换、图像大小等也会影响模型检测的精度。归纳一份数据分类准确、图像质量高的能见度检测数据集是待解决的问题。

将最新的深度学习模型引入能见度检测能大大提升检测的准确性,也能够为未来交通道路能见度检测提供更加精确可靠的数据支撑。提高算法的泛化性、容错性、抗噪性,未来将最新的深度学习技术融入能见度检测是接下来的研究方向。

参考文献

- [1] JU T, WU B, WANG Z, et al. Relationships between low-level jet and low visibility associated with precipitation, air pollution, and fog in Tianjin [J]. Atmosphere, 2020, 11(11): 1197.

- [2] 赵瑞,胡辽林,赵江涛. 基于暗原色先验理论的大气能见度测量[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(6): 78-85.
- [3] GUO F, PENG H, TANG J, et al. Visibility detection approach to road scene foggy images[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems(TIIS), 2016, 10(9): 4419-4441.
- [4] CHEN Z, OU B. Visibility detection algorithm of single fog image based on the ratio of wavelength residual energy [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021(8):1-13.
- [5] 汪涛. 基于频谱分析和改进 Inception 的雾霾能见度检测研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019, DOI: 10.27251/d.cnki.gnjdc.2019.000610.
- [6] 闫宏艳. 基于深度卷积网络的高速公路雾天能见度检测[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2022, DOI: 10.27248/d.cnki.gnjqc.2022.001097.
- [7] 花毓幸,曾燕,邱新法. 基于图像兴趣窗格测算大气能见度的方法研究[J]. 科技通报, 2017, 33(8):39-42.
- [8] 尹淑娴,罗鹏,莫伟强. 人工目测与仪器测量的能见度数据资料分析[J]. 气象水文海洋仪器, 2009(26): 66-69.
- [9] 赵瑞. 基于机器视觉的大气能见度测量方法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2017.
- [10] 邢向楠,崔岩梅,张富根,等. 能见度测量技术现状及发展趋势综述[J]. 计测技术, 2010, 30(5):15-20.
- [11] 蔡琴. 透射式和前散射式能见度仪性能的分析[J]. 成都工业学院学报, 2014, 17(4):40-42, 59.
- [12] 王敏,张世国,汪玮,等. 前向散射式能见度仪示值对比及标定方法研究[J]. 气象科技, 2017, 45(2):217-222.
- [13] 文斐,夏龙生,梁福田,等. 激光雷达能见度仪数据采集系统的研制[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(1):52-56.
- [14] 郭梦凡. 公路雾霾能见度等级动态检测方法研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2021, DOI: 10.27721/d.cnki.gyzjc.2021.000032.
- [15] HARALD K. Theorie der horizontalen sichtweite: Kontrast und sichtweite [J]. Keim and Nemnich, Munich, 1924, 12.
- [16] 苗苗. 视频能见度检测算法综述[J]. 现代电子技术, 2012, DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2012.15.051.
- [17] DUNTLEY S Q. The reduction of apparent contrast by the atmosphere[J]. JOSA, 1948, 38(2): 179-191.
- [18] STEFFENS C. Measurement of visibility by photographic photometry [J]. Industrial & Engineering Chemistry, 2002, 41(11): 2396-2399.
- [19] BUSCH C, DEBES E. Wavelet transform for analyzing fog visibility [J]. IEEE Intelligent System, 1998, 13(6):66-71.
- [20] KWON T M. An automatic visibility measurement system based on video cameras [R]. Minnesota: Minnesota Department of Transportation Duluth Office and Office of Research Administration, 1998.
- [21] 陈钊正,陈启美. 基于摄像机自标定的视频对比度能见度检测算法与实现[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(12):2907-2912.
- [22] 陈晓婷,鲁昌华,张玉均. 数字摄像能见度仪的白天能见度算法设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(4):353-358.
- [23] 周洁. 基于交通图像的能见度检测算法研究[J]. 自动化技术与应用, 2017, 36(10):100-103.
- [24] HAUTIERE N, TAREL J P, LAVENANT J, et al. Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera [J]. Machine Vision and Applications, 2006, 17(1):8-20.
- [25] HAUTIERE N, BIGORGNE E, AUBERT D. Daytime visibility range monitoring through use of a roadside camera [C]. International Conference on Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, 2008: 470-475.
- [26] HAUTIERE N, BABARI R, DUMONT É, et al. Estimating meteorological visibility using cameras: A probabilistic model-driven approach [M]. Computer Vision-ACCV 2010, Springer Berlin Heidelberg, 2011: 243-254.
- [27] 李勃,董蓉,陈启美. 无需人工标记的视频对比度道路能见度检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(11):1575-1582.
- [28] 宋洪军,陈阳舟,郜园园. 基于车道线检测与图像拐点的道路能见度估计[J]. 计算机应用, 2012, 32(12): 3397-3403.
- [29] 李屹,朱文婷. 基于数字摄像技术的能见度检测[J]. 现代电子技术, 2012, 35(20):95-97.
- [30] NEGRU M, NEDEVSCHI S. Image based fog detection and visibility estimation for driving assistance systems [C]. International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, IEEE, 2013:163-168.
- [31] CHEN Z. PTZ visibility detection based on image luminance changing tendency [C]. International Conference on Optoelectronics and Image Processing, IEEE, 2016:15-19.
- [32] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [33] LI B, PENG X, WANG Z, et al. Aod-net: All-in-one dehazing network [C]. Proceedings of the IEEE

- International Conference on Computer Vision, 2017: 4770-4778.
- [34] YANG H, PAN J, YAN Q, et al. Image dehazing using bilinear composition loss function[J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv:1710.00279.
- [35] LI S, FU H, LO W L. Meteorological visibility evaluation on webcam weather image using deep learning features[J]. International Journal of Computer Theory and Engineering, 2017, 9(6):455-461.
- [36] 吕泓君. 基于深度学习的雾霾能见度检测算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019, DOI:10.27251/d.cnki.gnjdc.2019.000350.
- [37] PALVANOV A, CHO Y I. VisNet: Deep convolutional neural networks for forecasting atmospheric visibility[J]. Sensors, 2019, 19(6): 1343.
- [38] 黄亮, 张振东, 肖鹏飞, 等. 基于深度学习的公路能见度分类及应用[J]. 大气科学学报, 2022, 45(2):203-211.
- [39] 沈克成, 施佳, 王晗. 可见光-远红外图像的多模态能见度深度学习模型[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(6):939-946.
- [40] AMIRI M, SOLEIMANI S. A hybrid atmospheric satellite image-processing method for dust and horizontal visibility detection through feature extraction and machine learning techniques [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2022, 50(3): 523-532.
- [41] 胡磊. 基于深度学习的能见度检测算法研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2021, DOI: 10.27776/d.cnki.gwhgy.2021.000002.
- [42] ZHANG J, HE F, DUAN Y, et al. AIDEDNet: Anti-interference and detail enhancement dehazing network for real-world scenes [J]. Frontiers of Computer Science, 2023, 17(2): 1-11.
- [43] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30.
- [44] 高峰, 汲胜昌, 郭洁, 等. 采用对比学习的多阶段Transformer图像去雾方法[J/OL]. 西安交通大学学报, 2022:1-14.
- [45] ANCUTI C O, ANCUTI C, TIMOFTE R. NH-HAZE: An image dehazing benchmark with non-homogeneous hazy and haze-free images [J]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2020: 1798-1805.
- [46] ANCUTI C O, ANCUTI C, SBERT M, et al. Dense-haze: A benchmark for image dehazing with dense-haze and haze-free images [C]. 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), IEEE, 2019: 1014-1018.
- [47] ANCUTI C, ANCUTI C O, DE VLEESCHOUWER C. D-hazy: A dataset to evaluate quantitatively dehazing algorithms[C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), IEEE, 2016: 2226-2230.
- [48] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv:2010.11929.
- [49] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [50] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700-4708.
- [51] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-9.
- [52] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. ArXiv Preprint, 2014, ArXiv:1409.1556.

作者简介

张雨晴, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉和图像处理等。

E-mail: 1980556128@qq.com

田小平(通信作者), 硕士生导师, 主要研究方向为信号智能检测和图像处理。

E-mail: tianxiaoping@bupt.edu.cn

邹长宽, 硕士研究生, 主要研究方向为图神经网络及其在交通预测方面的应用。

E-mail: zorozc@163.com

杜磊, 硕士研究生, 主要研究方向为运输模式识别与追踪定位。

E-mail: 928695927@qq.com