

基于多目标的能见度检测方法

唐 榕, 李 骞, 唐绍恩

(国防科技大学 气象海洋学院, 长沙 410073)

摘 要: 能见度对人类生产生活、交通运输安全等具有重要影响,是地面自动气象观测的重要内容之一,但由于影响因素较多,目前能见度检测仍缺乏统一的标准和检定规程。现有基于图像的能见度检测方法大多从整幅图像或局部区域中提取视觉特征估计能见度,未考虑不同景深目标物对应子图像的质量衰减程度不同,导致检测结果精确度和稳定性不高。提出一种新的能见度检测方法,使用预训练的神经图像评估,从不同景深目标物对应的子图像中提取视觉特征,并将提取的特征和能见度真值输入到全连接网络,以训练子图像的能见度映射模型。根据子图像与全局图像间的关系,动态建立各目标在能见度整体估计过程中的权重回归模型,按照权重融合各目标物能见度估计值,得到整幅图像的能见度检测值。实验结果表明,该方法能有效提升回归模型的预测精度,其在不同能见度区间的检测正确率均超过85%。

关键词: 能见度检测;多目标检测;视觉特征;神经图像评估;全连接网络

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式:唐榕,李骞,唐绍恩.基于多目标的能见度检测方法[J].计算机工程,2023,49(2):314-320.

英文引用格式:TANG R, LI Q, TANG S E. Visibility detection method based on multi-object[J]. Computer Engineering, 2023, 49(2): 314-320.

Visibility Detection Method Based on Multi-Object

TANG Rong, LI Qian, TANG Shaoen

(College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

[Abstract] Visibility is extremely important in all aspects of human life and plays a critical role in automated meteorological observations from ground stations. However, no unified standards for specifications or verification procedures have been established to characterize visibility. Existing image-based visibility detection methods extract visual features from an entire image or local area to estimate visibility without considering the differences in the attenuation of the visual quality of sub-images corresponding to objects with different depths of field in a given scene. This typically results in poor precision and stability. Hence, this study presents a new visibility detection method designed to reliably detect visibility automatically. First, a pre-trained Neural Image Assessment (NIMA) network is utilized to extract visual features from sub-images of objects with different depths of field. Then, the extracted features and ground-truth labels are input into a fully connected network to train a model for mapping sub-images to visibility. Based on the relationships between sub-images and the entire image, a weight regression model is dynamically established for each object. Finally, the visibility estimates of each object are fused by weight to obtain visibility detection values for the entire image. Experimental results show that the proposed method can effectively improve the prediction accuracy of the regression model and achieve a detection accuracy of more than 85% in different visibility intervals.

[Key words] visibility detection; multi-object detection; visual features; Neural Image Assessment (NIMA); fully connected network

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0063745

基金项目:国家自然科学基金(42075139);湖南省自然科学基金(2021JJ30773)。

作者简介:唐 榕(1998—),女,硕士研究生,主研方向为气象信息智能处理;李 骞(通信作者),副教授、博士;唐绍恩,讲师。

收稿日期:2022-01-13 修回日期:2022-03-28 E-mail: public_liqian@163.com

0 概述

能见度是指人肉眼在没有任何帮助的情况下,所能识别物体的最大能见距离^[1],是反映大气透明度的重要物理量^[2]。能见度过低会给人类生产生活、交通运输安全等带来危害^[3-4],因此加强对能见度的检测,尤其是低能见度的观测检测,具有十分重要的应用价值,已成为地面自动气象观测的重要内容之一。目前虽然已有各种能见度仪被投入业务使用,但与人工观测相比,其检测仍存在较大偏差^[5],且能见度仪价格较为昂贵,难以进行密集布设。近年来,随着摄像机的广泛使用,基于图像的能见度检测方法成为解决能见度自动检测问题的一类重要方法^[6]。然而现有基于图像的能见度检测方法未考虑场景中不同景深目标物对应子图像的质量受大气悬浮粒子衰减不同的影响,导致整体能见度检测精度下降。

本文提出一种基于多目标的能见度检测方法,在图像中选择多个不同景深的目标物,分别提取各目标物对应的子图像视觉特征,并利用各目标物视觉特征分别训练能见度映射模型。最后使用全局图像动态回归各目标物估计值的权重,通过加权融合得到场景能见度检测值。

1 相关工作

传统的能见度检测方法主要分为目测法和器测法^[6]。目测法是指让观测员目测不同距离目标物的清晰程度来判断能见度,其观测结果易受到人的主观因素影响,测量精度较低^[7]。器测法是指利用透射仪^[8]或散射仪^[9]自动估计能见度,这两种仪器均以测量局部能见度代替整体能见度,当空气分布不均匀时,其测量值易受到局部大气悬浮粒子特性的影响,导致存在较大偏差^[10]。此外,由于仪器设备通常较为昂贵,难以进行密集布设,因此实现能见度的全方位实时监测^[11-12]存在一定困难。

随着摄像机的普及以及各类图像处理算法^[13]的快速发展,基于图像的能见度检测方法不断涌现。根据映射关系建立方式的不同,该方法又可以分为模型驱动法和数据驱动法^[14]。模型驱动法是指根据大气对图像成像的衰减建立光传播物理模型,通过图像特征估计物理模型参数,以此反推能见度^[15],如亮度对比法^[16]、双亮度差法^[17]、暗通道法^[18]等。但由于大气中影响光传播的悬浮粒子种类较多,且粒子空间分布不均匀^[15],因此精确的物理模型通常难以准确定义。数据驱动法则是指利用海量经标注的历史数据训练图像视觉特征与能见度的映射模型,由收敛后的模型来预测场景能见度值。如文献[19]将图像梯度和对比度作为反映能见度变化的特征,利用支持向量回归机和随机森林两种算法建立能见度

值与视觉特征的关系模型;文献[20]提取兴趣域对比度作为特征向量,构建图像特征与能见度的支持向量回归机;文献[21]使用预训练的AlexNet深度卷积神经网络提取图像的学习特征,训练多类非线性支持向量机对能见度范围进行分类。数据驱动法将能见度变化对图像的影响完全表征在视觉特征里,通过建立特征与能见度的映射模型来估计能见度值。该类方法通过大量的数据不断优化模型,从而避免物理模型难以准确定义的问题,已成为能见度检测领域的一个重要研究方向。

然而,现有数据驱动法未考虑场景中不同景深目标物对应的子图像质量衰减程度不同的问题,从全局图像提取特征,使得真正能反映能见度变化的局部关键特征被全局特征所平滑。针对该问题,文献[15]提出将样本图像均等分割成9个子区域,利用预训练的VGG-16网络对子区域进行编码;文献[22]将所有图像进行灰度平均,从场景中选择静态的有效子区域提取特征。这两种选择子区域的预处理方法在一定程度上增强了图像局部对整体检测效果的影响,但由于每个子区域是被均等或随机划分的,没有考虑实际场景内容、景深距离等,因此所提取的视觉特征仍不能准确反映能见度变化对不同景深目标子图像质量的实际衰减,导致图像中最能体现能见度变化的局部关键信息被忽略。针对上述问题,本文提出基于多目标的能见度检测方法,即选择多个不同景深目标物对应子图像提取视觉特征训练模型,有效融合各目标物的能见度估计值,并将其作为整幅图像的能见度检测值。

2 本文方法

图像中不同目标物因景深不同,对应子图像质量受到大气悬浮粒子衰减的程度也不同,其视觉特征也随之相应变化,例如近距离目标子图像视觉特征在低能见度条件下变化更剧烈,而远距离目标子图像视觉特征对高能见度变化更敏感。同样地,在人工观测过程中,观测员也常在观测点四周不同距离、不同方位选择若干固定目标物^[5],再结合整个场景由各目标物可见与否以及其视觉清晰程度来综合判定场景能见度值。受上述过程启发,本文提出一种基于多目标的能见度检测方法,方法流程如图1所示,首先在图像中选取多个不同景深且具有显著细节特征的目标物,然后针对各目标物所在子图像以及整幅图像分别采用预训练神经网络提取视觉特征,由多个单目标物视觉特征回归能见度估计值,同时在估计过程中结合整幅图像视觉特征回归各目标物估计值的权重向量,最后根据权重进行融合得到整幅图像的能见度检测值。

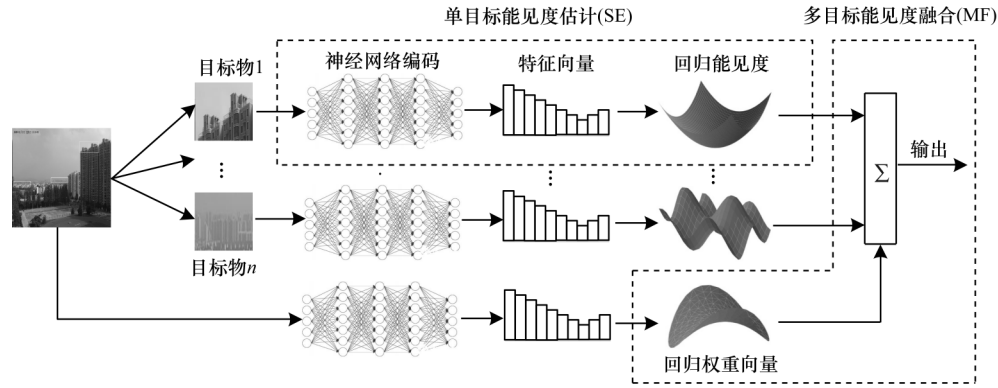


图1 本文方法的流程

Fig.1 Procedure of the method in this paper

2.1 单目标能见度估计

为获得多个单目标能见度估计值,本文提取各目标物对应子图像视觉特征。考虑到基于图像的能见度检测方法由图像质量的衰减程度估计能见度值,与图像质量评估任务具有相似性。因此,本文迁移文献[23]中在AVA数据集上预训练的神经图像评估(Neural Image Assessment, NIMA)网络提取能见度图像的视觉特征,以此来反映能见度变化对图像质量的影响。NIMA网络结构如表1所示,其中dw代表深度卷积,后面常跟逐点卷积;s2表示该卷积核的移动步长为2。由表1可知,NIMA神经网络由去除最后一层的MobileNet网络^[24]和一个具有10个神经元的全连接神经网络(Fully Connected Neural Network, FCNN)组成,该网络模拟人类对图像的综合评价,预测图像质量评级分布,与真实评级更相关,且主体MobileNet网络采用深度可分离卷积(深度卷积+逐点卷积)代替标准卷积。通过以上卷积,使模型参数数量和计算量均大幅减少,从而实现高效提取视觉特征的目的。

表1 NIMA网络结构

Table 1 Structure of the NIMA network

操作	卷积核	输入尺寸/像素
Conv/s2	3×3×3×32	224×224×3
Conv dw/s1	3×3×32 dw	112×112×32
Conv/s1	1×1×32×64	112×112×32
Conv dw/s2	3×3×64 dw	112×112×64
Conv/s1	1×1×64×128	56×56×64
Conv dw/s1	3×3×128 dw	56×56×128
Conv/s1	1×1×128×128	56×56×128
Conv dw/s2	3×3×128 dw	56×56×128
Conv/s1	1×1×128×256	28×28×128
Conv dw/s1	3×3×256 dw	28×28×256
Conv/s1	1×1×256×256	28×28×256
Conv dw/s2	3×3×256 dw	28×28×256
Conv/s1	1×1×256×512	14×14×256
Conv dw/s1	3×3×512 dw	14×14×512
5×Conv/s1	1×1×512×512	14×14×512
Conv dw/s2	3×3×512 dw	14×14×512
Conv/s1	1×1×512×1 024	7×7×512
Conv dw/s2	3×3×1 024 dw	7×7×1 024
Conv/s1	1×1×1 024×1 024	7×7×1 024
Avg Pool/s1	Pool 7×7	7×7×1 024
FC/s1	1 024×10	1×1×1 024
Softmax/s1	Classifier	1×1×10

为提取视觉特征,反映能见度图像的质量和-content,而不涉及NIMA网络原本的分类任务,本文选取NIMA网络全连接层前的输入值作为各目标物对应子图像的视觉特征(如表1加粗数字所示),然后将各视觉特征并行输入到多个全连接网络分支,如图2所示,则对于第j个目标,其视觉特征 f_j 所在分支包含两个隐藏层,每个隐藏层有64个节点,输出层节点数为1,输出单个能见度估计值 $\hat{y}_j$ 。

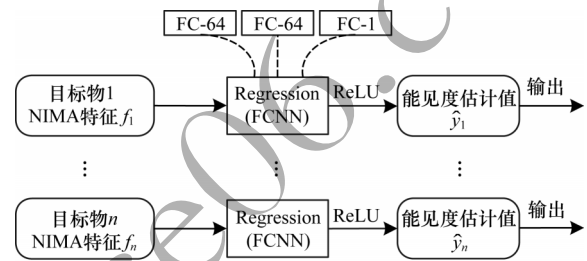


图2 单目标能见度估计网络的结构

Fig.2 Structure of single-object visibility estimation network

2.2 多目标能见度融合

对场景能见度的检测通常需要综合场景中的多个目标物,是一个多目标能见度值融合的过程。为融合多个单目标的能见度估计值,本文设计了一个目标权重估计网络。考虑到人工观测过程中结合整幅图像信息综合判定场景能见度值的作用,本文同样提取整幅图像的NIMA视觉特征,根据该视觉特征回归各目标物估计值权重。如图3所示,将视觉特征输入到全连接网络,网络包含2个隐藏层,每个隐藏层有64个节点,输出层节点数为所选目标物个数,即输出融合权重向量 $W=\{\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_n\}$ 。

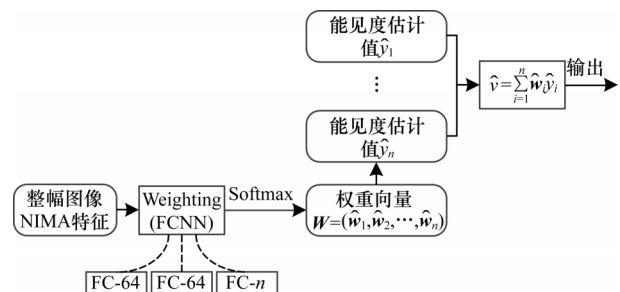


图3 多目标能见度融合网络的结构

Fig.3 Structure of multi-object visibility fusion network

在训练阶段,为了使网络能够根据当前能见度真值动态估计各目标在融合过程中所占权重,本文设定联合损失函数并行训练单目标能见度估计网络和权重融合网络,将各目标能见度估计值与对应权重加权进行求和,作为整个网络的联合输出,其损失函数设定为式(1)所示:

$$L_{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^m |\hat{v}_i - y_i|}{m} = \frac{\sum_{i=1}^m \left| \left(\sum_{j=1}^n \hat{w}_j \hat{y}_j \right)_i - y_i \right|}{m} \quad (1)$$

其中: m 为训练集样本数量; $\hat{v}_i$ 为第*i*个样本图像的能见度估计值; y_i 表示第*i*个样本图像的能见度真值; n 为样本图像中所选择目标物数量; $(\hat{y}_j)_i$ 是第*i*个样本图像中第*j*个目标的能见度估计值; $(\hat{w}_j)_i$ 为第*i*个样本图像中第*j*个目标估计值的融合权重。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据集与设置

为验证本文方法的有效性,本文采用固定的主动摄像机按照预定义的云台旋转策略获取图像数据集,选取3个具有代表性的场景,每个场景包含多个不同距离的显著对象,示例如图4所示。由于低能见度天气主要发生在秋冬季,图像采集时间为2019年2月6日—2019年3月13日、2020年12月1日—2021年3月13日,从上午6点到下午18点,每小时采集一次,时长大约5 min,包含所有场景的视频数据。在每个场景下随机抽取图像,并将图像分辨率缩放至1 000×1 000像素。剔除掉受飞虫、雨滴遮挡等干扰的图像后,选取22 952帧图像作为样本数据集,其中场景1有7 376帧图像,场景2有7 609帧图像,场景3有7 967帧图像。在能见度真值方面,根据人工观测结果对当地透射仪的测量值进行修正,最后将修正值作为能见度真值。

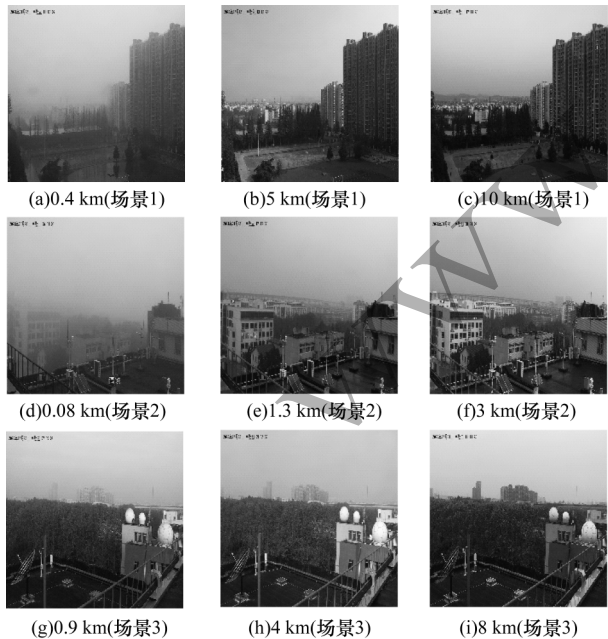


图 4 不同场景在不同能见度条件下的图像示例
Fig.4 Image examples of different scenes under different visibility conditions

为训练能见度映射模型,从3个场景中分别随机选择70%样本图像作为训练集,10%样本图像作为验证集,20%样本图像作为测试集,并将能见度真值划分为4个区间,各能见度区间训练集、验证集和测试集样本数量分布如表2所示。

表 2 不同能见度区间的样本数量分布

Table 2 Distribution of sample number at different visibility ranges

能见度区间/km	场景 1		场景 2		场景 3	
	训练集+验证集	测试集	训练集+验证集	测试集	训练集+验证集	测试集
[0,1)	1 331	343	861	261	902	230
[1,3)	1 669	397	1 477	378	1 682	401
[3,10)	1 649	415	2 568	589	2 484	626
[10,+∞)	1 251	321	1 181	294	1 305	337

在方法实现方面,本文在CPU为Intel i7-3700X 3.6 Hz、内存为8 GB的PC机上基于python开展实验。针对所选择的3个场景,在每个场景下划分如图5所示的3个不同景深的目标物,加上整幅图像,则共需要训练4个全连接网络分支的279 430个权重参数。在训练过程中,各全连接层参数采用标准差为0.01的截断正态分布生成的随机数来初始化。为了防止过拟合,对参数应用scale为0.003的L2正则化约束,将batch_size设置为32,学习率设置为0.001,epoch设置为120,损失函数定义为平均绝对误差,并采用Adam算法进行优化。



图 5 不同场景下不同景深目标物划分示例
Fig.5 Examples of target division with different depth of field in different scenes

3.2 视觉特征有效性验证

首先,为验证所选取的NIMA视觉特征对能见度变化的敏感性,本文对场景1的采样样本做了视觉特征有效性验证,在0.01 km、2 km、8 km和15 km能见度条件下分别随机抽取120帧样本图像,并选择感兴趣区域作为特征提取对象,如图6所示。

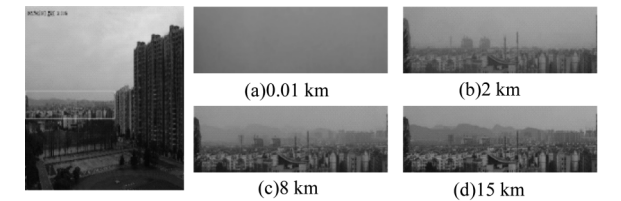


图 6 场景1样本图像的感兴趣区域示例
Fig.6 Example of region of interest of sample image in scene 1

由于 15 km 能见度条件下的图像质量衰减程度最弱,因此将其感兴趣区域作为基准图像集合,分别计算其他 3 个能见度条件下样本图像与基准图像特征的欧氏距离,结果如图 7(a)所示。可以看到,能见度越高,图像质量衰减程度越弱,其与基准图像的特征相似度越高,欧氏距离越小。从图 7(a)可知,8 km、2 km、0.01 km 能见度条件下的样本图像与基准图像的特征距离

呈现逐渐增大的趋势,且垂直分层较为明显,这表明 NIMA 特征能较好地通过其值变化反映图像质量的不同退化程度。为了验证特征的泛化能力,本文还计算了任意两两能见度条件下样本图像特征距离的平均值,结果如图 7(b)所示。从图 7(b)中可以看出,随着相比较的两个能见度值相差越大,其对应样本特征距离平均值也越大,这表明 NIMA 特征对能见度变化敏感。

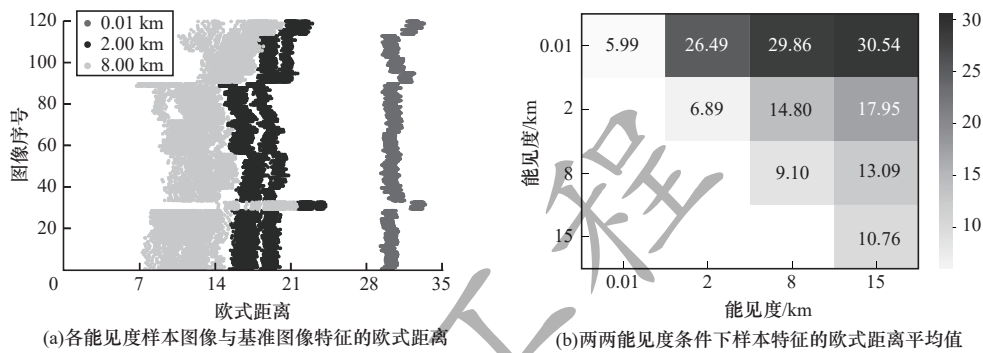


图 7 特征有效性验证的实验结果
Fig.7 Experimental results of verification of feature

3.3 能见度检测方法验证

本节从样例分析和量化分析两个方面验证本文方法的有效性。首先针对多个场景单个样例图给出能见度检测结果,然后统计测试样本集的预测平均绝对误差、正确率等,最后考察方法目标物选择和融

合策略的有效性。
3.3.1 本文方法能见度检测分析
针对图 4 给出的 3 个场景样例图,通过本文方法回归得到每帧样例图中各目标物能见度估计值及其权重值,有效融合得到场景能见度检测值,结果如表 3 所示。

表 3 样例图能见度检测结果
Table 3 Visibility detection results of sample image

序号	各目标物估计值及其权重						融合检测值/km	能见度标注值/km
	目标 1 估计值/km	目标 1 权重值	目标 2 估计值/km	目标 2 权重值	目标 3 估计值/km	目标 3 权重值		
a	13.022	0.02	0.185	0.75	0.002	0.24	0.37	0.40
b	15.644	0.11	2.946	0.56	4.899	0.33	4.99	5.00
c	14.978	0.37	2.679	0.13	8.498	0.49	10.14	10.00
d	0.132	0.25	0.040	0.73	1.024	0.02	0.08	0.08
e	1.934	0.32	0.162	0.35	2.198	0.33	1.40	1.30
f	1.895	0.33	0.346	0.23	5.252	0.44	3.03	3.00
g	14.218	0.01	2.398	0.17	0.430	0.82	0.94	0.90
h	14.048	0.11	6.081	0.27	0.358	0.63	3.37	4.00
i	17.598	0.19	10.749	0.34	1.819	0.47	7.85	8.00

从表 3 可以看出,在 3 个场景的 9 帧图像样本中,本文方法融合得到的能见度检测值与标注值基本一致。为进一步量化分析本文方法的预测性能,在场景 1 下统计本文方法在不同能见度区间预测值与标注值的均值和标准差,并计算预测正确率。其中当能见度在[0,1 km)区间时,若预测值在标注值的 20% 误差范围内,则视为正确预测的值;当能见度在[1 km,3 km)区间时,所允许的误差范围是 15%;当能见度在[3 km,+∞)区间时,所允许的误差范围

是 10%。统计结果如表 4 所示。从表 4 可以看出,在任意能见度区间内,本文方法预测值与标注值的平均绝对误差均控制在标注均值的 10% 以内,表明预测值的集中趋势和离散程度与标注值基本一致。在正确率方面,除了[3 km,10 km)区间,其他区间的正确率均超过了 90%,表明本文方法在各能见度区间预测的可信度均较高,而在[3 km,10 km)区间预测正确率偏低的主要原因是在高能见度条件下,影响图像质量的外部干扰因素较多。

表 4 场景 1 下的能见度预测值
Table 4 Visibility prediction value under scene 1

能见度区 间/km	均值/km		标准差/km		平均绝对 误差/km	正确 率/%
	标注值	预测值	标注值	预测值		
[0,1)	0.630	0.643	0.197	0.205	0.036	94.75
[1,3)	1.936	1.941	0.594	0.613	0.117	93.20
[3,10)	5.262	5.256	1.926	1.952	0.274	87.47
[10,+∞)	12.243	12.200	1.976	2.079	0.379	94.08

3.3.2 目标物选择对比实验

为进一步分析不同景深目标物选择对本文方法的影响,本文选取了另外两组目标物,如图 8 所示,图 8(a)的目标物相对摄像机距离较近,在 0.5 km 之内;图 8(b)的目标物相对摄像机距离较远,在 3 km 之外。对比本文方法(不同景深),统计各目标物在各能见度区间的预测平均绝对误差,结果如表 5 所示。



图 8 两组目标物划分示例
Fig.8 Division examples of two groups of targets

表 5 3 组目标物在不同能见度区间的预测平均绝对误差
Table 5 Mean absolute errors of prediction of the three groups of targets at different visibility ranges

目标物	能见度 [0,1 km)	能见度 [1 km,3 km)	能见度 [3 km,10 km)	能见度 [10 km,+∞)
不同景深	0.036	0.117	0.274	0.379
近景深	0.041	0.123	0.371	0.559
远景深	0.044	0.124	0.322	0.478

由表 5 可知,选择 3 个不同景深的目标物在任意能见度区间预测的平均绝对误差均最小;在 [0,1 km) 和 [1 km,3 km) 能见度区间内,选择近景深目标比选择远景深目标预测平均绝对误差要小;在 [3 km,10 km) 和 [10 km,+∞) 区间内,选择远景深目标预测平均绝对误差较小,这表明目标物的选择与在各能见度区间的预测误差是相关的,且选择具有代表性景深的目标物提取视觉特征有利于提高模型在各能见度区间的预测精度。

3.3.3 权重融合实验

为验证本文方法从整幅图像的视觉特征中动态回归各目标物估计值权重 的有效性,本文做了 3 组对照实验,具体如下:

1)多目标局部加权法。与本文方法不同,该方法通过联合多个目标物视觉特征,动态回归各目标物估计值权重。

2)多目标平均法。该方法将多目标估计值进行简单求和取平均值,并作为最终能见度检测值。

3)全局图像法。该方法为传统的基于数据驱动的能见度检测方法^[25],通过直接建立整幅图像视觉特征与能见度的关系映射模型来预测场景能见度值。

以上 3 种对比方法的流程如图 9 所示。统计包含本文方法在内的 4 种方法在各能见度区间的预测正确率,其结果如表 6 所示。

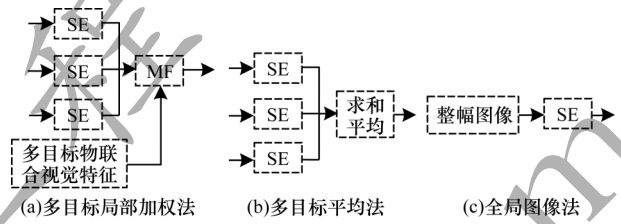


图 9 3 种对比方法的流程
Fig.9 Procedures of three comparison methods

表 6 4 种方法的检测正确率
Table 6 Detection accuracies of four methods %

方法	能见度 [0,1 km)	能见度 [1 km,3 km)	能见度 [3 km,10 km)	能见度 [10 km,+∞)
本文方法	94.75	93.20	87.47	94.08
多目标局部加权法	93.88	92.95	80.00	91.28
多目标平均法	77.26	71.03	49.88	77.26
全局图像法	94.46	72.29	49.64	69.78

由表 6 可知,多目标平均法和全局图像法在 [1 km,3 km)、[3 km,10 km) 以及 [10 km,+∞) 能见度区间的预测正确率均小于 80%,在 [3 km,10 km) 区间,预测正确率甚至不足 50%,而本文方法除在 [3 km,10 km) 区间外,预测正确率均大于 90%,能较好地适用于低能见度检测。

4 结束语

针对传统基于数据驱动的能见度检测方法未考虑场景中不同景深目标物对应子图像的质量衰减程度不同的问题,提出一种基于多目标的能见度检测方法。通过在图像中选择多个不同景深的目标物,分别提取各目标物对应子图像的视觉特征,并用其训练能见度估计模型。提取整幅图像视觉特征训练融合权重,按照权重融合各目标能见度估计值,得到全局能见度检测值。实验结果表明,与多目标局部加权法、多目标平均法、全局图像法相比,该方法能有效提高能见度检测精度。下一步将模拟人眼瞳孔变化,利用调整焦距的方式获取各目标物高分辨率图像,以更好地通过量化视觉特征因图像变化而产生的差异估计能见度值。

参考文献

- [1] International Commission on Illumination. Contrast and visibility (1st edition) (E); CIE 95-1992[S]. 1992-01-01.
- [2] 左芬. 武汉天河国际机场低能见度的特征分析[J]. 空运商务, 2019, 37(1): 58-61.
ZUO F. Characteristic analysis of low visibility in Wuhan Tianhe international airport [J]. Air Transport & Business, 2019, 37(1): 58-61. (in Chinese)
- [3] 于堃. 江苏省能见度的分布特征分析及低能见度的影响研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2019.
YU K. Distribution characteristic analysis of visibility & research of low visibility impact in Jiangsu Province[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2019. (in Chinese)
- [4] 袁成松. 低能见度交通气象信息服务系统的研究与应用[D]. 南京: 南京农业大学, 2007.
YUAN C S. Study and application on the transportation meteorological information and service system for low-visibility processes [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2007. (in Chinese)
- [5] 赵晓莉, 闫军, 苑跃, 等. 能见度自动观测仪与人工观测资料对比分析[J]. 计算技术与自动化, 2013, 32(4): 138-141.
ZHAO X L, YAN J, YUAN Y, et al. Comparative analysis visibility automatic and artificial observation data [J]. Computing Technology and Automation, 2013, 32(4): 138-141. (in Chinese)
- [6] 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.
HUA Y X, ZENG Y, QIU X F. Research of measurement method of visibility based on optimal ROI [J]. Bulletin of Science and Technology, 2017, 33(8): 39-42. (in Chinese)
- [7] 项文书. 基于交通视频的能见度估计研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2014.
XIANG W S. Visibility estimation using traffic surveillance video [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014. (in Chinese)
- [8] 邢向楠, 崔若梅, 李涛, 等. 基于透射法的能见度测量装置设计与实验研究[J]. 计测技术, 2011, 31(3): 10-13.
XING X N, CUI Y M, LI T, et al. Design and experiment research of visibility measuring device based on transmission method [J]. Metrology & Measurement Technology, 2011, 31(3): 10-13. (in Chinese)
- [9] 程寅, 陆亦怀, 连翠华, 等. 前向散射型能见度仪的研制[J]. 大气与环境光学学报, 2006, 1(4): 59-63.
CHENG Y, LU Y H, LIAN C H, et al. Investigation on the forward-scattering visibility sensor [J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2006, 1(4): 59-63. (in Chinese)
- [10] 孙学金, 王晓蕾, 李浩等. 大气探测学[M]. 北京: 气象出版社, 2009.
SUN X, WANG X, LI H, et al. Atmosphere sounding and observing [M]. Beijing: China Meteorological Press, 2009. (in Chinese)
- [11] 许茜, 殷绪成, 李岩, 等. 基于图像理解的能见度测量方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(6): 543-551.
XU X, YIN X C, LI Y, et al. Visibility measurement with image understanding [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(6): 543-551. (in Chinese)
- [12] 陆天舒, 吕伟涛, 杨俊等. 一种能见度观测方法: CN201610720847. 6[P]. 2017-02-15.
LU T, LÜ W, YANG J, et al. A visibility observation method; CN201610720847. 6[P]. 2017-02-15.
- [13] 苗苗. 视频能见度检测算法综述[J]. 现代电子技术, 2012, 35(15): 72-75.
MIAO M. Survey on video-based visibility detection method [J]. Modern Electronics Technique, 2012, 35(15): 72-75. (in Chinese)
- [14] 唐绍恩, 李骞, 顾大权, 等. 一种基于多元回归的能见度检测方法[J]. 信息技术与网络安全, 2018, 37(3): 70-73, 79.
TANG S E, LI Q, GU D Q, et al. A method of visibility detection based on multiple regression [J]. Information Technology and Network Security, 2018, 37(3): 70-73, 79. (in Chinese)
- [15] 唐绍恩, 李骞, 胡磊, 等. 一种基于迁移学习的能见度检测方法[J]. 计算机工程, 2019, 45(9): 242-247.
TANG S E, LI Q, HU L, et al. A visibility detection method based on transfer learning [J]. Computer Engineering, 2019, 45(9): 242-247. (in Chinese)
- [16] ISHIMOTO K, TAKEUCHI M, NAITOU S, et al. Development and certification of a visibility-range monitor by image processing [J]. Annals of Glaciology, 1989, 13: 117-119.
- [17] GAZZI M. A field experiment on contrast reduction law [J]. Atmospheric Environment, 1994, 28(5): 901-907.
- [18] 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.
- [19] 石玉立, 王彬, 卜帆. 基于图像特征的大气能见度估算方法[J]. 南京理工大学学报, 2018, 42(5): 552-559.
SHI Y L, WANG B, BU F. Atmospheric visibility measurement based on image feature [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2018, 42(5): 552-559. (in Chinese)
- [20] YIN X C, HE T T, HAO H W, et al. Learning based visibility measuring with images [C]//Proceedings of the 18th International Conference on Neural Information. Berlin, Germany: Springer, 2011: 711-718.
- [21] OUTAY F, TAHA B, CHAABANI H, et al. Estimating ambient visibility in the presence of fog: a deep convolutional neural network approach [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2021, 25(1): 51-62.
- [22] LI J P, LO W L, FU H, et al. A transfer learning method for meteorological visibility estimation based on feature fusion method [J]. Applied Sciences, 2021, 11(3): 997.
- [23] TALEBI H, MILANFAR P. NIMA: neural image assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(8): 3998-4011.
- [24] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. [2021-12-01]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [25] CHAABANI H, et al. A neural network approach to visibility range estimation under foggy weather conditions [J]. Procedia Computer Science, 2017, 113: 466-471.