

基于改进暗通道先验理论的能见度估算^①



周磊^{1,2}, 张昊睿^{1,2}, 汪梦元^{1,2}, 徐星臣^{1,2}, 严伟明^{1,2}, 胡斌^{1,2}, 赵东^{1,2}

¹(南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 南京 210044)

²(无锡学院 电子信息工程学院, 无锡 214105)

通信作者: 赵东, E-mail: dzhao@cw Xu.edu.cn

摘要: 针对现有大气能见度检测方法易受主观因素和设备复杂度影响的问题, 提出一种新型的图像处理估算的能见度算法. 首先结合暗通道先验理论, 提出一种基于图像亮度与饱和度差值的全局大气光值估计方法, 进一步求解大气透射率; 然后采用曲率滤波对透射率进行细化处理; 接着, 通过车道线检测技术和消光系数计算得出大气能见度估算值; 最后, 建立一个基于线性回归方程的能见度修正模型对大气能见度的估算值进行修正. 实验结果验证了所提算法在雾霾天气下对交通监控场景中的能见度估算具有准确性和实用性.

关键词: 能见度估算; 消光系数; 车道线检测; 修正模型

引用格式: 周磊, 张昊睿, 汪梦元, 徐星臣, 严伟明, 胡斌, 赵东. 基于改进暗通道先验理论的能见度估算. 计算机系统应用, 2025, 34(1): 267-275. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9738.html>

Visibility Estimation Based on Improved Dark Channel Prior

ZHOU Lei^{1,2}, ZHANG Hao-Rui^{1,2}, WANG Meng-Yuan^{1,2}, XU Xing-Chen^{1,2}, YAN Wei-Ming^{1,2}, HU Bin^{1,2}, ZHAO Dong^{1,2}

¹(School of Electronics & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

²(School of Electronics and Information Engineering, Wuxi University, Wuxi 214105, China)

Abstract: Existing methods for detecting atmospheric visibility are easily influenced by subjective factors and equipment complexity. To address this issue, this study proposes a new algorithm for estimating atmospheric visibility based on image processing. First, combined with the dark channel prior theory, a method for estimating global atmospheric light values, based on the difference between image brightness and saturation, is introduced to obtain the atmospheric transmittance. Next, curvature filtering is used to refine the transmittance. Then, atmospheric visibility is estimated through the lane line detection technology and the extinction coefficient. Finally, a visibility correction model based on a linear regression equation is established to correct the estimated atmospheric visibility. Experimental results show that the proposed algorithm is accurate and practical for visibility estimation in traffic monitoring scenes in foggy weather.

Key words: visibility estimation; extinction coefficient; lane line detection; correction model

大气能见度是反映大气透明程度的一个重要指标, 大气能见度高时, 视野开阔, 远处的景物清晰可见; 大气能见度低时, 视线模糊, 物体轮廓则变得难以辨认. 大气能见度受到多种因素的影响, 包括空气中的颗粒物、水汽、风速和湿度等^[1]. 颗粒物和水的增加会降

低光的透过性, 进而使得大气能见度下降. 大气能见度的变化对我们生活和安全有着重要的影响. 因此, 了解大气能见度的变化至关重要, 当能见度降低时采取恰当的应对措施, 以最大程度减轻其对人们生活和安全的影响.

① 基金项目: 国家自然科学基金 (62105258); 江苏省自然科学基金 (BK20210064); 无锡市创新创业资金“太湖之光”科技攻关计划 (K20221046); 无锡学院人才启动基金 (2021r007)

收稿时间: 2024-06-14; 修改时间: 2024-07-10; 采用时间: 2024-07-25; csa 在线出版时间: 2024-11-28

CNKI 网络首发时间: 2024-11-29

常见的大气能见度检测技术,包括基于观测^[2]、模型^[3]和传感^[4]的方法等.大气能见度的检测方法可分为肉眼目测法、仪器测量法^[5]和数字图像处理法.肉眼目测法是一种简单直观的测量方式,但结果受到主观因素和天气条件的影响,存在一定的误差.仪器测量法通过透射仪和散射仪等专业的测量仪器进行测量大气能见度,仪器测量法测量结果精准,但设备复杂且成本较高.数字图像处理方法是利用计算机视觉技术对拍摄的大气图像进行分析,提取图像中的对比度、亮度等特征参数信息,并结合大气光学模型进行计算从而得到能见度的测量结果.数字图像处理方法具有自动化和成本低等优点,近年来在能见度监测领域得到了广泛应用.

文献^[6]中使用 Koschmieder 方法提出了白天水平能见度理论,将消光系数与大气能见度关联起来,成为确定白天目标能见度的基础. Bush 等人^[7]采用小波变换算法,从图像中提取出对比度信息,并通过分析对比度超过 5% 的边缘数据进行分析从而估算大气能见度. Hautière 等人^[8]提出一种最大的对比度模型,结合立体视觉技术,构建了一种基于场景深度图的能见度估算方法. Yang 等人^[9]提出一种基于图像的能见度估算方法,结合了暗通道先验、加权图像熵和支持向量机等方法,该方法通过综合决策算法生成能够准确估算能见度的指标,用于智能交通系统中的自适应速度控制. Ma 等人^[10]提出基于多种红外和可见光图像融合的能见度估算方法,通过数字摄像机采集图像,利用深度学习网络、多尺度变换、稀疏表示等方法提高图像质量、增强图像信息对能见度进行估算.总体而言,能见度检测的理论体系目前已较为成熟.然而,这些方法使

用复杂的数学模型和对图像质量要求高的限制,对观测设备的要求也较高,工作量也比较冗繁.

针对上述方法中存在的复杂数学模型、图像质量要求高、观测设备要求高以及需要人工实时精度校准的问题,本文提出一种新的大气能见度估算方法.本文方法结合光的散射理论模型、大气透射率的获取、曲率滤波算法、车道线检测以及建立能见度修正模型,提出了新的大气能见度估算算法.本文的贡献主要体现在以下 3 个方面: (1) 提出一种采用曲率滤波的细化透射率操作解决图像出现黑色方块的问题,优化图像细节信息; (2) 提出一种基于亮度与饱和度差值及归一化处理的全局大气光值求解方法,通过筛选暗通道图像高亮像素点并应用 K-means 聚类分析,有效识别并提取大气光值; (3) 提出一种基于线性回归方程的能见度修正模型,对大气能见度的估算值进行修正.

本文结构安排如下: 第 1 节介绍本文的研究方法及详细描述了本文所提出的能见度估算方法. 第 2 节展示了实验结果及其分析. 最后,将在第 3 节得出结论.

1 研究方法

本节介绍了能见度估算算法,如图 1 所示,为算法的总体流程图. 首先结合暗通道先验理论,通过分析图像的亮度与饱和度来估计全局大气光值,并获取初始的大气透射率; 然后采用曲率滤波对透射率进行细化处理,通过 Canny 边缘检测算法进行边缘检测; 接着,通过车道线检测技术和消光系数计算得出大气能见度估算值; 最后,建立基于线性回归方程的能见度修正模型对大气能见度的估算值进行修正,得到更加准确的能见度估算值.

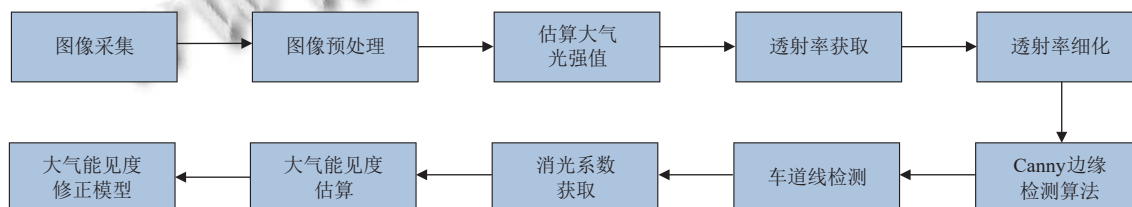


图 1 算法流程图

1.1 光的散射理论模型

光在雾霾天气中传播时,与大气中的悬浮粒子相互作用,导致光的散射,包括衰减和天光现象.光的传播过程示意图如图 2 所示.

根据光的散射现象,成像设备拍摄到的目标的图像 $I(x)$ 为^[6]:

$$I(x) = J(x)e^{-\beta(x)d} + A(1 - e^{-\beta(x)d}) \quad (1)$$

其中, x 表示光的波长, $J(x)$ 表示物体的固有亮度,

$t(x) = e^{-\beta d}$, $t(x)$ 表示透射率, $\beta(x)$ 表示消光系数, d 表示成像设备与目标物间的光学视距, A 表示全局大气光值, 本文的后续工作是在光的散射模型的基础上开展的。

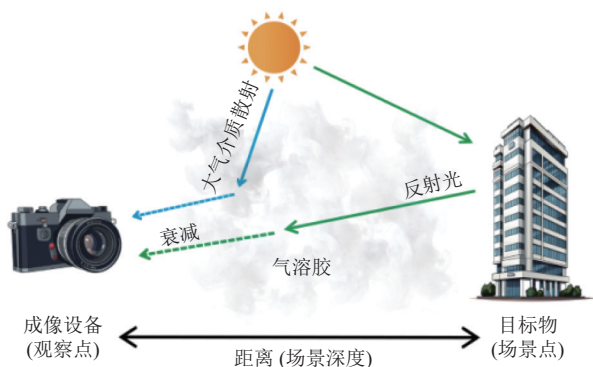


图2 光的传播过程示意图

1.2 能见度的测量

在 Koschmieder 定律的基础上, 根据大气光传播时的衰减定律^[11], 对比度随着距离的增加呈指数衰减, 对比度 C 为:

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

其中, C 表示距离为 d 时接收到的亮度对比度值, C_0 表示物体相较于四周环境的亮度对比度值。

能见度是指在特定天气条件下, 视力正常者从天空背景中清晰看到并辨认出目标物轮廓或夜间灯光发光点的最大水平距离^[12]。根据气象权威组织定义^[13]: 对比度阈值 $\varepsilon = C/C_0 = 0.05$ 时, 人肉眼所能观测到的目标的最大距离称为大气能见度距离。因此, 推导出能见度 V 为:

$$V = \frac{-\ln(0.05)}{\beta} \approx \frac{3}{\beta} \quad (3)$$

其中, V 表示能见度。由式 (3) 可知, 大气能见度可通过计算消光系数得出。

1.3 暗通道先验理论

He 等人^[14]提出在绝大多数非天空的局部区域里, 某一些像素总会在 R、G、B 三色通道中 (至少一个颜色通道) 存在最小的像素值, 该区域光强度的最小值非常小 (趋于 0)。根据其定义, 暗通道图像 $J^{\text{dark}}(x)$ 为:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_c J^c(y)) \quad (4)$$

其中, $J^{\text{dark}}(x)$ 表示该图像的暗通道图像, $J^c(y)$ 表示 J 的某一个颜色通道, $\Omega(x)$ 表示以像素点 x 为中心的一

个局部窗口, c 表示 RGB 通道的索引值, $c \in \{r, g, b\}$, $\min_{c \in \{r, g, b\}}$ 表示对图像中某一颜色通道的某个像素进行最小化操作, $\min_{y \in \Omega(x)}$ 表示在像素 x 邻域范围内的最小值。

基于暗通道先验理论, 研究发现除天空区域外的其他区域的暗通道值总是趋于 0:

$$J^{\text{dark}}(x) \rightarrow 0 \quad (5)$$

分别对户外无雾图像以及户外雾霾图像进行上述的暗通道操作以验证暗通道先验理论的准确性和适用性, 户外无雾图像及暗通道图如图 3 所示, 户外雾霾图像及暗通道图如图 4 所示。



图3 户外无雾图像及暗通道图



图4 户外雾霾图像及暗通道图

1.4 求解大气透射率

将光的散射理论模型与暗通道先验理论相结合,

求解大气透射率值时需先计算全局大气光值 A , 本文将在第 1.5 节对 A 的计算方法进行说明. 对式 (1) 进行暗通道处理, 在两边 $\sigma(x)$ 局部窗口及 R、G、B 通道取最小值, 可推出大气透射率 $t(x)$ 为:

$$t(x) = -\min_{y \in \sigma(x)} (\min_c I^c(y)/A) + 1 \quad (6)$$

在实际生活中, 由于大气本身就含有杂质, 即便在晴天, 远处的物体也会受到轻微雾霾的影响^[15]. 为保留图像真实性和场景深度信息, 引入系数 ω , $t(x)$ 的表达式可以改写为:

$$t(x) = -\omega \min_{y \in \sigma(x)} (\min_c I^c(y)/A) + 1 \quad (7)$$

其中, $\omega \in (0, 1]$, ω 依据实验要求设置^[16], 取值为 0.95.

1.5 基于亮度和饱和度差值与聚类分析的全局大气光值估计

根据光的散射模型, 求得无雾图像需要全局大气光值与透射率的值, 而全局大气光值的准确性直接影响恢复后的图像质量, 若全局大气光值的估计值有误, 则会导致图像的颜色失真. 一般选择暗通道图中像素值在前 0.1% 最亮的像素点, 然而, 当图像中存在比全局大气光更亮的场景 (如车灯等) 时, 将导致估计的全局大气光值产生误差. 本文提出一种基于亮度与饱和度差值及归一化处理的全局大气光值求解方法, 首先筛选出暗通道图像亮度前 0.1% 的像素点, 结合图像的亮度和饱和度信息, 以及利用聚类算法对暗通道图像进行分析, 实现了对全局大气光的准确识别和提取.

1.5.1 全局大气光值位置分析

Zhu 等人^[17]研究发现场景亮度和饱和度之间的差值与雾的浓度存在正比例关系, 当场景受到雾霾影响时, 场景饱和度下降, 亮度升高. 雾霾程度愈严重, 场景亮度及饱和度的变化就愈显著. 因此, 雾浓度的大小可通过场景亮度和饱和度之间的差值衡量. 图像的亮度可由 HSV 空间的 S 通道, 图像的饱和度可由 HSV 空间的 V 通道表示. 把 RGB 格式的图像转换成 HSV 格式, 图像的模糊程度 $\Delta\alpha(x)$ 为:

$$\Delta\alpha(x) = V(x) - S(x) \quad (8)$$

其中, $V(x)$ 表示此像素点处的亮度值, $S(x)$ 表示此像素点处的饱和度值.

全局大气光值处在图像中场景深度深及雾霾严重的区域内. 然而图像中的白色区域 (如白色建筑、车道

线等) 一般会对全局大气光值位置的判断造成影响, 使求得的结果产生误差. 这些区域的场景深度通常比较浅, 即便图像中的白色区域的亮度比较高, 但其图像场景的饱和度受雾霾的影响小, 因而饱和度的下降程度较低. 针对该信息通过饱和度对图像的模糊程度进行归一化处理, 以便更准确地识别全局大气光值所在区域 $N(x)$ 为:

$$N(x) = \frac{\Delta\alpha(x)}{S(x)} \quad (9)$$

其中, $N(x)$ 较大的像素点位于场景深度较深的区域, 受雾气影响程度大.

1.5.2 估计全局大气光值

根据实验获得的暗通道图像, 筛选出暗通道图像亮度前 0.1% 的像素点, 将这些点对应监控拍摄的原始图像 I , 这些点作为全局大气光点的候选的像素点. 通过统计聚类分析将筛选出的像素点分成若干组^[18], 结合式 (9), 计算这些区域中 $N(x)$ 平均值最大的区域, 全局大气光最可能存在该区域, 计算出该区域中 RGB 三通道的均值, 作为全局大气光向量.

根据式 (4) 得到暗通道图像, 筛选出图像中亮度值大小为前 0.1% 的像素点, 并进行排序, 作为全局大气光的候选像素点 R_C 为:

$$R_C = \{x_{pt} | J^{\text{dark}}(x_{pt}) \in \text{High_Value_Range}\} \quad (10)$$

然后, 运用 K-means 聚类算法对这些候选点进行统计聚类分析. 将暗通道图像中的候选像素点细分成几个较为均匀的区域, 这些区域有助于精确识别出大气光值所在的区域. 当聚类数量设置过少时, 虽然提高了计算效率, 但细分的精度不足; 而当聚类数量设置过多时, 尽管细分精度有所提升, 但计算复杂度显著增加, 导致资源浪费和处理时间延长. 因此, 基于对暗通道图像中候选像素点分布的观察与实验, 将聚类数量设为 5, 这能够确保足够的细分以找到大气光值区域, 同时避免了过度分割带来的计算复杂度过高的问题. 确定点集 C 为:

$$C = \left\{ C_n | C_i \cap C_j = \emptyset; \bigcup_{n=1}^5 C_n = R_C; \right\}_{i,j,n \in \{1,2,\dots,5\}, i \neq j} \quad (11)$$

使式 (12) 获得最小值:

$$\sum_{n=1}^k \sum_{x_i \in C_n} \|x_i - \delta_n\|^2 \quad (12)$$

其中, x_i 表示点集 C_n 中的像素点, δ_n 表示点集 C_n 中的中心.

完成聚类后, 进一步分析各区域的特性, 分别计算这 5 个区域的归一化差值的平均值 M 为:

$$M = \frac{\sum_{x_i \in C_n} N(x_i)}{\text{count}(C_n)} \quad (13)$$

全局大气光存在的区域即为平均值最大的区域 C_n , 将区域 C_n 中所有像素点的 RGB 三通道的平均值作为全局大气光值, 则全局大气光值 A_c 为:

$$A_c = \frac{\sum_c I_c(x_i) \in C_n}{\text{count}(C_n)} \quad (14)$$

其中, $c \in \{r, g, b\}$. 该算法能够改善图像中的白色区域对求解全局大气光值造成的影响, 减少误差.

1.6 基于曲率滤波的大气透射率优化

大气透射率的估算建立在区域内透射率保持不变的基础上, 由于存在模糊效应, 经上述操作步骤算出的大气透射率仅仅是一个粗略的估计值, 与实际的大气透射率存在一定的误差. 为解决上述问题, 本文引入曲率滤波对大气透射率估算值进行优化处理, 在平滑图像的同时保留图像的边缘信息. 其核心思想是理想的清晰图像所形成的曲面可以被划分为多个块, 并且每个块都可以展开成一个平面, 使曲率为零. 为实现该假设, 通过寻找与当前像素距离最近的面, 调整像素点的像素值, 使其位于邻域像素的切平面上, 达到保护图像细节的作用.

滤波器的空间邻域窗口大小为 Z , 滤波器的空间邻域窗口大小的选择决定了每次滤波时涉及的像素范围, 及滤波器的平滑效果和保留细节的能力. 增大窗口的尺寸, 使得细化后的图像包含更多的边缘细节信息, 并且可以有效地减少块效应与光晕效应. 然而, 窗口尺寸过大时, 可能会导致图像边缘两侧的透射率平均化, 即图像中原本低透射率区域的透射率增大, 高透射率区域的透射率减小. 因此, 本文将滤波器的空间邻域窗口的大小设置为 3×3 ^[19], 以在平滑图像的同时保留重要的细节信息. 对于滤波器的空间邻域窗口中 (i, j) 处的像素, 首次滤波得到 t^1 为:

$$t_{i,j}^1 = \min\{\rho_u, u = 1, \dots, 8\} + Z_{i,j} \quad (15)$$

其中, $Z_{i,j}$ 表示滤波器的空间邻域窗口中 (i, j) 处的灰度

值, ρ_u ($u = 1, \dots, 8$) 表示第 u 个邻域点与当前像素点 (i, j) 所在切平面上的距离:

$$\rho_u = \frac{1}{m_u} \sum_{p \in P_u} p - Z_{i,j} \quad (16)$$

其中, m_u 表示第 u 个邻域点的数量, p 表示邻域点.

t^1 作为式 (15) 下次滤波的输入, 对 Z 进行 m 次滤波以后的结果 t^m , 细化后透射率 $\tilde{T}(x)$ 为:

$$\tilde{T}(x) = t^m = G_m(x) \quad (17)$$

其中, m 表示第 m 次滤波, 每次滤波过程中, 像素值根据当前像素点与邻域点的距离进行调整. 参数 m 控制滤波器在平滑图像和保留边缘信息之间的平衡. 当 m 值较小时, 滤波效果较强, 但可能会导致图像边缘模糊; 当 m 值较大时, 能保留更多的边缘信息, 但平滑效果会减弱. 根据实验设置^[20], 为了在平滑图像的同时保留边缘信息, m 取值为 10. G 表示曲率滤波的函数. 进而可求得细化后的细化后透射率 $\tilde{T}(x)$. 细化透射率结果如图 5 所示, 图 5(a) 为初始道路的雾霾图, 图 5(b) 为暗通道图, 图 5(c) 为细化透射率图.



(a) 初始道路的雾霾图



(b) 暗通道图



(c) 细化透射率图

图 5 细化透射率结果图

1.7 车道线检测

在检测车道线的过程中, 基于伸缩窗的方法不断

调整矩形窗的大小,并结合图像的边缘判别是否能够被其框住,以判别所检测区域是否为车道线^[21].

对图像进行 Canny 边缘检测,得到的结果图如图 6(a) 所示.

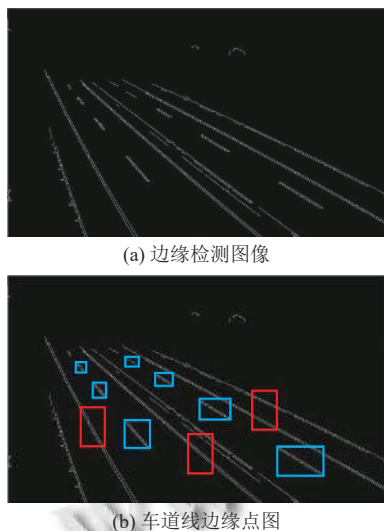


图6 车道线检测示意图

车道线检测图像如图 6(b) 所示. 对 Canny 边缘检测后的结果图逐行从左向右开始进行伸缩窗处理. 具体步骤如下.

(1) 将图像边缘点为中心的矩形框的始尺寸设置为 1×2 , 判断该矩形框的各边是否与图像中的边缘像素点有焦点, 若没有焦点, 则记录当前矩形框的位置及尺寸; 反之则进行步骤 (2) 操作.

(2) 将矩形框 (该像素为中心) 的尺寸变为原来的 h 倍, 若没有交点, 则继续记录当前矩形框的位置及尺寸, 并把该矩形框中的所有白色像素点的值设为 255; 反之则进行步骤 (3) 操作.

(3) 将矩形框的阈值设置为 μ_1 , 在处理图像中的白色像素点时, 首先判断矩形框的尺寸是否大于设定的阈值 μ_1 , 若大于阈值 μ_1 , 则终止矩形框的变大操作并进行步骤 (1) 操作, 检测判断下一个边缘点; 反之则进行步骤 (2) 操作, 直到处理完图像中所有的白色像素点.

对矩形框中白色像素点的数量进行筛选、统计以提高车道线检测检测的准确率, 将矩形框内白色像素点数量的阈值设为 μ_2 , 若矩形窗口内的白色像素点数量是否大于阈值 μ_2 , 最后获得车道线的位置. 对于检测出的车道线, 选其第一个边缘点的像素信息作为实际车道线的起点, 选其最后一个边缘点的像素信息, 作为实际车道线的终点, 实现对车道线的精准定位.

1.8 获取消光系数

本文采用雾天高速公路道路的图像来实现算法. 根据国家标准 GB 5768-2009《道路交通标志和标线》的相关规定, 高速公路第 2 级及以上高速公路的车道线长度为 6 m, 一条直线上邻近的两条车道线间的距离为 9 m. 车道线示意图如图 7 所示, AB 距离为 6 m, BC 距离为 9 m. 本文选取相邻的两条车道线作为目标物, 利用既定的车道线距离信息, 针对道路图像进行处理, 计算出消光系数, 进而得出大气能见度的估算值.



图7 车道线示意图

选定监控图像中车道线的起点与终点, 计算出起点处的透射率 t_1 以及终点处的透射率 t_2 , 结合车道线的距离信息便能获取消光系数 β 为:

$$\beta = \frac{\ln(t_1/t_2)}{d_{BC}} \quad (18)$$

其中, t_1 表示起点处的透射率, t_2 表示终点处的透射率, d_{BC} 表示在一条直线上相邻的两条车道线的间距, 即 BC 的长度, 这里具体为 9 m.

利用式 (18) 计算出消光系数的大小, 并将其代入到式 (3) 中便能得到估算的大气能见度值.

1.9 基于线性回归方程的能见度修正模型

本文利用线性回归方程来建立能见度的修正模型, 该模型通过分析 h 对测量获得的估算能见度值 V_e 和对应的标准能见度值 V_m 的数据, 记为 $\{(V_m^1, V_e^1), (V_m^2, V_e^2), \dots, (V_m^h, V_e^h)\}$, 对估算的能见度值进行修正, 修正的能见度值 V_r 作为输出结果, 其中, h 为样本的序号, $h \geq 2$, 且 h 为整数.

建立 V_m 与 V_e 的线性回归方程为:

$$V_m = aV_e + b \quad (19)$$

其中, a 表示线性回归方程的斜率, b 表示线性回归方程的截距, a 与 b 的表达式为:

$$a = \frac{\sum_{l=1}^n (V_e^l - \bar{V}_e)(V_m^l - \bar{V}_m)}{\sum_{l=1}^n (V_e^l - \bar{V}_e)^2} \quad (20)$$

$$b = \bar{V}_m - a\bar{V}_e \quad (21)$$

其中, $\sum(\cdot)$ 表示求和操作, $l \in (1, 2, \dots, h)$, 且 l 为整数, V_e^l 表示第 l 个测量获得的估算能见度值, V_m^l 表示第 l 个标准能见度值, $\bar{V}_e$ 表示 h 个测量获得的估算能见度值的平均值, $\bar{V}_m$ 表示 h 个标准能见度值的平均值. 利用式 (20) 和式 (21) 获得能见度修正模型公式为:

$$V_r = aV_e + b \quad (22)$$

其中, V_r 表示修正后的能见度值.

2 实验结果及分析

2.1 实验配置

本文算法在 Intel core i9-12900k@3.2, 内存为 64 GB 的主机上进行实验验证, 操作系统为 Ubuntu 20.04, 实验仿真平台为 Matlab 2021b. 图 3 与图 4 的户外无雾图像及户外雾霾图像通过互联网上公开的数据集获得 (<https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire20/nh-haze/>), 图 5(a) 初始道路的雾霾图及后续实验数据均来自江苏高速公路的拍摄画面, 选择不同时段以及晴天、薄雾、中雾等不同天气下的图像进行实验, 实验中的标准能见度值从气象局发布的能见度实时数据中获得.

2.2 实验结果分析

将拍摄的不同时段及不同天气条件下的高速公路图像作为输入, 利用本文算法进行检测获得估算能见度值, 并将气象局发布的实时数据作为标准能见度值与本文算法的估算能见度值进行对比, 选取 50 组数据. 其中 30 对数据用作线性回归模型的训练数据, 剩余 20 对数据将作为测试数据, 50 对估算/标准能见度值对比结果如图 8 所示.

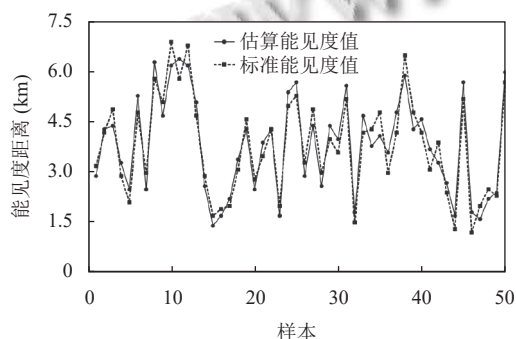
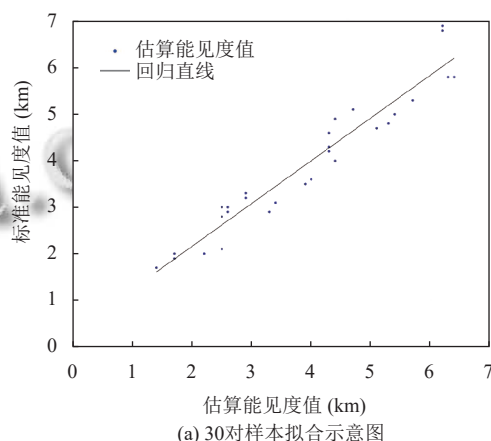


图 8 能见度结果对比图

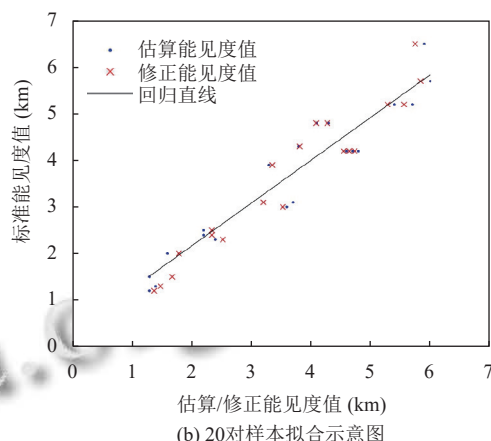
如图 8 所示, 采用了 50 对样本, 估算值表示通过本算法检测获得的估算能见度值 V_e , 标准值表示该时

刻与估算能见度值对应的标准能见度值 V_m , 通过相对误差的计算公式 $|V_e - V_m|/V_m$ 得到估算能见度值 V_e 与标准能见度值 V_m 的平均误差为 12.38%.

利用线性回归模型对图 8 中的 30 对样本数据进行拟合, 如图 9(a) 所示, 圆点表示 30 对估算能见度值, 直线表示线性回归模型拟合的结果, 横坐标表示估算能见度值, 纵坐标表示标准能见度值, 单位为 km.



(a) 30对样本拟合示意图



(b) 20对样本拟合示意图

图 9 样本拟合示意图

利用剩余的 20 对样本数据进行实验, 将测得的估算能见度值、标准能见度值以及修正能见度值进行拟合, 实验结果如图 9(b) 所示. 圆点表示估算能见度值, 叉符号表示修正能见度值, 直线表示 30 对样本拟合的回归直线, 横坐标表示估算能见度值以及修正能见度值, 纵坐标表示标准能见度值, 单位为 km. 求取 20 对样本数据中估算能见度值与标准能见度值的相对误差的最小值为 3.85%, 最大值为 20%, 平均误差为 11.45%. 利用式 (24) 将这 20 对样本数据中的估算能见度值进行修正, 将测得的估算能见度值与标准能见度值进行拟合, 获得 20 个修正能见度值. 在 20 对样本数据中,

有8对样本数据的变化较小,经修正模型修正后,平均误差降低为9.79%。表明本文所提的能见度修正模型的鲁棒性较好。

同时,选取上述20对样本数据,将本文算法与其他现有的算法相比,结果如表1所示。本文提出的算法在能见度估算中达到9.79%的平均误差且效率较好,符合世界气象组织的能见度误差检测范围,具有较好的准确性,与第2名文献[22]相比误差降低了0.66%,同时也能发现,在实际能见度的检测中,由于受天气及不同情况的影响,与本文算法相比,虽然摄像机定标法的效率最高,但误差受影响较大达到11.23%。

表1 本文算法与其他算法的结果比较

算法	本文	文献[22]	双亮度差法	文献[23]	摄像机定标法
平均误差 (%)	9.79	10.45	10.64	11.04	11.23
时间消耗 (s)	1.003	1.083	1.124	1.107	0.946

2.3 消融实验

为验证本文算法对能见度估计的有效性,本节进行了相关的消融实验,结果如表2所示。本文在基础模型上添加曲率滤波操作,与引导滤波算法相比,平均误差降低了1.4%;采用全局大气光提取方法,与未进行全局大气光提取相比,平均误差降低了4.2%;采用修正模型后,与未进行修正模型相比,平均误差降低了1.66%。实验结果证明,本文所提出算法的各个模块在提高能见度估算精度方面具有显著效果。

表2 消融实验结果

曲率滤波	引导滤波	全局大气光提取	修正模型	平均误差 (%)
启用	未启用	启用	启用	9.79
未启用	启用	启用	启用	11.19
启用	未启用	未启用	启用	13.99
启用	未启用	启用	未启用	11.45

3 结论

本文介绍了一种新型的图像处理估算的能见度算法,通过实验证明了其有效性。通过暗通道先验理论和消光系数的获取等步骤,得出大气能见度的估算值;建立基于线性回归方程的能见度模型对数据进行拟合,获得修正能见度值。实验结果表明,本文算法得出的结果与气象局发布的实时数据相比具有较高的一致性和准确性,并在处理图像细节方面表现优越。但在复杂天气条件下的性能表现尚待进一步提高,以及对于特定场景的适应性还有待加强。未来的研究可以利用深度

学习结合更多实际场景进行验证,以进一步提升算法的准确性和实用性。

参考文献

1 Cao DB, Chen XL, Zhang Q, *et al.* Causes of an extremely low visibility event in Northeast China. *Meteorological Applications*, 2024, 31(2): e2199. [doi: 10.1002/met.2199]

2 Niedermaier S, Koetter F, Freymann A, *et al.* On observability and monitoring of distributed systems —An industry interview study. *Proceedings of the 17th International Conference on Service-oriented Computing*. Toulouse: Springer, 2019. 36–52.

3 Zhao D, Tang L, Arun PV, *et al.* City-scale distance estimation via near-infrared trispectral light extinction in bad weather. *Infrared Physics & Technology*, 2023, 128: 104507.

4 Zhao D, Asano Y, Gu L, *et al.* City-scale distance sensing via bispectral light extinction in bad weather. *Remote Sensing*, 2020, 12(9): 1401. [doi: 10.3390/rs12091401]

5 雷鸣, 王琪, 聂凯, 等. 数字能见度仪中目标物自动定位技术. *计算机系统应用*, 2020, 29(6): 247–254. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.007472]

6 王江安, 康圣, 吴荣华, 等. 能见度光学测量方法. *光学学报*, 2009, 29(S1): 283–289. [doi: 10.3788/AOS200929s1.0283]

7 Busch C, Debes E. Wavelet transform for analyzing fog visibility. *IEEE Intelligent Systems and Their Applications*, 1998, 13(6): 66–71. [doi: 10.1109/5254.736004]

8 Hautière N, Labayrade R, Aubert D. Real-time disparity contrast combination for onboard estimation of the visibility distance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2006, 7(2): 201–212. [doi: 10.1109/TITS.2006.874682]

9 Yang L, Muresan R, Al-Dweik A, *et al.* Image-based visibility estimation algorithm for intelligent transportation systems. *IEEE Access*, 2018, 6: 76728–76740. [doi: 10.1109/ACCESS.2018.2884225]

10 Ma WH, Wang K, Li JW, *et al.* Infrared and visible image fusion technology and application: A review. *Sensors*, 2023, 23(2): 599. [doi: 10.3390/s23020599]

11 Steffens C. Measurement of visibility by photographic photometry. *Industrial & Engineering Chemistry*, 1949, 41(11): 2396–2399.

12 Dumont E, Cavallo V. Extended photometric model of fog effects on road vision. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2004, 1862(1): 77–81. [doi: 10.3141/1862-09]

13 Hautière N, Tarel JP, Lavenant J, *et al.* Automatic fog

- detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera. *Machine Vision and Applications*, 2006, 17(1): 8–20. [doi: [10.1007/s00138-005-0011-1](https://doi.org/10.1007/s00138-005-0011-1)]
- 14 He KM, Sun J, Tang XO. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341–2353. [doi: [10.1109/TPAMI.2010.168](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.168)]
- 15 Prinz JJ. Beyond appearances: The content of sensation and perception. *Perceptual Experience*, 2006, 28(1): 434–460.
- 16 Tan RT. Visibility in bad weather from a single image. *Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage: IEEE, 2008. 1–8. [doi: [10.1109/CVPR.2008.4587643](https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587643)]
- 17 Zhu QS, Mai JM, Shao L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3522–3533. [doi: [10.1109/TIP.2015.2446191](https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2446191)]
- 18 Ikotun AM, Ezugwu AE, Abualigah L, *et al.* K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data. *Information Sciences*, 2023, 622: 178–210. [doi: [10.1016/j.ins.2022.11.139](https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.11.139)]
- 19 Gong YH, Sbalzarini IF. Curvature filters efficiently reduce certain variational energies. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1786–1798. [doi: [10.1109/TIP.2017.2658954](https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2658954)]
- 20 徐建强, 陆耀. 一种基于加权时空上下文的鲁棒视觉跟踪算法. *自动化学报*, 2015, 41(11): 1901–1912. [doi: [10.16383/j.aas.2015.c150073](https://doi.org/10.16383/j.aas.2015.c150073)]
- 21 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. *计算机应用*, 2012, 32(12): 3397–3403, 3414.
- 22 Chen ZX, Ou BN. Visibility detection algorithm of single fog image based on the ratio of wavelength residual energy. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021: 5531706.
- 23 朱舞雪, 宋春林. 基于视频的雾天驾驶场景及其能见度识别算法研究. *图像与信号处理*, 2015, 4(3): 67–77. [doi: [10.12677/JISP.2015.43008](https://doi.org/10.12677/JISP.2015.43008)]
- (校对责编: 张重毅)