doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.13.027

基于雾浓度等级识别的笼养鸭饲料颗粒堆积图像增强方法

张西良[1,2]　陆徐煜[1]　刘玉芹[1]　徐云峰[1,3]　袁俊杰[4]　王纪章[4]　顾海琴[2]

(1. 江苏大学机械工程学院, 镇江 212013; 2. 南通理工学院机械工程学院, 南通 226002;
3. 利欧集团股份有限公司, 温岭 317500; 4. 江苏大学农业工程学院, 镇江 212013)

摘要: 针对笼养高湿环境下饲料颗粒堆积量视觉检测中截面光条图像因水雾散射导致的退化问题,现有多曝光图像融合增强方法存在伽马变换校正针对性差、计算冗余和实时性不足等问题,提出一种基于雾浓度等级识别与双伽马校正的图像块频域融合增强方法。首先构建融合图像灰度统计特征与纹理特征的雾浓度等级识别模型,实现对雾浓度的等级识别;然后,采用同态滤波对图像预处理,根据识别的雾浓度等级,应用双伽马校正策略,生成亮度互补的图像对;接着,采用 32 像素×32 像素滑动窗口(重叠率 50%)将图像对分解为重叠子块,对各子块频域分解,低频分量通过 t 分布加权融合平衡亮度,高频分量基于细节显著性加权融合保持边缘细节,遵循水雾退化的物理特性分配二者的权重,再重构图像;最终经加窗累加与归一化,重建增强的完整图像。通过对 6 组不同雾浓度等级下 2 358 幅图像的增强处理试验表明,相较于 2 种经典且广泛验证的图像增强方法,本方法取得较优综合性能:图像像素灰度之间的均方误差降低至 0.007 8,信噪比提升至 10.18 dB,结构相似度达 0.89,图像熵为 4.54,自然度指标 NIQE 为 6.42,单帧图像平均处理时间小于 0.06 s。该图像增强方法有效抑制了水雾引起的对比度下降与细节模糊,为笼养环境下饲料颗粒堆积量的精准视觉检测奠定了基础,在畜禽笼养自动饲喂生产中具有广泛应用前景。

关键词: 笼养鸭环境; 饲料颗粒; 堆积量视觉检测; 图像增强; 雾浓度识别; 频域融合

中图分类号: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)13-0327-12　　**OSID**:

Image Enhancement Method for Images of Feed Pellet Accumulation in Cage-reared Ducks Based on Fog Density Level Recognition

Zhang Xiliang[1,2]　Lu Xuyu[1]　Liu Yuqin[1]　Xu Yunfeng[1,3]　Yuan Junjie[4]　Wang Jizhang[4]　Gu Haiqin[2]

(1. *School of Mechanical Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*
2. *School of Mechanical Engineering*, *Nantong Institute of Technology*, *Nantong* 226002, *China*
3. *Leo Group Co.*, *Ltd.*, *Wenling* 317500, *China*
4. *School of Agriculture Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*)

Abstract: In response to the degradation of cross-sectional light stripe images caused by water fog scattering during the visual detection of feed pellet accumulation in high-humidity caged environments, a novel image block frequency-domain fusion enhancement method was proposed based on fog concentration level recognition and dual gamma correction. Existing multi-exposure image fusion enhancement methods exhibited limitations such as poor specificity, computational redundancy, and inadequate real-time performance. Firstly, a fog concentration level recognition model integrated image grayscale statistical features and texture features was constructed to achieve fog concentration level identification. Subsequently, homomorphic filtering was applied for image preprocessing, and a dual gamma correction strategy was implemented based on the identified fog concentration level to generate a pair of luminance-complementary images. Next, using a 32 pixel×32 pixel sliding window with a 50% overlap rate, the image pair was decomposed into overlapping sub-blocks, followed by frequency domain decomposition of

收稿日期: 2025-12-22　修回日期: 2026-02-04

基金项目: 江苏省农业自主科技创新资金项目(CX(23)1008)和南通理工学院科技创新基金项目(KCTD004)

作者简介: 张西良(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事智能装备及仪器研究,E-mail: zhangxl@ujs.edu.cn

通信作者: 刘玉芹(1974—),女,讲师,主要从事生物特征识别和图像处理等研究,E-mail: liuyuq2001@126.com

each sub-block. The low-frequency components were subjected to *t*-distribution weighted fusion to balance brightness, while the high-frequency components were processed by using detail saliency weighted fusion to preserve edge details. The weight distribution of both components adhered to the physical properties of mist-induced degradation, subsequently reconstructing the image. Finally, the fully enhanced image was reconstructed through windowed accumulation and normalization. Experiments conducted on 2 358 images across six different fog concentration levels demonstrated that, compared with two classical and extensively validated image enhancement methods, this approach achieved superior comprehensive performance: the mean square error between image pixel values was reduced to 0.007 8, the signal-to-noise ratio was increased to 10.18 dB, structural similarity reached 0.89, image entropy was 4.54, naturalness index NIQE was 6.42, and the average processing time was less than 0.06 s per frame. This image enhancement method effectively mitigated contrast degradation and detail blurring caused by water fog, thus providing a solid foundation for the accurate visual detection of feed pellet accumulation in caged environments. It demonstrated significant potential for widespread applications in automated feeding systems within poultry and livestock caged farming operations.

Key words: cage-rearing environment of ducks; feed pellets; visual detection of pellet accumulation; image enhancement; fog density recognition; frequency domain fusion

0 引言

随着畜禽养殖业向集约化、规模化方向发展,精准饲喂技术已成为提高饲料转化率、降低养殖成本的核心技术。基于机器视觉检测的自动饲喂系统通过激光光条图像实时估算饲料颗粒堆积量,从而调控投料量[1]。然而,封闭的笼养环境因消毒、温湿度调控等需要,喷淋雾化装置需长期运行,导致空气中水雾微粒浓度较高[2-4]。当激光穿越含雾介质时,米氏散射和瑞利散射导致光强衰减,前向散射光在相机传感器上形成杂散辉光,使图像质量下降[5-6]。这种退化限制了颗粒堆积量的估算精度,成为制约自动饲喂系统实用化的关键之一。因此,研究适应高湿雾化环境的图像增强方法对推动自动饲喂技术应用具有重要意义。

迄今为止,关于笼养场景饲料颗粒机器视觉检测图像增强方法尚未见报道。在相似的煤矿井环境中有文献研究了对输送带堆积量机器视觉检测中粉尘和水雾引起的视觉图像退化问题,并指出:高浓度粉尘和水雾会导致光散射、非均匀光照,以及图像复杂背景纹理等因素,将使传统图像去雾算法的适应性和鲁棒性面临挑战[6]。

针对退化图像的增强问题,现有图像增强方法研究主要可归纳为 3 类。

第 1 类是基于物理散射模型的反演方法,通过估算介质透射率和环境光强来恢复图像[7-8]。该方法依赖于全局统计假设,当雾场分布不均匀时,容易出现色彩偏移和局部过增强的问题,难以灵活应对雾浓度时空动态变化的笼养环境。

第 2 类是基于非物理模型驱动增强方法,以 Retinex 理论[9]和对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)[10]为代表,通过光照-反射分离或直方图重分布实现图像增强。这些方法结构简单、计算高效,但是在图像增强处理中缺乏对雾浓度时空变化的适应机制,且容易出现细节损失或噪声放大等问题[11-14]。该方法代表了图像增强技术主要发展方向之一。近年来,多曝光图像融合(Multi-exposure fusion, MEF)作为一种兼顾质量与效率的折中方案受到关注,其核心思想是通过融合不同曝光程度的图像片段,综合各曝光级别的优势信息以重建高动态场景的图像[15-17]。Zhu 等[18]将该策略引入单图增强去雾任务,对输入图像施加多组伽马变换生成多曝光序列,再依据曝光质量加权融合。Galdran[19]进一步引入拉普拉斯金字塔多尺度分解框架,实现了室外场景图像的有效去雾。Lee 等[20]从动态范围压缩角度设计了基于相对亮度与梯度幅值的权重函数,简化了图像融合处理流程。然而,现有的 MEF 方法在养殖环境中应用时仍存在伽马变换针对性不足、计算冗余和实时性不足等问题。

第 3 类数据驱动的深度学习方法,则是利用卷积神经网络端到端学习去雾映射[21],具有强大的自动化处理能力和高效的图像增强效果。然而,它需要大规模标注数据集和高性能 GPU 支持,在资源有限的笼养环境中部署困难。

为了解决笼养高湿环境下饲料颗粒堆积截面光条图像退化问题,本文提出一种基于雾浓度等级识别与双伽马校正的图像块频域融合增强方法。基于图像灰度统计特征与纹理综合特征,现场实时准确识别雾浓度等级;根据不同的雾浓度等级,选择合适的伽马参数进行亮度补偿;通过块级频域融合技术,在保留图像细节的同时,减少变换过程中出现的局部过曝或欠曝问题;最后通过图像整体增强性能和

实时性对比试验及分析，验证所提出增强方法的有效性。

1　饲料颗粒堆积截面光条图像块频域融合增强方法

基于雾浓度等级识别与双伽马校正的图像块频域融合增强方法技术路线如图 1 所示。

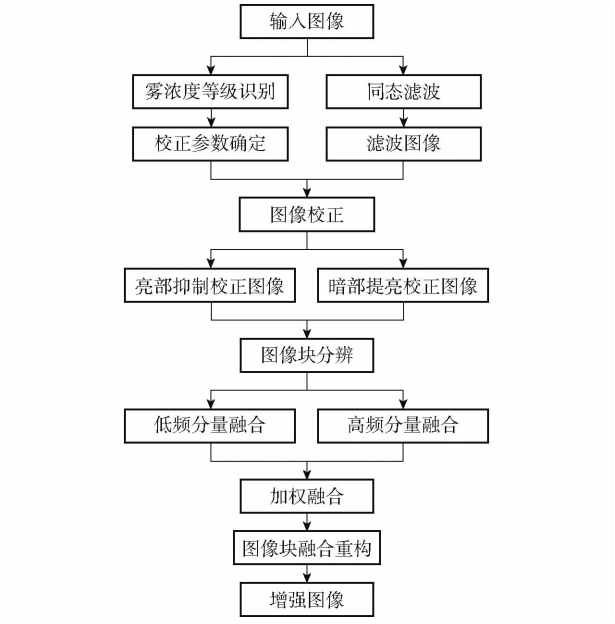


图 1　基于雾浓度等级识别与双伽马校正的图像块频域融合增强方法流程图

Fig. 1　Process flow of image block frequency-domain fusion enhancement method based on fog concentration level recognition and dual gamma correction

（1）根据雾浓度等级识别结果，为输入图像匹配一对互补伽马参数（γ_{bright}，γ_{dark}），对滤波图像进行校正，分别生成亮度压缩图像 I_{bright} 与亮度拉伸图像 I_{dark}，从而由单幅图像经不同伽马变换得到 2 幅在灰度动态范围上呈互补特性的伪多曝光图像对。这种方法通过不同的伽马变换，从单一输入图像获得 2 幅在灰度动态范围上具有互补特性的伪多曝光图像，模拟了多曝图像的效果。

（2）采用尺寸为 32 像素 × 32 像素、重叠率为 50% 的滑动窗口对 I_{bright} 与 I_{dark} 进行同步空间分解，将原始图像转换为若干局部相关的子块集合。

（3）针对各子块，通过低通滤波与带通金字塔分解，分别提取低频分量与高频分量，其中低频分量承载全局照度信息，高频分量包含边缘纹理细节。

（4）在融合阶段，低频分量采用基于 t 分布概率密度建模的加权平均策略，实现全局亮度的自适应平衡；高频分量则通过 3 层拉普拉斯金字塔的多尺度融合框架，在保留细长光条边缘锐度的同时抑制噪声放大；依据亮度分布分配低频权重，依靠纹理和边缘信息分配高频权重，再重构图像。

（5）利用汉宁窗函数对融合后的子块进行加权累加与归一化重构，生成兼具高对比度与清晰细节的增强完整图像。

1.1　笼养环境雾浓度检测与等级识别

本研究以肉鸭笼养饲料颗粒[22]为研究对象，其外观形态如图 2 所示，与光学反射及成像质量相关的颗粒物理参数统计结果见表 1。其中，直径主要影响颗粒表面曲率，进而影响光条宽度及其漫反射分布；长度与颗粒的排列形态及表面不规则性有关，对光条的连续性有一定影响；表面粗糙度则与漫反射强度和散射程度相关。堆积量视觉检测装置通过窄带红光或近红外光束扫描料槽中的饲料颗粒表面，颗粒表面的漫反射在相机视场中形成宽度仅数十像素的弱光条，如图 3 所示。当颗粒堆积高度发生变化时，光条在垂直方向产生位移，该位移量与颗粒堆积变化量密切相关，可用于检测和估算堆积量的变化[23]。



图 2　肉鸭饲料颗粒

Fig. 2　Duck feed pellets

表 1　肉鸭饲料颗粒与成像相关的物理特性参数

Tab. 1　Physical properties of duck feed pellets related to imaging

检测参数	测量均值	测量偏差值（相对比值）
直径/mm	4.1	±0.1（±2.439%）
长度/mm	14.2	±1.4（±9.859%）
表面粗糙度/μm	43	±4（±9.302%）

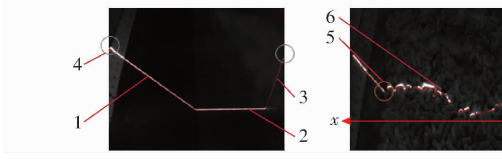


图 3　饲料颗粒光条拟和图像

Fig. 3　Approximation images of feed pellet light stripes

1. 左侧槽壁　2. 底部槽壁　3. 右侧槽壁　4. 槽边界　5. 颗粒边界　6. 光条中心拟和线

笼养禽舍作为典型的半封闭空间，其内部空气介质持续处于动态变化状态。除饲料颗粒这一相对稳定的检测目标外，雾是影响光条成像质量的主要随机干扰因素。

1.1.1 雾浓度对图像特征影响分析

笼养禽舍内配置喷淋雾化装置,在短时间内在光路区域形成了高密度雾场。雾颗粒对可见光与近红外光表现出强散射效应和微弱吸收效应,导致入射激光在传播过程中发生多次非定向扩散,最终导致图像整体亮度抬升、对比度显著下降和边缘细节模糊等退化现象。

如图 4 所示,在含雾图像中,灰度直方图呈现窄峰集中分布特征,暗部灰度值向高灰度区域偏移,亮部趋于饱和。随雾浓度增大,图像的平均灰度值、峰值灰度及直方图主峰位置均向高灰度方向同步移动,形成明显的整体泛灰与发白现象。

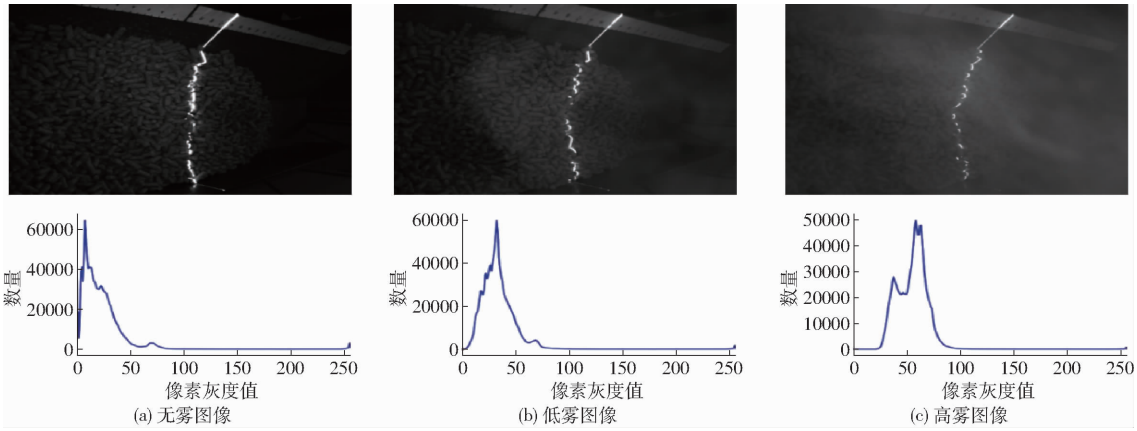


图 4 不同水雾浓度图像及其灰度直方图

Fig. 4 Images of different mist concentrations and their grayscale histograms

如表 2 所示,图像的灰度统计特征主要反映了亮度的分布情况。平均亮度表示整体灰度层次,随着雾浓度的增加,平均亮度升高,表明雾滴的散射作用使图像变得更加明亮、均匀。而暗像素比例则随着雾浓度的提升而减少,突显出雾滴和悬浮微尘增亮了低亮度区域,使得图像中的暗区几乎消失。图像灰度直方图的偏度降低进一步说明了灰度分布变得对称且均匀,动态范围被压缩,使图像的视觉表现更为平滑。

表 2 不同水雾浓度下的图像灰度统计特征

Tab. 2 Image grayscale statistical features under different mist concentrations

环境状况	平均亮度	暗像素比例	偏度
无雾	21.53	0.95	5.53
低雾	33.25	0.90	5.23
高雾	54.82	0.34	2.82

如表 3 所示,图像的纹理特征用于揭示包括光条边缘、斑点等微小细节和饲料颗粒轮廓等整体结构变化。灰度标准偏差较大通常反映出图像中灰度变化幅度较大,边缘和细节较为明显。然而,随着雾浓度的增加,灰度标准偏差减小,这显示雾滴散射削弱了图像细节,使梯度场稀疏化,导致边缘的锐度下降。图像全局对比度也因雾的存在而显著降低,体现了图像中明暗差异的减少。这种变化导致图像结构趋于低通化,整体视觉效果变得平坦,说明在雾环境下需采用额外处理以恢复图像的清晰度和细节。

表 3 不同水雾浓度下的图像纹理特征

Tab. 3 Image texture features under different mist concentrations

环境状况	标准偏差	对比度
无雾	22.51	104.53
低雾	18.07	54.33
高雾	15.07	27.48

基于上述分析,本文将利用雾图像的灰度统计特征与纹理特征构建雾浓度检测模型,依据阈值识别雾浓度等级,为图像块频域融合增强去雾提供依据。

1.1.2 雾浓度检测与等级识别方法

如图 5 所示,实际禽舍所采用的喷淋雾化装置技术参数:雾化喷头孔径为 0.1 mm,在额定工作压力 3.5 MPa 下额定流量为 0.01 L/min,折合 600 mL/h。

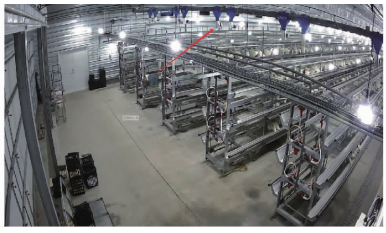


图 5 喷淋雾化装置

Fig. 5 Spray atomization device

基于禽舍喷淋雾化装置的间歇式工作特征,将水雾浓度划分为无雾、低雾和高雾 3 个等级。喷淋停止 10 ~ 15 min 后,雾气基本消散,可视为无雾状态,雾浓度 S_f 小于低阈值 T_L;喷淋刚启动或处于低挡运行时,雾浓度有限,仅对图像产生轻微衰减,归

类为低雾状态，雾浓度 S_f 大于等于低阈值 T_L，小于高阈值 T_H；长时间高挡运行或多台喷淋雾化装置同时开启时，雾浓度迅速升高，对比度骤降，认定为高雾状态，雾浓度 S_f 大于等于高阈值 T_H。雾浓度 3 级划分方案既保持了分类的简洁性，又能覆盖现场最常见的雾浓度变化范围。

本文基于图像的灰度统计特征与纹理特征，建立雾浓度 S_f 检测模型及等级识别方法，如图 6 所示，包括特征提取、评分计算与等级识别 3 个环节。依据 3 种工况场景下图像，对雾浓度评分，预先试验确定对应场景雾浓度高、低阈值。该方法以图像为输入，通过提取图像灰度和纹理统计特征，并计算雾浓度评分，依据预确定的雾浓度高、低阈值实现对无雾、低雾、高雾等级识别。

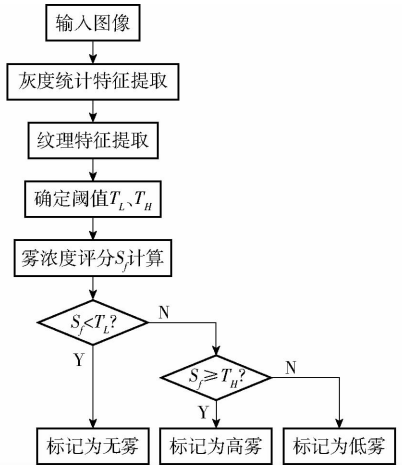


图 6　基于 3 种场景下雾浓度评分计算和高低阈值对雾浓度等级识别流程图

Fig. 6　Calculation of fog concentration scores and identification of fog intensity levels using high and low thresholds across three scenarios

在雾浓度检测中，基于灰度统计特征有 2 种方法用于识别雾浓度等级。一种方法是利用平均亮度来进行检测，另一种方法则是基于像素比例来进行检测[12]。

本文在灰度统计特征的基础上，评分公式额外引入了灰度标准偏差和对比度等间接反映图像纹理特征的指标，使其能够更全面地表征图像的时空变化。为将多维特征映射至统一尺度，首先对各项特征进行区间归一化处理，再通过加权组合得到雾浓度评分 S_f。该评分 S_f 的取值范围为 0 至 1，基于图像的灰度统计特征与纹理特征得到其计算公式为

$$S_f = w_1\frac{\mu}{255} + w_2\left(1-\frac{C}{255}\right) + w_3\left(1-\frac{\sigma}{100}\right) + w_4 P_d + w_5\frac{\gamma+2}{4} \quad (1)$$

式中　μ——平均亮度　　C——对比度

σ——灰度标准偏差

P_d——暗像素比例

γ——图像灰度直方图的偏度

w_1、w_2、w_3、w_4、w_5——权重系数

平均亮度 μ 量化了整体亮度；对比度 C 为图像灰度值的最大与最小差，水雾浓时，该值显著减小；灰度标准偏差 σ 描述亮度离散性，水雾越浓，则对比度下降，σ 趋于减小；暗像素比例 P_d 用于衡量低亮区的面积占比，受大气散射与背景光共同影响；图像灰度直方图的偏度 γ 反映灰度分布偏移方向，用于描述直方图形态的非对称性与集中度。

各特征对应的权重系数 w_1、w_2、w_3、w_4、w_5 通过试验标定获得。本文在实验室搭建了可控雾平台，对雾场流量进行了定量检测，并据此确定了雾浓度等级的高、低阈值。试验雾场由额定功率 55 W、额定雾量(800 ± 50) mL/h 的超声波加湿器提供，通过控制其流量来模拟实际喷淋雾化装置，达到雾量 600 mL/h 要求。在标定过程中，首先从不同环境条件下采集具有代表性的样本图像，样本总量为 393 幅，其中无雾、低雾、高雾 3 类图像各包含 131 幅，并提取每幅图像的 5 项归一化特征：平均亮度、对比度、灰度标准偏差、暗像素比例和图像灰度直方图的偏度。在此基础上，设定了初步的权重和阈值范围。初始权重以经验值 w = [0.36, 0.31, 0.27, 0.02, 0.04] 为起点。

权重和阈值的标定通过贝叶斯优化算法实现，二者被视为连续变量。设定在权重变量范围 [0,1]，且满足 $\sum w_i = 1$ 的约束下利用历史数据更新模型，指导参数选择。该过程收敛迅速，能够在迭代次数内找到最佳配置。最终，标定后的权重和阈值作为评分公式的固化参数，最大化分类准确率，最终得到 w = [0.323 97, 0.374 96, 0.325 65, 0.004 128 8, 0.011 706] 及低阈值 T_L、高阈值 T_H。

采用五折交叉验证评估模型性能。所有样本随机分成 5 个不重叠的子集，每次使用 1 个子集进行验证，其他 4 个用于训练。该方法通过使用不同的数据集来减少过拟合并提高模型的泛化能力。

从图像特征看，无雾情况下，直方图呈现高对比度、低平均亮度的清晰形态；低雾情况下，散射作用增强，但纹理信息仍可分辨；高雾情况下，亮度显著抬升、对比度衰减明显，灰度分布集中于高亮区域。通过试验标定，低阈值 T_L 设定为 0.287，高阈值 T_H 设定为 0.369。

1.1.3　检测结果

在无雾(131 幅图像)、低雾(131 幅图像)、高雾(131 幅图像)不同场景样本(图例见图 4)上测试。

当设置低雾阈值 T_L 为 0.287,高雾阈值 T_H 为 0.369 时,三者的正确率分别达到 96.18%、96.18% 与 92.31%(表 4),总体正确率为 94.89%。

表 4 水雾图像雾浓度检测的结果

Tab.4 Result of fog density detection in mist images

雾浓度等级	图像数目	正确检测	正确率/%
无雾	131	126	96.18
小雾	131	126	96.18
大雾	131	121	92.31

检测结果表明,本方法在单幅图像上即可取得高精度判别,且具有以下优点:

(1)从雾浓度评分到阈值判断框架简单,计算复杂度适中,适合实时部署。

(2)对输入信息量要求低,无需外部气象传感器信息,具有较强的独立性。

(3)模型可通过少量标注样本快速完成阈值与权重再训练,具有良好的场景迁移能力。

1.2 雾图像伽马校正

伽马校正是一种基于非线性灰度映射的技术,用于调整图像的亮度层次分布,从而补偿因水雾散射导致的亮度异常和细节模糊问题。在雾图像增强处理中,根据雾浓度等级识别结果,匹配一对伽马参数 γ_{dark} 和 γ_{bright},分别生成暗部提亮(亮度压缩)图像和亮部抑制(亮度拉伸)图像,一个用于提升暗部亮度,改善阴影区域的细节可见性,另一个用于抑制亮部过度曝光,增强高亮区域的纹理细节。从动态灰度范围来看,这 2 幅图像具有互补特性,并可构成伪多曝光图像对,用于后续增强处理。

伽马值的确定是校正的关键环节,其优化基于无参考图像质量评价指标,包括自然图像质量评价指标(NIQE)、盲参考图像空间质量评价指标(BRISQUE)、全局标准差 σ、信息熵 H、Brenner 梯度 B 及平均亮度 $\overline{L}$。为消除不同指标间的量纲差异,首先对同一图像的候选伽马值范围内的指标结果进行最小-最大归一化,并以归一化后的变量表示。同时,为评价不同伽马值的特性,分别引入亮部抑制评分和暗部提亮评分 2 个衡量标准。同一雾浓度场景下,对应伽马值 γ_{bright} 的亮部抑制评分 S_{bright} 的最大值作为亮部校正的最优参数,对应伽马值 γ_{dark} 的暗部提亮评分 S_{dark} 的最大值作为暗部校正的最优参数。

当 $\gamma_{\text{bright}} > 1$ 时,亮部抑制评分 $S_{\text{bright},k}$ 可以表示为

$$S_{\text{bright},k} = w_1'\hat{\sigma}_k + w_2'\hat{H}_k + w_3'\hat{B}_k - w_4'I_{\text{NIQE}_k} - w_5'I_{\text{BRISQUE}_k} \tag{2}$$

式中 $\hat{\sigma}_k$——全局标准差最小-最大归一化值

$S_{\text{bright},k}$——第 k 个伽马值 γ_{bright} 下的亮部抑制综合得分

$\hat{H}_k$——信息熵归一化值

$\hat{B}_k$——Brenner 梯度归一化值

I_{NIQE_k}——自然图像质量评价指标归一化值

I_{BRISQUE_k}——盲参考图像空间质量评价指标归一化值

w_1'、w_2'、w_3'、w_4'、w_5'——权重系数

各权重系数 w_1'、w_2'、w_3'、w_4'、w_5' 通过遗传算法在标定数据集上优化确定,分别为 0.156、0.189、0.016、0.111、0.528,满足归一化约束 $\sum w_i' = 1$。遗传算法采用实数编码,种群规模设为 40,最大迭代代数为 100,交叉概率和变异概率分别为 0.8 和 0.1,其适应度函数定义为标定数据集中各图像在候选伽马集合中所获得的亮部抑制评分最大值的平均值,通过最大化该适应度实现特征权重的寻优,从而保证评分函数能够稳定地引导最优亮部伽马值的选取。

当 $\gamma_{\text{dark}} < 1$ 时,暗部提亮评分 $S_{\text{dark},k}$ 可以表示为

$$S_{\text{dark},k} = w_1''\hat{\overline{L}}_k + w_2''\hat{\sigma}_k + w_3''\hat{H}_k + w_4''\hat{B}_k - w_5''I_{\text{NIQE}_k} - w_6''I_{\text{BRISQUE}_k} \tag{3}$$

式中 $S_{\text{dark},k}$——第 k 个伽马值 γ_{dark} 下的暗部提亮综合得分

$\hat{\overline{L}}_k$——平均亮度归一化值

w_1''、w_2''、w_3''、w_4''、w_5''、w_6''——权重系数

权重系数 w_1''、w_2''、w_3''、w_4''、w_5''、w_6'' 同样通过优化获得,分别为 0.197、0.019、0.161、0.122、0.043、0.458。算法参数设置与亮部抑制权重优化过程一致,其适应度函数定义为标定数据集中暗部提亮评分最大值的平均值。

基于上述评分机制,不同雾浓度场景下的伽马值能够实现针对性的亮度和暗部调整。

结合无雾、低雾和高雾 3 种典型场景的试验,分别得到伽马校正参数的最佳值。

(1)无雾图像的伽马校正

如图 7 所示,无雾场景下,图像本身对比度充足,仅受轻微照度波动影响。将伽马值设定在 0.7~2.5 的窄区间内,利用轻度的非线性映射对整体灰度进行微调,既避免了高光区域进一步趋于饱和,又能在暗区域保留纹理细节,保证输出画面保持原有的自然视觉效果。试验结果表明,$\gamma_{\text{dark}} = 0.75$ 的校正结果在暗部区域呈现更丰富的层次,$\gamma_{\text{bright}} = 2.3$ 的校正结果有效抑制了亮部的轻微过曝趋势。

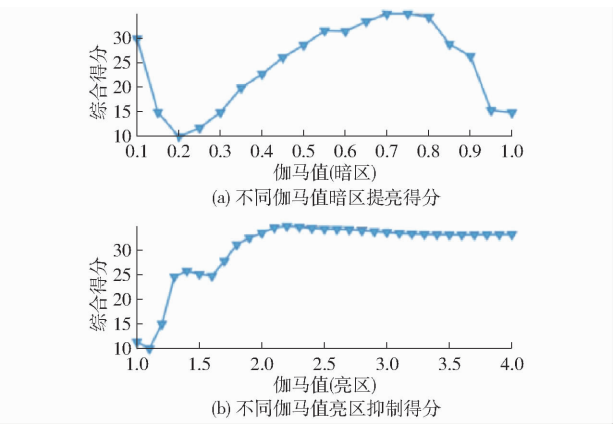


图 7　无雾图像不同伽马值对应的提亮与抑制效果

Fig. 7　Brightening and suppression effects corresponding to different gamma values for fog-free images

(2)低雾图像的伽马校正

如图 8 所示,低雾场景下,雾气降低了图像对比度并压暗了阴影区域。先选取 $\gamma_{dark}<1$ 进行伽马校正以实现提亮,该映射能有效拉伸低灰度,显著提升低照度区域的亮度和可见性。为兼顾亮部细节与整体层次,再生成 $\gamma_{bright}>1$ 的伽马校正图像对亮部进行适度抑制。由此得到一对双曝光图像:一幅侧重提升暗部,使原本淹没在阴影中的光条边缘重新显现;一幅抑制亮部,防止高反射区域因过度增益而失真。试验结果表明,S_{dark} 和 S_{bright} 评分对应的最优伽马值分别为 $\gamma_{dark}=0.65$ 和 $\gamma_{bright}=2.77$。

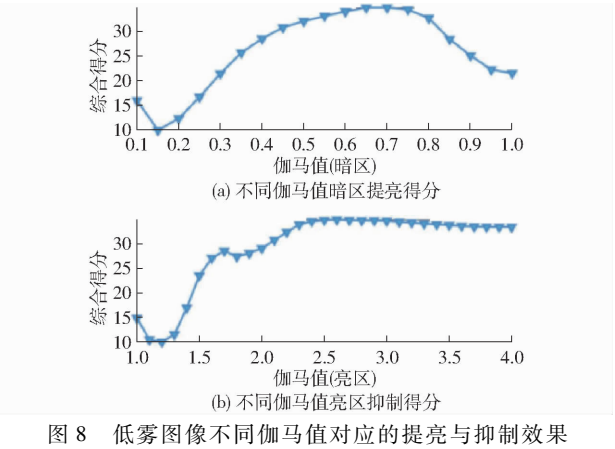


图 8　低雾图像不同伽马值对应的提亮与抑制效果

Fig. 8　Brightening and suppression effects corresponding to different gamma values for low-fog images

(3)高雾图像的伽马校正

如图 9 所示,高雾场景下,直射和散射引起图像的漂白效应更为明显,画面往往同时存在亮度过高与细节淹没两类问题。先选取伽马值为 1.2 ~ 4.0 的伽马校正对曝光过度区域进行显著抑制,恢复因水雾导致的图像泛白而损失的细节。针对依然偏暗的阴影区域和低反射区域,再以 $\gamma_{dark}<1$ 的伽马校正图像进行较大幅度校正。试验结果表明,$\gamma_{dark}=0.63$ 的校正结果显著改善了高雾导致的灰化现象,光条轮廓从模糊泛白状态中分离出来;而 $\gamma_{bright}=3.64$ 的校正结果则进一步提升了极暗区域的可见度,使深度阴影中的光条细节得以重现。

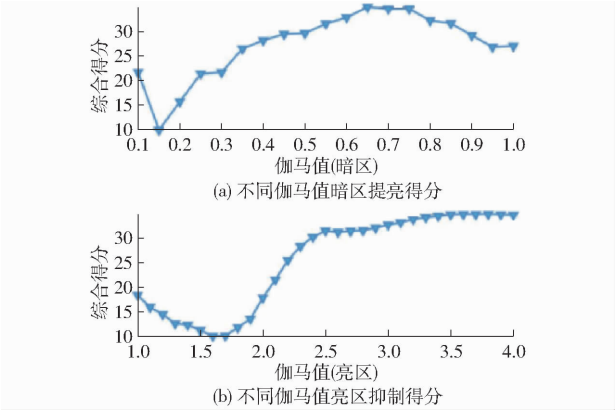


图 9　高雾图像不同伽马值对应的提亮与抑制效果

Fig. 9　Brightening and suppression effects corresponding to different gamma values for high-fog images

1.3　图像块分解

将图像视为一个二维像素矩阵,根据设定的子块尺寸,将图像分割为多个小矩形区域,其中相邻图像块的像素区域之间的重叠率为 50%。每个分割后的图像块被视为一个独立的处理单元,单独进行增强处理。分块处理完毕后,通过加窗累加和归一化重建方法,将处理后的图像块重新组合为一幅完整图像,以平滑重叠区域,确保边缘过渡的连续性和视觉结果的一致性。综合运算效率及实现复杂度等因素,本文最终确定 32 像素 ×32 像素作为默认图像块分解尺寸。

1.4　图像块融合重构

(1)低频分量融合

低频分量承载着图像块整体亮度一致性的调控,是低频信息融合的核心环节。为了在强化对比度和灰度细节的同时抑制过曝与欠曝区域对图像质量产生的影响,本研究将图像块的平均灰度视为显著度指标,对无雾、低雾、高雾 3 类样本的灰度分布进行统计建模。

依据样本对应的经验概率密度,对 3 类样本进行参数化拟合。通过对拟合残差、拟合优度以及尾部刻画能力的综合比较发现,t 分布在 3 个场景下均能更好地描述水雾环境下光条图像灰度的尖峰与肥尾特性,且与经验分布的吻合度最高。

利用 t 分布的概率密度函数对 3 个雾级别样本的累计分布函数(CDF)进行拟合,拟合结果显示,CDF 拟合保持了良好的渐近性与平滑性,验证了 t 分布模型在全灰度范围内的适用性。

基于上述统计先验,本文采用基于最大后验估计原理的融合策略,将 t 分布的概率密度值作为

融合权重。i 分支下对应低频分量的权重 k_i 可表示为

$$k_i=\frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\sqrt{v\pi}\sigma'\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)}\left[1+\frac{(I_{\text{avg}}(i)-\mu')^2}{v\sigma'^2}\right]^{-\frac{v+1}{2}} \tag{4}$$

式中 μ'——位置参数

σ'——尺度参数

v——自由度

Γ——伽马函数

I_{avg}——图像块的低频分量

对于对比度增强图像块 $I_{\text{avg}}(c)$ 和细节信息增强图像块 $I_{\text{avg}}(d)$ 的低频分量，分别计算对应权重 k_c 和 k_d，并按照归一化加权求和的方法对其融合，最终融合结果可以表示为

$$\hat{I}_{\text{avg}}=\frac{k_cI_{\text{avg}}(c)+k_dI_{\text{avg}}(d)}{k_c+k_d} \tag{5}$$

其中分母负责归一化，保证整体亮度守恒并防止过曝或欠曝的累积。

(2)高频分量融合

高频分量涵盖了图像块的尖锐边缘与细节纹理，对提升图像的清晰度至关重要。为充分利用多曝光图像块中的互补信息，将各图像块的高频分量构建为拉普拉斯金字塔，并在各尺度内依据细节显著性分配权重。

为使权重与高频信息的可见性一致，采用尺度化梯度幅值作为细节显著性度量

$$R_k^s(x)=\|\nabla_x(G_{\sigma_s}I_k)\|_2 \tag{6}$$

式中 $R_k^s(x)$——细节显著性度量

∇_x——该模糊图像在 x 位置的梯度向量

G_{σ_s}——方差与尺度 s 匹配的高斯核

I_k——第 k 幅图像

为在同一尺度内按显著性自适应分配权重，将权重 $\alpha_k^s(x)$ 采用带稳定项的归一化形式表示为

$$\alpha_k^s(x)=\frac{(R_k^s(x))^\alpha+\varepsilon}{\sum_{j=1}^{K}[(R_k^s(x))^\alpha+\varepsilon]}\quad(\alpha\geqslant1,\varepsilon>0) \tag{7}$$

式中 α——选择性指数参数，控制对显著细节的选择性

ε——数值稳定项

K——参与融合处理的曝光图像块总数

在尺度 s 上，对各曝光图像块的结构带通响应进行加权叠加，得到融合的结构层

$$L_F^s(x)=\sum_{k=1}^{K}\alpha_k^s(x)L_k^s(x) \tag{8}$$

式中 $L_F^s(x)$——尺度 s 的融合拉普拉斯层

$L_k^s(x)$——图像 I_k 在尺度 s 的拉普拉斯带通响应

为恢复完整的高频结构图像，采用自顶向下的金字塔重构。记 F^s 为从第 s 层开始向上重构得到的中间结果，$u(\cdot)$ 为与金字塔构建相配对的上采样重构算子，则有

$$\begin{cases}F^s(x)=L_F^s(x)\\F^{s-1}(x)=L_F^{s-1}(x)+u(F^s)(x)\end{cases}\quad(s=S,S-1,\cdots,2,1) \tag{9}$$

式中 S——拉普拉斯金字塔最粗层

最终得到的高频分量图像可以表示为

$$\hat{I}_{\text{signal}}(x)=F^0(x) \tag{10}$$

式中 $\hat{I}_{\text{signal}}(x)$——融合获得的完整高频结构分量

(3)融合结果重构

将低频分量融合结果与高频分量融合结果再次进行权重分配与组合，以实现全局亮度一致性与局部细节清晰度的协同优化。设融合得到的低频分量与高频分量对应权重为 w_I 与 w_S，二者满足 $w_I(x)+w_S(x)=1$，$w_I(x)\in[0,1]$，$w_S(x)\in[0,1]$。

权重函数的设计遵循水雾退化的物理特性。水雾散射使高亮区域趋于饱和、细节丢失，因此低频权重函数应对亮区赋予较低权重，对暗区赋予较高权重，以补偿雾致亮度压缩。高频权重函数侧重于突出边缘与纹理能量。

低频分量权重 w_I 可以表示为

$$w_I(x)=1-\frac{\hat{I}_{\text{avg}}(x)-I_{\min}}{I_{\max}-I_{\min}} \tag{11}$$

式中 $I_{\max}$、$I_{\min}$——低频分量 $\hat{I}_{\text{avg}}$ 的全局极值

高频分量权重 w_S 可以表示为

$$w_S(x)=\frac{|I_h(x)|-\mu_h}{\sigma_h} \tag{12}$$

式中 I_h——高频幅值

μ_h——I_h 对应的局部均值

σ_h——I_h 对应的标准差

然而，直接将 w_I 与 w_S 进行线性组合可能导致权重不平衡，影响融合效果。为确保低频与高频分量的合理平衡，本文引入低频/高频平衡因子 $\alpha'\in[0,1]$，采用凸组合形式构建最终复原图像 $J(x)$

$$J(x)=\alpha'w_I(x)\hat{I}_{\text{avg}}(x)+(1-\alpha')w_S(x)\hat{I}_{\text{signal}}(x) \tag{13}$$

低频分量修正全局亮度，高频分量强化局部细节，二者在多尺度金字塔上逐层执行同构融合，保证光照一致性与结构锐利性协同优化。

2　试验

2.1　试验平台环境与图像获取

本文在实验室搭建了可控雾平台，对雾场流量进行了定量检测，如图 10 所示，试验雾场由额定功率 55 W、额定雾量（800 ± 50）mL/h 的超声波加湿器提供，通过控制其流量来模拟实际喷淋雾化装置，达到雾量 600 mL/h 要求。

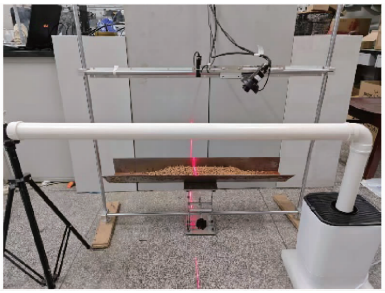
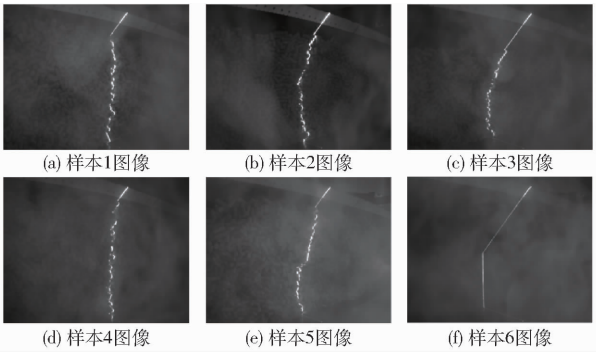


图 10　试验平台环境

Fig. 10　Experimental platform environment

本研究所有试验图像数据均在模拟养殖现场的实验室环境中采集。数据集共包含 6 组图像，每组涵盖高雾、低雾及无雾 3 种典型场景。每一场景下采集 131 幅黑白 BMP 格式图像，合计 2 358 幅图像。在无雾条件下采集的图像被视为清晰参考图像，用于后续全参考指标的计算与性能验证[24]。图 11 为试验使用的部分样本图像，图 12 展示了增强前后的图像。

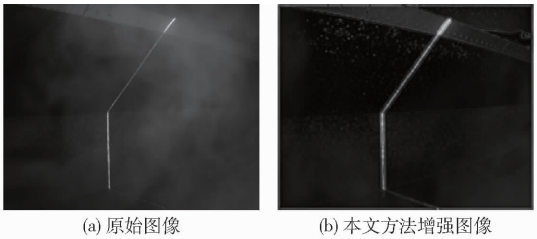


(a) 样本1图像　(b) 样本2图像　(c) 样本3图像

(d) 样本4图像　(e) 样本5图像　(f) 样本6图像

图 11　各样本场景图像

Fig. 11　Images of various sample scenarios



(a) 原始图像　(b) 本文方法增强图像

图 12　增强前后图像

Fig. 12　Images before and after enhancement

数据采集使用 MV－CU013－A0GM 型海康威视工业相机，分辨率 1 280 像素 ×1 024 像素，帧率最高 91.3 f/s，从而确保了图像的高质量获取。为满足不同试验环境的需要，选用了 KYL650N5－T1035 型激光器，其特点是采用一字光斑模式，波长为 650 nm，试验在稳定的光照条件下进行，并使用功率为 5 W、色温为 6 500 K 的 LED 补光灯，以模拟自然光，并确保每次试验条件的一致性。

试验硬件平台为配置 Intel Core i5－8250U 处理器与 8 GB RAM 的计算机，软件环境为 Matlab 2023a。所有对比算法均在同一环境下执行，以确保性能比较的公平性与可复现性。

2.2　图像增强评价指标

为全面评估各算法在光条图像上的复原性能，试验采用了 5 项互补的图像质量评价指标。其中，图像像素值之间的均方误差（MSE）、信噪比（SNR）与结构相似度（SSIM）作为全参考指标，以无雾图像为基准，分别用于衡量像素级失真、噪声抑制能力与结构一致性。此外，针对实际应用中常缺乏理想参考图像的情况，引入信息熵与自然图像质量评价（NIQE）2 项无参考指标，分别用于评估图像细节丰富度与视觉自然度。

均方误差 e_{MSE} 的计算公式为

$$e_{\mathrm{MSE}}=\frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(I(i,j)-K(i,j)\right)^2 \tag{14}$$

式中　M、N——图像的行、列尺寸

$I(i,j)$、$K(i,j)$——原始清晰图像 I 与待评估图像 K 在坐标 (i,j) 处的像素灰度

信噪比 R_{SNR} 由 MSE 进一步推导得出，其计算公式为

$$R_{\mathrm{SNR}}=\frac{P_{\max}^2}{e_{\mathrm{MSE}}} \tag{15}$$

式中　$P_{\max}$——像素灰度最大可能值，取 255

结构相似度用于评估图像在亮度、对比度与结构方面的保真度，其计算公式为

$$\mathrm{SSIM}(I,K)=\frac{(2\mu_I\mu_K+C_1)(2\sigma_{IK}+C_2)}{(\mu_I^2+\mu_K^2+C_1)(\sigma_I^2+\sigma_K^2+C_2)} \tag{16}$$

式中　μ_I、μ_K——两图的平均亮度

σ_I^2、σ_K^2——方差

σ_{IK}——协方差

I——原始清晰图像

K——待评估图像

C_1、C_2——常数

信息熵 H 用于衡量图像所包含的信息量，其计算公式为

$$H = -\sum_{k=1}^{L-1} p_k \mathrm{lb} p_k \tag{17}$$

其中 $$p_k = \frac{n_k}{MN}$$

式中 L——灰度级数

n_k——灰度级为 k 的像素数

p_k——灰度级 k 出现的频率

自然图像质量评价是一种基于自然场景统计的无参考质量指标,其值越低表示图像视觉质量越接近自然图像。自然图像质量评价(Q_{NIQE})的计算基于图像在 NSS 特征空间中的马氏距离[25],其计算公式为

$$Q_{\mathrm{NIQE}} = d(\mu_{\mathrm{test}}, \Sigma_{\mathrm{test}}; \mu_{\mathrm{Nss}}, \Sigma_{\mathrm{Nss}}) \tag{18}$$

式中 μ_{test}、Σ_{test}——待评估图像在 NSS 特征空间的均值与协方差

μ_{Nss}、Σ_{Nss}——自然图像数据库中无失真图像的均值和协方差

$d(\cdot)$——马氏距离,用于计算两者之间的差异

2.3 试验结果分析

2.3.1 图像整体增强性能对比分析

综合考虑了方法的代表性、可复现性及在嵌入式环境中的部署可行性,选取多尺度 Retinex 方法(MSR)和多曝光图像融合方法(MEF)2 种经典且广泛验证的图像增强去雾方法作对比。

表 5 展示了不同图像增强方法在 6 组图像的性能比较。

表 5 不同方法图像的增强性能比较

Tab. 5 Performance comparison of image enhancement methods

指标	本文方法	MSR	MEF
均方误差	0.007 8	0.018 4	0.020 6
信噪比/dB	10.18	7.62	5.54
结构相似度	0.89	0.78	0.73
信息熵	4.54	4.77	4.85
自然图像质量评价	6.42	9.85	8.78

由试验结果分析得到:本文方法的均方误差为 0.007 8,显著低于其他方法,表明其在抑制图像失真方面效果最佳;SNR 始终保持在 10 ~ 11 dB,显示出良好的噪声抑制能力,而对比方法如 MEF 和 MSR 方法的 SNR 值分别为 5 ~ 6 dB 和 7 ~ 8 dB,均引入了不同程度的噪声。在 SSIM 指标上,本文方法表现最优,能够提升对比度的同时有效保持图像结构信息。

图像像素值之间的均方误差从对比方法的平均值 0.018 4 降低至 0.007 8,降幅达 57.6%;信噪比从 7.62 dB 提升至 10.18 dB,提高幅度为 33.6%;结构相似性指数从 0.78 增至 0.89,提高 14.1%;自然图像质量评价指标从 8.78 降至 6.42,下降 26.9%。

此外,尽管 MEF 和 MSR 方法的信息熵较高,能够增强细节,但容易引入冗余信息;本文方法虽信息熵略低于 MEF,但在低失真前提下仍保证了较高的信息量。在自然图像质量评价方面,本文方法表现最佳,与真实场景最接近。综合来看,本文方法在抑制失真、噪声处理、图像结构保持及视觉自然度方面展现了优异性能,整体优于其他对比方法。试验结果显示,本文方法的信息熵略低于 MEF,反映了其在保留图像细节与抑制噪声之间实现了良好的平衡。这一现象表明,虽然 MEF 方法在提升信息熵和增强细节方面具有优势,但因此引入冗余信息,从而放大图像中的噪声。相比之下,本文方法通过图像增强处理,成功抑制了这些冗余噪声,同时保留了关键的结构信息。这种平衡使得图像在保持自然观感的同时,也能在细节的表现上达到较高的一致性。因此,本文方法能有效协调噪声抑制与细节保留平衡,提供更优质的图像处理效果。

2.3.2 图像增强实时性对比分析

为评估各方法的计算效率,记录了其在各场景下的平均运行时间,MEF 方法平均耗时为 0.152 1 s,在增强效果与计算效率之间取得了一定平衡。MSR 方法其运行时间较长,为 0.604 6 s,但在信噪比、结构相似性指标上优于 MEF 方法。本文方法计算速度最快,平均仅需 0.052 4 s,适用于对实时性要求较高的场景。

综上,本文方法在保证图像增强效果的同时具备更高的处理效率,因而更适合用于对图像质量与实时性均有要求的检测任务。

2.3.3 实机堆积量检测应用试验

本研究采用 U - Net 激光条纹提取方法进行了堆积量的检测,并记录各图像增强方法在堆积量测量中的应用结果及误差。

在未对图像进行增强处理的情况下,对实际堆积量为 3 293 000 mm^3 的饲料颗粒在不同雾浓等级下进行堆积量检测,由表 6 可知,随着雾浓度的增加,堆积量的检测误差也随之增加。

表 6 不同雾浓度堆积量检测结果及误差

Tab. 6 Detection results and errors of different fog density accumulation amounts

雾浓度等级	堆积量检测结果/mm^3	误差/%
无雾	3 308 732	0.48
低雾	3 428 663	4.12
高雾	3 798 127	15.34

对采集到的含雾图像分别应用本文方法与其他 2 种图像增强方法进行处理，然后进行堆积量检测。由表 7 可知，经处理后，本文方法显著降低了各雾浓度下的检测误差，最大仅为 2.42%，优于 MEF 和 MSR 方法。相比低雾和高雾情况，误差分别减小 1.79% 和 12.92%。

表 7　不同方法堆积量检测结果及误差

Tab.7　Detection results and errors of accumulation amounts using different methods

增强方法	堆积量检测结果/mm^3	误差/%
本文方法	3 213 367	2.42
MSR	2 353 267	28.54
MEF	3 580 251	8.72

3　结论

（1）本文针对笼养高湿雾环境条件下饲料颗粒堆积量视觉检测中截面激光光条图像易失真，导致光条提取与堆积量测量精度下降的难题，构建了一种基于雾浓度等级识别与双伽马校正的图像块频域融合的图像增强方法。核心在于将传统单一参数的全局处理转变为分级局部增强策略，从而在保持计算效率的同时，实现对不同雾场强度的精准响应。

（2）在包含 786 幅图像的测试集上，本文方法与 MEF 和 MSR 方法进行整体性能与快速性对比。结果显示，图像像素灰度值之间的均方误差从对比方法的平均值 0.018 4 降低至 0.007 8，降幅达 57.6%；信噪比从 7.62 dB 提升至 10.18 dB，提高幅度为 33.6%；结构相似性指数从 0.78 增至 0.89，提高 14.1%；自然图像质量评价指标从 8.78 降至 6.42，下降 26.9%。配对 t 检验表明，本文方法与对比方法在 MSE、SNR、SSIM 3 项指标上的差异均达到显著性水平。

（3）本文方法兼顾实时性与高精度，可显著提升雾环境下饲养槽光条图像质量，为笼养环境下饲料颗粒堆积量的视觉检测奠定了基础，在畜禽自动饲喂及工业散料视觉检测等复杂场景具有良好的推广应用前景。

参　考　文　献

[1] 肖德琴，毛远洋，刘又夫，等. 我国家禽工厂化养殖技术发展现状与趋势[J]. 华南农业大学学报，2023，44(1)：1－12.
Xiao Deqin，Mao Yuanyang，Liu Youfu，et al. Development and trend of industrialized poultry culture in China[J]. Journal of South China Agricultural University，2023，44(1)：1－12.（in Chinese）

[2] 张月平，滕光辉，刘仁众，等. 智慧养殖系统在规模化肉种鸡场的应用实践[J]. 中国禽业导刊，2023，40(8)：21－24.
Zhang Yueping，Teng Guanghui，Liu Renzhong，et al. Application and practice of intelligent farming systems in large-scale broiler breeder farms[J]. China Poultry Industry Guide，2023，40(8)：21－24.（in Chinese）

[3] 吴春笃，常中伟，唐鹏，等. 替代消毒剂就地合成喷雾消毒装置开发与试验[J]. 江苏大学学报(自然科学版)，2025，46(6)：661－668.
Wu Chundu，Chang Zhongwei，Tang Peng，et al. Development and test of local synthesis spray disinfection device for substitute disinfectant[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition)，2025，46(6)：661－668.（in Chinese）

[4] 刘雪美，马旻睿，侯献伟，等. 气液两相流喷头研究现状与展望[J]. 农业机械学报，2025，56(6)：296－318.
Liu Xuemei，Ma Minrui，Hou Xianwei，et al. Research progress and trend analysis of gas-liquid two-fluid nozzles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(6)：296－318.（in Chinese）

[5] 李兆豪，张宇宁. 液滴形态对空化雾化影响机制的研究综述[J]. 排灌机械工程学报，2025，43(11)：1123－1132.
Li Zhaohao，Zhang Yuning. Review of influence mechanism of droplet morphology on cavitation atomization[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering，2025，43(11)：1123－1132.（in Chinese）

[6] 郭志杰，南柄飞，王凯. 煤矿井下视频雾浓度检测及实时去雾方法[J]. 工矿自动化，2023，49(3)：31－38.
Guo Zhijie，Nan Bingfei，Wang Kai. Research and application of video fog concentration detection and real-time fog removal method in underground coal mine[J]. Journal of Mine Automation，2023，49(3)：31－38.（in Chinese）

[7] 程德强，寇旗旗，江鹤，等. 全矿井智能视频分析关键技术综述[J]. 工矿自动化，2023，49(11)：1－21.
Cheng Deqiang，Kou Qiqi，Jiang He，et al. Overview of key technologies for mine-wide intelligent video analysis[J]. Journal of Mine Automation，2023，49(11)：1－21.（in Chinese）

[8] 肖纪禹，刘云猛，李世钊，等. 基于暗通道先验理论的自适应图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展，2025，62(14)：54－63.
Xiao Jiyu，Liu Yunmeng，Li Shizhao，et al. Adaptive image dehazing algorithm based on dark channel prior theory[J]. Laser & Optoelectronics Progress，2025，62(14)：54－63.（in Chinese）

[9] 张军国，程浙安，胡春鹤，等. 野生动物监测光照自适应 Retinex 图像增强算法[J]. 农业工程学报，2018，34(15)：183－189.
Zhang Junguo，Cheng Zhean，Hu Chunhe，et al. Adaptive image enhancement algorithm for wild animal monitoring based on Retinex theory[J]. Transactions of CSAE，2018，34(15)：183－189.（in Chinese）

[10] 杨卫中,徐银丽,乔曦,等.基于对比度受限直方图均衡化的水下海参图像增强方法[J].农业工程学报,2016,32(6):197 - 203.
Yang Weizhong, Xu Yinli, Qiao Xi, et al. Method for image intensification of underwater sea cucumber based on contrast-limited adaptive histogram equalization[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(6):197 - 203. (in Chinese)

[11] 惠红军,杨洋,詹永照,等.双边加权引导图像滤波[J].江苏大学学报(自然科学版),2024,45(1):60 - 66,76.
Hui Hongjun, Yang Yang, Zhan Yongzhao, et al. Bilateral weighted guided image filtering[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 60 - 66,76. (in Chinese)

[12] Liu Yang, Lu Xiaobo. Fog detection and classification using gray histograms[J]. Advanced Materials Research, 2011, 403 - 408: 570 - 576.

[13] 常志文,王立忠,梁晋,等.基于图像块分解融合的水下标定图像增强[J].中国光学(中英文),2024,17(4):810 - 822.
Chang Zhiwen, Wang Lizhong, Liang Jin, et al. Underwater calibration image enhancement based on image block decomposition and fusion[J]. Chinese Optics (Chinese and English Edition), 2024, 17(4): 810 - 822. (in Chinese)

[14] Wang Chuan, Zhao Xile, Zhang Hao, et al. Hyperspectral image xixed noise removal via nonlinear transform-based block-term tensor decomposition[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20: 1.

[15] 文瑞鸿,刘春雨,刘帅,等.自适应权重细节保持多曝光图像融合[J].激光与光电子学进展,2024,61(18):326 - 335.
Wen Ruihong, Liu Chunyu, Liu Shuai, et al. Detail-preserving multi-exposure image fusion based on adaptive weight[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(18): 326 - 335. (in Chinese)

[16] 郭徐燊.基于深度学习的多曝光图像融合算法研究[D]. 合肥:安徽理工大学,2025.
Guo Xushen. Research on multi-exposure image fusion algorithm based on deep learning[D]. Hefei: Anhui University of Science and Technology, 2025. (in Chinese)

[17] Fu Xueyang, Huang Yue, Zeng Delu, et al. A fusion-based enhancing approach for single sandstorm image[C]// Proceedings of the 16th IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP). Jakarta: Indonesia, 2014: 1 - 5.

[18] Zhu Zhiqin, Wei Hongyan, Hu Gang, et al. A novel fast single image dehazing algorithm based on artificial multiexposure image fusion[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1 - 23.

[19] Galdran A. Image dehazing by artificial multiple-exposure image fusion[J]. Signal Processing, 2018, 149: 135 - 147.

[20] Lee Sang-hoon, Jae S P, Nam I C, et al. A multi-exposure image fusion based on the adaptive weights reflecting the relative pixel intensity and global gradient[C]// Proceedings of the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP): Athens: Greece, 2018: 1737 - 1741.

[21] Song Yuda, He Zhuqing, Qian Hui, et al. Vision transformers for single image dehazing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 1927 - 1941.

[22] 陈雷雷,沈凯琪,李俊,等. 基于离散元仿真的颗粒虾饲料参数标定与试验[J]. 农业机械学报,2025,56(12):750 - 760.
Chen Leilei, Shen Kaiqi, Li Jun, et al. Parameter calibration and experiment of shrimp feed pellet based on discrete element method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(12): 750 - 760. (in Chinese)

[23] 刘浩,任宏,赵丁选,等.基于亚像素定位的图像边缘检测策略研究[J].农业机械学报,2024,55(2):242 - 248,294.
Liu Hao, Ren Hong, Zhao Dingxuan, et al. Image edge detection strategy based on sub-pixel location[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2):242 - 248,294. (in Chinese)

[24] 寇旗旗,曹猛,夏小龙,等.矿井高尘雾环境下图像去雾方法研究综述[J].煤炭科学技术,2026,54(2):126 - 150.
Kou Qiqi, Cao Meng, Xia Xiaolong, et al. A review of image dehazing methods in high dust and fog environments in mines [J]. Coal Science and Technology,2026,54(2):126 - 150. (in Chinese)

[25] 陈健,李诗云,林丽,等.模糊失真图像无参考质量评价综述[J].自动化学报,2022,48(3):689 - 711.
Chen Jian, Li Shiyun, Lin Li, et al. A review on no-reference quality assessment for blurred image[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(3): 689 - 711. (in Chinese)