

文章编号:1007-2780(2024)08-1070-09

用于眼底视网膜图像的去雾状杂散光算法

盖俊帅^{1,2}, 马玉婷^{1,2*}, 张运海², 杨皓旻², 刘玉龙³, 肖 昀^{2,4}, 魏通达^{2,5}

- (1. 长春理工大学 电子信息工程学院, 吉林 长春 130000;
2. 中国科学院 苏州生物医学工程技术研究所 江苏省医用光学重点实验室, 江苏 苏州 215163;
3. 苏州大学附属第二医院, 江苏 苏州 215004;
4. 沈阳国科光明医疗科技有限公司, 辽宁 沈阳 1101674;
5. 济南国科医工科技发展有限公司, 山东 济南 250102)

摘要:针对眼底视网膜图像存在雾状杂散光导致血管细节不清晰的问题,本文提出了一种基于暗通道理论并结合 Gamma 变换的眼底视网膜图像去雾算法,在不丢失血管细节信息的同时提高了图像的清晰度。该算法通过分别处理 R、G、B 通道来对图像去雾。首先,通过自适应窗口最小值滤波算法计算暗通道图像,按照亮度取前最大 0.1% 像素的平均值作为大气光照强度值;然后,求解图像的粗略透射率,并在此基础上使用改进后的导向滤波算法对透射率进行优化;最后,通过大气散射模型和 Gamma 变换复原出无雾图像。实验结果表明,不同视场复原图像的信息熵、平均梯度分别平均提高 18%、24%。本算法能够快速有效地去除眼底视网膜图像中存在的雾状杂散光,复原后的图像清晰自然,保留了视网膜血管细节信息。

关键词:图像去雾;视网膜图像;暗通道先验;大气散射模型;Gamma 变换

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2023-0289

Dehazing stray light algorithm for fundus retinal image

GAI Junshuai^{1,2}, MA Yuting^{1,2*}, ZHANG Yunhai², YANG Haomin²,
LIU Yulong³, XIAO Yun^{2,4}, WEI Tongda^{2,5}

- (1. College of Electronic and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130000, China;
2. Jiangsu Key Laboratory of Medical Optics, Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163, China;
3. The Second Affiliated Hospital of Soochow University, Suzhou 215004, China;
4. Shenyang Guoke Guangming Medical Technology Co. Ltd., Shenyang 110167, China;
5. Jinan Guoke Medical Technology Development Co. Ltd., Jinan 250102, China)

Abstract: This paper addresses the issue of hazy stray light in fundus retinal images, which leads to

收稿日期:2023-09-02;修订日期:2023-10-21.

基金项目:山东省自然科学基金(No.ZR2020QF103);苏州市临床重点病种诊疗技术专项(No.LCZX202105);核医科技创新计划(No.ZHYLZD2021001);中国宝原科研基金(No.270001);中国科学院青年创新促进会项目(No.2020323)

Supported by Provincial Natural Science Foundation of Shandong Province (No.ZR2020QF103); Suzhou Clinical Key Disease Diagnosis and Treatment Technology Special Project (No.LCZX202105); Nuclear Medicine Science and Technology Innovation Program (No.ZHYLZD2021001); China Baoyuan Scientific Research Fund (No.270001); Youth Innovation Promotion Association (No.2020323)

*通信联系人, E-mail: mayt@sibet.ac.cn

unclear blood vessel details. The proposed dehazing algorithm for fundus retinal images is based on the dark channel theory and incorporates Gamma transformation. The algorithm enhances the clarity of the image while preserving blood vessel information. This algorithm aims to defog images by processing the R , G and B channels separately. Firstly, the algorithm calculates the dark channel image using adaptive window minimum filtering and takes the average value of the top 0.1% pixels as the atmospheric illumination intensity value. Secondly, the algorithm solves the rough transmittance of the image and improves it using the guided filtering algorithm. Finally, the algorithm restores the haze-free image using the atmospheric scattering model and applies Gamma transformation. The experimental results show that the information entropy and average gradient of the restored image increase by an average of about 6.8% and 11.6%, respectively. The algorithm in this paper can quickly and effectively remove hazy stray light in the fundus retinal image, restore the image to be clear and natural, and retain the details information of retinal blood vessels.

Key words: image dehazing; retinal image; dark channel prior; atmospheric scattering model; gamma correction

1 引言

眼底疾病是不可逆致盲的首位病因,且发病率随年龄的增长而增加。在我国人口老龄化加剧的趋势下,影响更加显著。典型疾病,如糖尿病视网膜病变^[1]、年龄相关性黄斑病变^[2]、青光眼^[3]、视网膜脱落等,已经严重威胁到患者的身体健康和生活质量。尽早发现并提前进行干预治疗是避免致盲的最有效手段。

眼底成像设备是观察眼底状态、早期发现眼底疾病的关键设备,包括眼底相机、激光检眼镜、超广角眼底相机等。其中眼底相机使用最为广泛。由于眼底相机的照明光路与观察光路有共用部分,使用眼底相机观察眼底状态时较容易形成杂散光。尽管已经使用如中空反光镜、环形照明光阑等措施,但由于眼睛复杂的多层结构,照明光仍然容易影响成像光路,拍摄的照片容易存在弥散的杂光(类似雾状),导致图像质量差,视网膜异常信息不显著。因此,快速且有效去除雾状杂光的图像处理方法对后续诊断起着重要作用。

目前,针对图像去雾的方法主要包括3种类型:图像增强、图像复原以及深度学习。图像增强去雾方案利用提高图像的对比度和色彩等特性提高图像质量,典型方法有直方图均衡化^[4]、Retinex算法^[5]和小波变换^[6]等,但这几种方法的图像细节损失较多。图像复原是基于大气散射物理模型的去雾方案。林立昊等^[7]通过对大量无雾图像进行特征分析,认为任何区域总会有一个

颜色通道的值趋于0甚至等于0,基于该结论提出了暗通道先验理论用于图像去雾。Chen等^[8]通过最小化输出图像和输入图像两者的梯度差来复原无雾图像,但是该方法处理非常费时。基于深度学习方法的去雾算法通常利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)建立相关的模型去雾。Li等^[9]使用一种像素域的端到端去雾网络,用于有雾图像到无雾图像的映射训练,该方法使用场景存在一定的限制。Dong等^[10]使用具有密集特征融合的多尺度增强去雾网络,通过在解码器中引入增强策略来逐步复原无雾图像,但该算法容易在样本采样过程中漏掉细节信息。

目前眼底相机主要通过精密的光学设计以及精准定位拍摄位置,从源头上减少雾状杂光对成像的影响,针对眼底杂光图像的处理研究较少。但在实际成像过程中,由于系统装调误差与人眼定位误差,拍摄结果中仍较容易出现雾状杂光。同时,眼底视网膜图像的雾状杂散光与常见的白雾机制不同,使该问题具有一定的特殊性,不能直接套用经典方法。本文提出一种基于暗通道先验理论并适用于存在雾状杂散光的眼底视网膜图像的去雾算法。算法将大气散射模型和暗通道先验理论映射到眼底视网膜图像中,解决了雾状杂散光导致视网膜图像血管对比度差、血管末端不清晰的问题。实验结果表明,本文算法在处理存在雾状杂散光的图像时有明显的去雾效果,运算速度也较快。

2 理论背景

2.1 大气散射模型

大气散射模型^[11]被广泛应用于图像去雾处理,表达方式见式(1):

$$I(x) = J(x)t(x) + A \times [1 - t(x)], \quad (1)$$

其含义为被拍摄物体的反射光被大气中的悬浊颗粒吸收和散射,与环境光(大气光)叠加之后被拍摄设备接收,最终导致图像变得模糊。其中: x 表示图像中任意像素点的空间坐标; $I(x)$ 表示拍摄所得原始图像,即待复原的有雾图像; $J(x)$ 表示理想中的无雾图像; $t(x)$ 表示存在介时光线透射率; A 表示大气光照强度值。为了通过该模型反推无雾图像 $J(x)$,需要在仅已知原始有雾图像 $I(x)$ 的情况下求出大气光强值 A 和存在介质时的透射率 $t(x)$ 。

2.2 算法原理

本文提出的图像复原算法基于暗通道先验去雾算法部分理论,针对眼底相机拍摄的存在雾状杂散光的眼底视网膜图像做相应变换。通过初步应用,我们发现暗通道先验去雾算法对白雾效果较为明显,但对眼底相机拍摄的含雾图像处理效果较差。这可能是由于两种雾状杂光形成原因不同。暗通道先验算法针对的是自然环境中的白雾,白雾对多个光谱通道的阻挡效果类似,因此将 R 、 G 、 B 三通道混合寻找每一个像素最低的通道合成暗通道图像。而眼底相机拍摄形成的雾状杂散光可能受到眼睛的多层结构和相机结构的作用,在 R 、 G 、 B 各通道雾状杂散光的影响区域不同,导致本文中的眼底视网膜图像雾面不同于白雾。针对这个问题,本文提出将眼底视网膜图像 R 、 G 、 B 三通道拆分,单独做去雾处理再合成,从而去除眼底视网膜图像中的雾状杂散光。

图像复原过程中大气散射模型的主要参数为透射率 $t(x)$ 和大气光照强度值 A ,根据眼底视网膜图像的特殊性,参数详细计算方法如下:

(1)对于大气光照强度值 A ,先分别对 R 、 G 、 B 通道做最小值滤波变换,变换后的图像称为暗通道图像,即 R 通道图像最小值滤波变换后的图像为 R 通道的暗通道图像, G 、 B 通道亦然;然后,按照亮度取暗通道图像 $I^{\text{dark}}(x)$ 前0.1%的像素值,取这些值的平均值作为当前通道的大气光照

强度值,公式(2)为暗通道图像的数学定义。

$$I^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} [I^c(x)], c \in \{r, g, b\}, \quad (2)$$

(2)透射率 $t(x)$ 需要分别对 R 、 G 、 B 通道求取。假设在同一种介质下的图像局部像素块透射率 $t(x)$ 为一个常数,用 $T(x)$ 来表示,其计算见式(3):

$$T(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left[\frac{I^c(x)}{A^c} \right], c \in \{r, g, b\}, \quad (3)$$

其中, $I^{\text{dark}}(x)$ 表示暗通道图像; $I^c(x)$ 表示单通道有雾的眼底视网膜图像; A^c 表示对应通道的大气光照强度值; c 表示 R 、 G 、 B 三通道某一通道; $\Omega(x)$ 表示最小滤波窗口。

若直接采用公式(3)计算的透射率 $T(x)$ 求解无雾图像,会导致图像去雾过度,导致复原后图像看起来非常不自然,对比度和饱和度差。因此,需要保留部分雾化效果,故在公式(3)中引入透射率权重因子 w ($0 < w < 1$)。张明娜等^[12]和林立昊等^[7]将权重因子取0.95、0.99。由于眼底视网膜图像的差异性,本算法中 w 的选择要结合实际情况。透射率求取公式(3)变为公式(4):

$$T^1(x) = 1 - w \times \left\{ \min_{y \in \Omega(x)} \left[\frac{I^c(x)}{A^c} \right] \right\}, \quad c \in \{r, g, b\}. \quad (4)$$

通过公式(4)计算的透射率为粗略透射率。为进一步提升去雾效果,本文使用导向滤波算法进一步优化透射率,该方法有很好的边界处理效果,能保留更多图像细节,优化后透射率表示为 $T^2(x)$,见公式(5)~(7):

$$T_i^2 = a_k I_i + b_k, \forall i \in w_k, \quad (5)$$

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} I_i T_i^1 - \mu_k \bar{T}_k^1}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (6)$$

$$b_k = \bar{T}_k^1 - a_k \mu_k, \quad (7)$$

其中: $T^2(x)$ 为经过导向滤波处理后的精透射率图像; I 为引导图像,即对应单通道图像; w_k 是一个以像素 k 为中心、 r 为半径的导向滤波窗口; a_k 、 b_k 是常数,由公式(6)、(7)求得; $T^1(x)$ 为粗透射率图像; μ_k 与 σ_k 表示引导图在窗口内像素的均值和标准差; $|w|$ 表示窗口内总像素值; $\bar{T}_k^1(x)$ 表示粗透射率图像在窗口内像素的均值; ϵ 是为防止 a_k 过大而设置的正则化系数。

将所求得的透射率 $T^2(x)$ 和大气光照强度值 A 带入公式(1)可复原出无雾图像 $J(x)$ 。为避免

$T^2(x)=0$,为其设置下限 $T_0=0.45$ 。当 $T^2(x)<T_0$ 时, $T^2(x)=T_0$,最终推导出图像复原模型,如式(8)所示:

$$J(x)=\frac{I(x)-A}{\max[T^2(x), T_0]}+A. \quad (8)$$

3 去雾算法

本文算法流程如图1所示。首先,求大气光照值 A ,将眼底视网膜图像拆分为 R 、 G 、 B 三通道图像,分别做最小值滤波得到暗通道图像,按照亮度提取暗通道图像前 0.1% 的像素点,取这些点亮度的平均值作为大气光照强度值。然

后,求取图像预估的粗透射率 $T^1(x)$ 。为保障复原图片质量,先引入权重因子 w 粗优化透射率保证复原图像更自然,随后采用导向滤波算法对粗略透射率进行精细优化,得到更加精确的透射率 $T^2(x)$ 。最后,对图像进行不均匀提亮,先通过 Gamma 变换进行原始图像整体提亮,再设置阈值,对原始图像二值化处理得到蒙版图像,对低于阈值的暗部进行高斯模糊处理,使暗部边缘过渡平滑,得到高斯模糊蒙版图像。将提亮与未提亮的图像加权(权值为高斯模糊蒙版图像)相加得到复原后的单通道无雾眼底视网膜图像,之后合成三通道,得到去雾后的眼底视网膜图像。

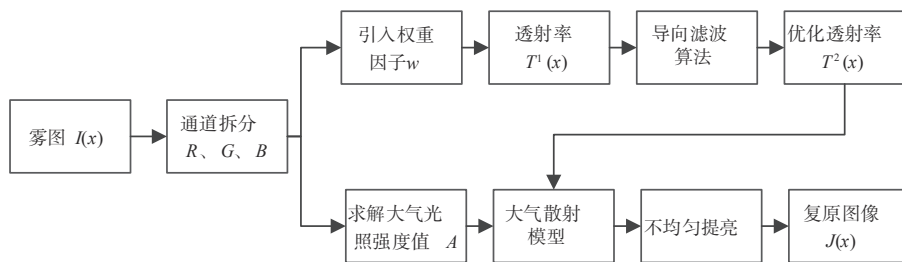


图1 去雾流程图

Fig. 1 Flow chart of fog removal algorithm

3.1 基于自适应窗口滤波的暗通道图像

为了使大气光照强度值更接近真实值,本算法将有雾眼底视网膜图像拆分 R 、 G 、 B 三通道,分别做最小值滤波得到各自通道的暗通道图像。

最小值滤波是求解暗通道图像的关键。林立昊等^[7]求解有雾图像的暗通道图像时,运用的滤波窗口尺寸固定为 15 像素 $\times$ 15 像素。但是,由于图像尺寸不同,该尺寸的滤波窗口在本文场景中处理效果并不理想。可以想到,不同尺寸图像需选用不同尺寸的滤波窗口。同时,最小值滤波窗口大小是影响图像处理效果的关键参数,理论上窗口越大,包含暗通道的概率越大,暗通道也会越明显^[13]。但是,实际使用表明,滤波窗口越大,暗通道边缘信息越模糊、越不精确,去雾效果也会随着窗口变大而下降。

为使算法更具通用性,本算法采用自适应滤波窗口尺寸,引入尺度系数来自动调整不同尺寸图像对应滤波窗口的尺寸。假设待复原图像尺寸为 $H \times W$,自适应窗口尺寸半径 R 的表达式如

公式(9)所示,为图像短边乘以尺度系数。

$$R = \max[5, \lfloor \min(H \times k, W \times k) \rfloor], \quad (9)$$

其中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示数值向下取整, k 表示尺度系数,“5”表示滤波窗口半径不低于 5。

图2是使用不同尺度系数的自适应窗口对眼底视网膜图像进行处理得到的暗通道图像。可以看出,选择较大尺度系数时,暗通道图像血管边缘模糊不清、信息不精确,导致复原图像 Halo 效果严重;选择较小尺度系数时,虽然血管边缘信息精确,但是滤波窗口中出现暗通道值的概率

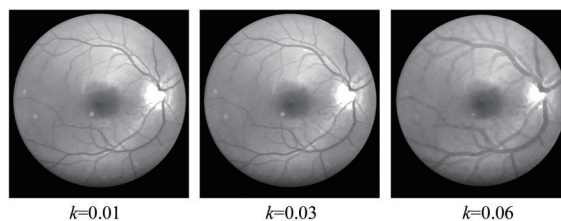


图2 不同尺度系数滤波的暗通道图像

Fig. 2 Dark channel images filtered by different scale coefficients

低,会导致去雾图像出现过饱和或暗沉现象。经测试,尺度系数 $k=0.03$ 时最小值滤波得到的暗通道图像最优,此时的图像去雾效果也较为明显。因此,本文尺度系数 k 选择0.03。对比固定窗口最小值滤波算法,自适应窗口最小值滤波算法对于不同尺寸有雾图像都有很好的处理能力。

3.2 基于导向滤波的精细透射率

由于眼底视网膜图像血管细节较多,图像去雾过程要保护血管,避免损失血管末端细节,因此本算法选用导向滤波优化透射率 $T^1(x)$ 。导向滤波^[14-15](Guided Filtering)是利用引导图片计算输出图像的一种滤波方式,比双边滤波^[16](Bilateral Filtering)、加权最小二乘滤波^[17](Weighted least Squares)有着更佳的边缘和细节保持效果,能够在清楚保持图像边界的情况下,让图像达到平滑的效果。当然,导向滤波不仅有保留细节的功能,当引导图像是原图时,就变成一个边缘保持器,相对其他滤波可以保留更多血管末梢信息。本算法选择原图作为引导图,在滤波时完整保持图像血管边缘的梯度,既优化透射率又保护血管细节信息。

在利用公式(4)求解了预估粗略透射率 $T^1(x)$ 后,使用拆分的单通道图像作为各自的引导图,即 R 通道图像作为 R 通道透射率导向滤波的引导图, G 、 B 通道亦然。对透射率做导向滤波优化,得到血管纹路更加精细的透射率 $T^2(x)$ 。

为了保障去雾图像的真实性以及去雾处理的实时性,本算法对导向滤波做了部分优化。一方面,使用懒惰均值模糊算法代替传统的均值模糊算法。懒惰算法在处理像素点时充分利用了与前一个像素计算过程中重合的 $(r-1)\times(r-1)$ 个像素,可以有效降低计算量,提高运算速度。另一方面,最小值滤波后的暗通道图像呈现明显的块状,影响后续处理。实验发现,要保证导向滤波后的图像透射率更加精细准确,导向滤波窗口半径不能低于最小值滤波窗口半径的4倍,否则透射率图像细节会丢失,导致复原的去雾图像血管末端不明显。图3为导向滤波前和不同倍率窗口滤波后的图像,表1为不同倍率下性能指标数据。对比发现,最优的导向滤波窗口半径为8倍最小值滤波窗口半径。当窗口倍率为4倍或10倍时,血管末端变得模糊,进而导致最终去雾图像信息丢失。

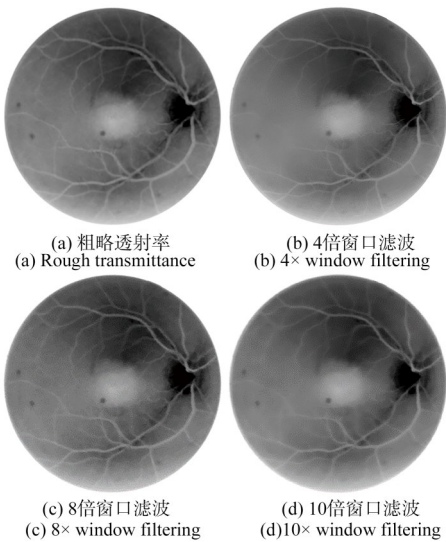


图3 导向滤波优化对比
Fig. 3 Comparison of guided filtering optimization

表1 不同窗口倍率的性能指标
Tab.1 Performance indicators for different window magnification

倍率	信息熵值	平均梯度
4	5.210 2	1.053 5
8	5.910 3	1.123 4
10	5.598 4	1.100 5

在透射率权重因子 w 选择方面,分别对不同权重因子进行尝试,发现权重因子过低会导致去雾效果不明显,权重因子过高则会导致图像去雾后存在失真现象。如图4所示,结合眼底成像的特殊性,最后将 w 设置为0.9。

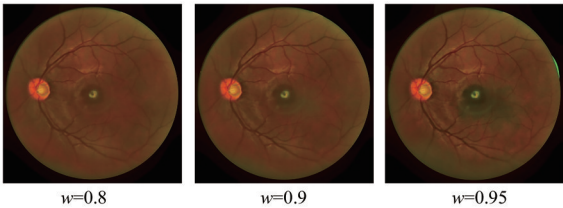


图4 不同权重因子的处理图像
Fig. 4 Processing images with different weighting factors

3.3 图像照度不均校正

求得图像透射率和大气光照强度值后,代入公式(8)计算求得单通道去雾图像,如图5(a)所示。可以发现,图像部分区域较暗,血管特征不明显。因此,本算法使用Gamma变换进行照度不均校正。

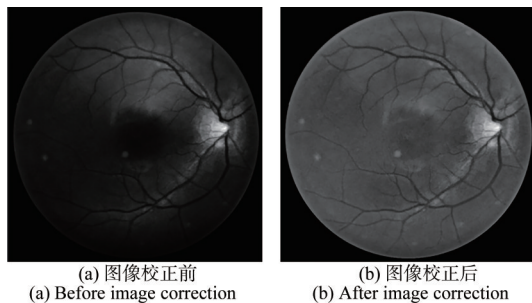


图5 单通道去雾图像提亮

Fig. 5 Brightening of single channel defogging image

视网膜图像部分区域较暗的原因是照明不均。眼底成像过程是使用照明光照亮眼底后,收集眼底的反射或散射信号成像。为避免照明光引入杂散光,在照明光路中常加入一个环形光阑(图6),在瞳孔处形成一个环形的照明光斑,照明光线只能从环形区域照入眼底,中间暗斑区域避免了角膜中心区域直接反射形成杂光。但在避免杂散光出现的同时也会导致眼底中央部分照明偏弱,加之不同人的瞳孔大小不同、进入眼底的光强不同以及成像时瞳孔偏离设计位置,导致眼底视网膜图像亮度不均匀,部分区域特征不明显、对比度较差。



图6 环形光阑

Fig. 6 Annular aperture

针对眼底照度不均匀导致的视网膜图像中心区域偏暗的情况,本算法使用Gamma变换对去雾后的较暗图像进行提亮处理。Gamma变换是对输入图像灰度值进行的非线性操作,使输出图像和输入图像的灰度值呈现指数关系^[18]。通过该操作可将眼底图像较暗部分提亮,增强暗部细节。

首先,对去雾处理后的图像进行反向二值化处理(二值化结果为0、1,二值化图像类型为浮点型图像)得到暗部图像的蒙版。为使二值化后暗部边缘过渡平滑,对阈值较低的区域进行二维高

斯滤波,得到高斯模糊蒙版图像。图像中不需要提亮的区域取值为0,需要提亮的部分区域取值为1,两者交替边缘部分取值介于0~1之间且越靠近非提亮部分值越接近0,反之则越接近1。

然后,使用公式(10)的Gamma变换提亮得到视网膜图像 L ,并与未提亮前的原始图像 D 按照公式(11)进行加权相加,得到仅有暗部提亮的图像,如图5(b)所示,为单通道眼底视网膜雾图复原后的无雾图像。之后将三通道合成即可得到去雾复原后的眼底视网膜图像。

$$L = C \times D^\gamma, \quad (10)$$

$$R = D \times (1 - m) + m \times L, \quad (11)$$

其中: L 表示提亮后的图像; D 表示原始图像; C 表示缩放系数,本算法中 $C=1$; γ 表示Gamma因子,控制缩放程度, $\gamma=0.7$; R 表示暗部提亮图像; m 表示高斯模糊蒙版图像; $m \times L$ 表示暗部提亮部分,即原图暗部提亮后图像; $D \times (1 - m)$ 表示不变部分,即原图亮部。

公式(10)中的 γ 为变换因子,决定整幅图像的变换程度,本算法中 γ 的取值范围为(0,1)。通过实验验证发现,当 γ 取值过小时容易导致图像不均矫正后失真,当 γ 取值过大时图像不均矫正不明显。如图7所示,结合眼底图像的特殊性,最终 γ 取值0.7。

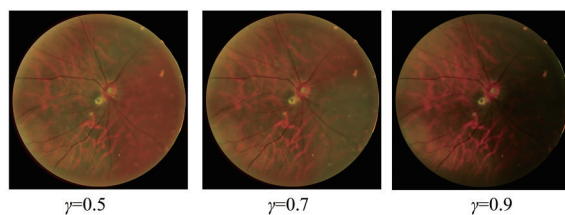


图7 不同变换因子的处理图像

Fig. 7 Processing images with different transformation factors

4 验证与分析

为了验证本文算法对眼底相机拍摄视网膜图片去雾的有效性,选择了不同人的有雾眼底视网膜图像进行去雾,去雾效果如图8所示,其中上图为处理前,下图为处理后。可以看出,本文算法能够在去雾的同时有效保留图像血管细节,并且血管细节对比去雾前更加明显。

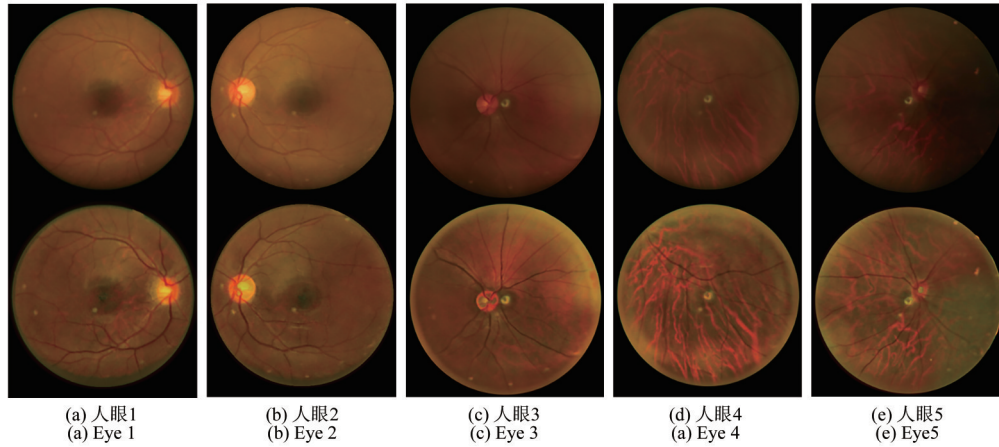


图 8 不同人眼的去雾效果

Fig. 8 Dehazing effects of different eye

4.1 定性分析

图 9 所示是去雾处理前后的视网膜图像部分区域细节,左侧为去雾前、右侧为去雾后。对去雾效果进行主观评价。从这 3 幅人眼眼底图像细节中可以看出,去雾前眼底视网膜血管的整体对比度不高、血管末端模糊不清、无法分辨。消除雾状杂散光处理后,复原图像更清晰,血管的对比度更高,细节更清楚直观。本文算法的处理效果较为明显。

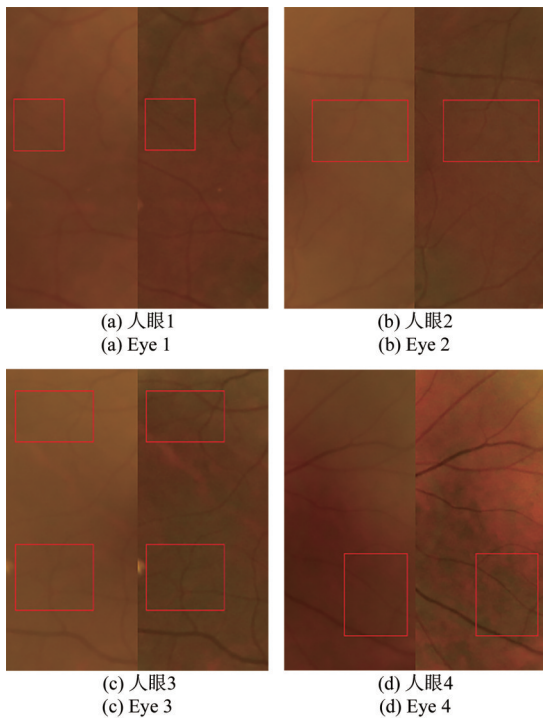


图 9 去雾细节对比

Fig. 9 Comparison of fog removal details

4.2 定量分析

主观分析因人而异。为了更准确、更客观地验证本文算法的去雾能力,从信息熵(Information Entropy, IE)、平均梯度及标准差 3 个方面对本文算法的去雾能力进行分析评价。信息熵^[19]值在一定程度上反映出图像中信息的丰富程度,熵值越高代表图像包含的信息越丰富,图像的质量越好、清晰度越高。平均梯度^[20]反映图像的清晰质量,平均梯度大代表图像的清晰度高,细节层次明显。标准差可以衡量图像稳定性,图像的标准差越小代表图像越稳定,图像质量越好。信息熵、平均梯度定义分别如式(12)、式(13)所示:

$$IE = - \sum_{x=0}^{255} p(x) \log(p(x)), \quad (12)$$

$$G = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}, \quad (13)$$

其中: $p(x)$ 表示图像中灰度值为 x 的像素占图像总像素的比例, $H \times W$ 表示图像的大小, $\partial f / \partial x$ 表示图像水平方向梯度, $\partial f / \partial y$ 表示图像垂直方向梯度。

去雾能力的客观评价数据见表 2,包括对视网膜图像的左右视场、中心视场、上下视场的多次评价平均值。可以看出,3 幅不同人眼眼底图像去雾处理后的信息熵值明显增大,其他两个指标也有明显改善。整体来说,采用本文提出算法的去雾后眼底视网膜血管纹路更加清晰可见,图像的离散程度更大,内容信息也更加丰富。因此,本文提出的去雾算法对存在雾状杂散光的眼底视网膜图像具有明显的处理效果。

表 2 本文算法的性能指标
Tab. 2 Performance index of the algorithm in this paper

图像		信息熵值	平均梯度	标准差	处理时间/ms
上下视场	雾图	4.269 0	0.694 4	26.690 2	204
	复原图	5.212 0	1.057 6	23.243 7	
中央视场	雾图	5.109 7	0.914 5	41.316 5	440
	复原图	5.752 7	1.022 0	36.234 6	
左右视场	雾图	4.915 7	0.682 7	28.305 2	395
	复原图	5.872 0	0.847 5	24.304 6	

5 结 论

为消除眼底视网膜图像存在的雾状杂散光问题,本文针对存在雾状杂散光眼底视网膜图像提出了一种基于暗通道先验理论并结合 Gamma 变换的去雾算法,对彩色图像 R 、 G 、 B 三通道单独处理的方法实现图像去雾。对去雾前后的图像进行主观和客观两方面综合评价去雾效果,评价结果表明,不同视场复原图像的信息

熵、平均梯度分别平均提高约 18%、24%。本文算法在不损失血管细节的情况下极大程度地消除了视网膜图像存在的雾状杂散光,处理过后的血管对比度更高,血管的末端也更加清晰,并保证了处理速度,可实现实时处理。同时本文对存在雾状杂散光的眼底图像采用拆分彩色图像 RGB 通道处理的去雾思路,同样可以应用到其他类型的图像中,对后续相似类型图片的处理具有借鉴意义。

参 考 文 献:

[1] XIAO H N, TENG X Z, LIU C Y, *et al.* A review of deep learning-based three dimensional medical image registration methods [J]. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2021, 11(12): 4895-4916.

[2] AVANTS B B, EPSTEIN C L, GROSSMAN M, *et al.* Symmetric diffeomorphic image registration with cross-correlation: evaluating automated labeling of elderly and neurodegenerative brain [J]. *Medical Image Analysis*, 2008, 12(1): 26-41.

[3] FU Y B, LEI Y, WANG T H, *et al.* Deep learning in medical image registration: a review [J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2020, 65(20): 20TR01.

[4] EPPENHOF K A J, PLUIM J P W. Pulmonary CT registration through supervised learning with convolutional neural networks [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(5): 1097-1105.

[5] HU Y P, MODAT M, GIBSON E, *et al.* Weakly-supervised convolutional neural networks for multimodal image registration [J]. *Medical Image Analysis*, 2018, 49: 1-13.

[6] BALAKRISHNAN G, ZHAO A, SABUNCU M R, *et al.* An unsupervised learning model for deformable medical image registration [C]//*Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City: IEEE, 2018: 9252-9260.

[7] 林立昊,易见兵,曹锋,等. 多尺度并行全卷积神经网络的肺计算机断层扫描图像非刚性配准算法[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(16):1617004.

LIN L H, YI J B, CAO F, *et al.* Non-rigid registration algorithm of lung computed tomography image based on multi-scale parallel fully convolutional neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(16): 1617004. (in Chinese)

[8] 王鹏,严赞琦,钱黎俊,等. 基于纹理滤波的无监督配准方法及其在肝脏电子计算机断层扫描中的应用[J]. 生物医学工程学杂志,2021,38(5):819-827.

WANG P, YAN Y Q, QIAN L J, *et al.* Texture filtering based unsupervised registration methods and its application in liver computed tomography images [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2021, 38(5): 819-827. (in Chinese)

[9] YANG Y F, WU H H. Deformable medical image registration based on CNN [J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2023, 31(1): 85-94.

[10] 石甜甜,郭中华,闫翔,等. 基于多尺度融合注意力改进UNet的遥感图像水体分割[J]. 液晶与显示,2023,38(3):397-408.

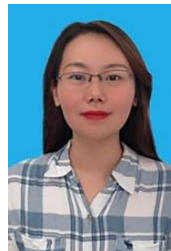
SHI T T, GUO Z H, YAN X, *et al.* Water body segmentation in remote sensing images based on multi-scale

- fusion attention module improved UNet [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2023, 38(3): 397-408. (in Chinese)
- [11] JADERBERG M, SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Spatial transformer networks [C]//*Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal: MIT Press, 2015: 2017-2025.
- [12] 张明娜, 吕晓琪, 谷宇. 残差混合注意力结合多分辨率约束的图像配准[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(10): 1203-1216.
ZHANG M N, LÜ X Q, GU Y. Image registration based on residual mixed attention and multi-resolution constraints [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(10): 1203-1216. (in Chinese)
- [13] GLASNER D, BAGON S, IRANI M. Super-resolution from a single image [C]//*Proceedings of the IEEE 12th International Conference on Computer Vision*. Kyoto: IEEE, 2009: 349-356.
- [14] ZONTAK M, IRANI M. Internal statistics of a single natural image [C]//*Proceedings of 2011 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Colorado Springs: IEEE, 2011: 977-984.
- [15] MEI Y Q, FAN Y C, ZHOU Y Q, *et al.* Image super-resolution with cross-scale non-local attention and exhaustive self-exemplars mining [C]//*Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle: IEEE, 2020: 5689-5698.
- [16] LI X T, HE H, LI X, *et al.* PointFlow: flowing semantics through points for aerial image segmentation [C]//*Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville: IEEE, 2021: 4215-4224.
- [17] ADELSON E H, ANDERSON C H, BERGEN J R, *et al.* Pyramid methods in image processing [J]. *RCA Engineer*, 1984, 29(6): 33-41.
- [18] FAN J H, BOCUS M J, HOSKING B, *et al.* Multi-scale feature fusion: learning better semantic segmentation for road pothole detection [C]//2021 IEEE International Conference on Autonomous Systems (ICAS). Montreal: IEEE, 2021: 1-5.
- [19] YANG T J, BAI X H, CUI X J, *et al.* DAU-Net: An unsupervised 3D brain MRI registration model with dual-attention mechanism [J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2023, 33(1): 217-229.
- [20] ROY A G, NAVAB N, WACHINGER C. Concurrent spatial and channel ‘squeeze & excitation’ in fully convolutional networks [C]. 21st International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Granada: Springer, 2018: 421-429.
- [21] LAMONTAGNE P J, BENZINGER T L S, MORRIS J C, *et al.* OASIS-3: longitudinal neuroimaging, clinical, and cognitive dataset for normal aging and Alzheimer disease [J]. *Alzheimers & Dementia*, 2019, DOI:10.1016/j.jalz.2018.06.2231.
- [22] SHATTUCK D W, MIRZA M, ADISETIYO V, *et al.* Construction of a 3D probabilistic atlas of human cortical structures [J]. *NeuroImage*, 2008, 39(3): 1064-1080.
- [23] DI MARTINO A, YAN C G, LI Q, *et al.* The autism brain imaging data exchange: towards a large-scale evaluation of the intrinsic brain architecture in autism [J]. *Molecular Psychiatry*, 2014, 19(6): 659-667.
- [24] FISCHL B. FreeSurfer [J]. *NeuroImage*, 2012, 62(2): 774-781.
- [25] KIM B, KIM D H, PARK S H, *et al.* CycleMorph: cycle consistent unsupervised deformable image registration [J]. *Medical Image Analysis*, 2021, 71: 102036.
- [26] 杨云, 周瑶, 陈佳宁. 基于多尺度混合卷积网络的高光谱图像分类[J]. *液晶与显示*, 2023, 38(3): 368-377.
YANG Y, ZHOU Y, CHEN J N. Hyperspectral image classification based on multi-scale hybrid convolutional network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2023, 38(3): 368-377. (in Chinese).

作者简介:



盖俊帅, 男, 硕士研究生, 2021 年于曲阜师范大学获得学士学位, 主要从事检测技术与控制技术、图像处理方面的研究。E-mail: 13695355311@163.com



马玉婷, 女, 博士, 研究员, 2011 年于中国科学技术大学获得博士学位, 主要从事压电驱动器及换能器、声镊、细胞分选方面的研究。E-mail: mayt@sibet.ac.cn