

基于纹理先验和颜色聚类的图像增强算法

刘正男, 刘春静

(安徽信息工程学院 电气与电子工程学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要: 针对传统带彩色恢复的多尺度 Retinex 算法 (multi-scale Retinex with color restoration, MSRRCR) 存在的纹理信息被弱化, 部分信息丢失, 增强效果不佳等问题, 提出一种基于纹理先验和颜色聚类的图像增强算法。首先, 在图像增强之前, 进行纹理先验信息提取, 以便后续进一步处理。其次, 针对光照分布不均匀的情况, 提出利用颜色聚类算法进行图像的分块增强。再者, 在对数域映射中, 在分块处理的基础上提出了基于均方值和均方差的映射方案。最后, 在增强算法的评价部分, 提出使用图像的信息熵以及自然统计特性来对增强图像做进一步的有效性评估。实验结果证明, 所提方法的平均信息熵达到了 7.4934, 平均自然统计特性达到 4.0903。算法有效地增强了图像的细节部分, 图像更为自然, 质量得到了进一步提升。

关键词: 图像增强; 纹理先验; 颜色聚类; 映射

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2023)09-0932-09

Image Enhancement Algorithm Based on Texture Prior and Color Clustering

LIU Zhengnan, LIU Chunjing

(School of Electrical and Electronic Engineering, Anhui Institute of Information Technology, Wuhu 241000, China)

Abstract: To address the problems of traditional multiscale retinex with color restoration (MSRRCR), such as texture information weakening, partial information loss, and poor enhancement effects, an image enhancement algorithm based on texture priors and color clustering is proposed. First, prior to image enhancement, texture information is extracted for further processing. Second, considering the uneven illumination distribution, a color-clustering algorithm is proposed for image segmentation enhancement. In addition, for logarithmic domain mapping, a mapping scheme based on mean square value and mean square error is proposed based on block processing. Finally, in evaluating the enhancement algorithm, information entropy and natural statistics of the image are used to evaluate the effectiveness of the enhanced image. The experimental results show that the average entropy of the proposed method reached 7.4934 and the average of natural statistical properties reached 4.0903. The algorithm effectively enhances the details of the image, makes the image more natural, and further improves image quality.

Key words: image enhancement, texture prior, color clustering, mapping

0 引言

图像增强 (Image Enhancement) 是将原来不清晰的图像变得清晰或强调某些特征, 以此达到改善图像质量、丰富信息量, 加强图像可读性等目的的一种图像处理办法^[1-2]。常见的图像增强方法有直方图均衡化处理、滤波处理、基于深度学习的图像增强处理^[3-4]以及基于 Retinex 理论的图像增强算法。其中直方图均

衡化^[5]就是对图像进行非线性拉伸, 重新分配图像像素值, 使一定灰度范围内的像素数量大致相同, 直方图均衡化处理根据图像信息分布是否均匀又可以分为全局直方图均衡化和局部直方图均衡化, 该方法实现简单, 算法复杂度低, 但是对于对比度较强的图像处理效果一般。滤波处理可以分为空间域滤波和频率域滤波^[6], 通过平滑操作消除图像中不需要的部分, 通过锐化操作强调图像细节, 但是在一定程度上都存

收稿日期: 2023-01-03; 修订日期: 2023-03-09.

作者简介: 刘正男 (1995-), 女, 安徽安庆人, 硕士, 讲师, 主要从事图像处理、电子技术等方面的研究工作。E-mail: 1322635741@qq.com。

基金项目: 安徽省高等学校科学研究项目 (2022AH040254); 安徽省高等学校科学研究项目 (自然科学类) (2022AH051890)。

在容易使目标轮廓变得模糊,而且会减弱有用的细节信息等问题。Edwin. H. Land 在 1963 年提出了 Retinex 理论^[7-8],前仆后继的学者和研究人员基于此理论发展了 Retinex 算法,提出了单尺度 Retinex 算法(single scale retinex, SSR)^[9],但是该算法存在致命的光晕现象,严重影响图像质量,因此在 SSR 算法的基础上提出了多尺度加权平均的 Retinex 算法(multi-scale retinex, MSR)^[10],虽然提高了图像质量,但是增加了时间成本。为了避免图像失真,Jobson 和 Rahman 等人发展了带彩色恢复的多尺度 Retinex 算法(multi-scale retinex with color restoration, MSRCR)^[11]。随后的学者也在经典 Retinex 算法的基础上不断推陈出新,进行优化和创新,比如受人类视觉系统的启发,文献[12]提出了一种用于微光图像增强的多曝光融合框架;云海姣等人根据颜色空间转换和 Gamma 校正曲线,在 MSRCR 算法的基础上提出了改进型算法^[13];利用导数的性质,文献[14]引入了一种结构和纹理感知加权方案来分解光照和反射率,达到了较好的增强效果。

本文在对经典算法的研究和复现中,发现 MSRCR 算法对于不均匀光照图像处理效果不够理想,出现了图像自然度降低,图像对比度削弱,图像纹理模糊等不足,本文针对这些不足提出了以下改进措施:首先,提出在图像增强之前进行纹理结构的提取,待图像增强完成之后再与图像纹理相融合以解决 MSRCR 算法出现的图像纹理模糊问题;其次,针对 MSRCR 算法削弱图像对比度的问题,主要是因为处于不同光照区域的图像做同样增强会导致效果不佳,故本文提出利用图像分割算法进行分块增强处理,以期得到更好的效果;再者,在图像像素映射方面,在分块处理的基础上提出了基于均方值和均方差的映射方案,有利于提高图像对比度,且有效避免参数对于不同光照情况下的影响;最后,在增强算法的评价部分,使用图像的信息熵以及自然统计特性来对增强图像做进一步的有效性评估。

1 MSRCR 算法

MSRCR 算法以 Retinex 理论为理论基础,即物体的颜色是由物体对长波(红色)、中波(绿色)、短波(蓝色)光线的反射能力来决定的,而不是由反射光强度的绝对值来决定的,物体的色彩不受光照非均匀性的影响,具有一致性。根据 Retinex 理论,所有图像都由入射图像和反射图像组成:

$$I(x,y)=L(x,y)\times R(x,y) \quad (1)$$

Retinex 理论进行图像增强就是通过已知图像

$I(x,y)$, 尽可能去除入射图像 $L(x,y)$ 的影响,以得到反射图像(即物体真实图像) $R(x,y)$,那么根据已知图像对于入射图像的估计,可以得到 SSR 算法的表示如下:

$$\ln[R_{SSR}(x,y)]=\ln[I(x,y)]-\ln[I(x,y)*G(x,y)] \quad (2)$$

式中: $G(x,y)$ 为一个高斯核函数; * 代表卷积运算,最后将 $\ln[R_{SSR}(x,y)]$ 量化为 0~255 范围的像素值,作为最终的输出结果。

同理可得, MSR 算法表示如下:

$$\ln[R_{MSR}(x,y)]=\sum_{j=1}^{N_2} w_2 \times \{\ln[I(x,y)]-\ln[I(x,y)*G_j(x,y)]\} \quad (3)$$

式中: N_2 表示高斯核的数目,通常取 $N_2=3$; w_2 为权重参数,通常取 1/3; $G_j(x,y)$ 表示单尺度的高斯核函数。

MSRCR 算法在 MSR 算法的基础上引入色彩恢复参数,具体表示如下:

$$\ln[R_{MSRCR}(x,y)]=\beta \times \ln \left[\alpha \times \frac{I(x,y)}{\sum_{q=1}^p L_q(x,y)} \right] \times \ln[R_{MSR}(x,y)] \quad (4)$$

式中: α 和 β 均为经验参数,在多次实验中得到; p 为图像通道数目; $L_q(x,y)$ 为图像单通道的光照分量。

2 本文算法

MSRCR 算法的出现,克服了 SSR 算法以及 MSR 算法未将颜色信息考虑进图像增强而导致的色偏问题,对于图像有较好的增强效果,然而由于该算法对所有类型图像的处理方式都是一样的,没有图像自适应性,导致对于光照分布不均匀的图像处理效果不佳;再加上图像增强是对入射图像等低频分量的滤除和相关高频分量的突显,图像的结构没有被考虑进去,导致图像的纹理结构被弱化。针对 MSRCR 算法存在的问题进行优化,本文提出一种改进方法,整体算法框架如图 1 所示。

2.1 纹理先验信息提取

在 Retinex 理论中,MSRCR 算法是对入射图像等低频分量的滤除,对反射图像等高频分量的增强,但图像中包含丰富的信息,包括结构信息、纹理信息等,其中不乏低频信息。如此,MSRCR 处理中也会将反射图像的细节信息给滤除,基于此,本文提出在图像增强之前提取出纹理先验信息。

根据结构-纹理分解模型,任何一幅图像均可以表

示为纹理图像与结构图像之和，表示为：

$$I(x,y)=I_s(x,y)+I_t(x,y) \tag{5}$$

式中： $I_s(x,y)$ 为结构图像； $I_t(x,y)$ 为纹理图像。

本文采用具有灰度不变性和旋转不变特性的 LBP（Local Binary Pattern）算子进行图像纹理特征的提取，提取结果如图 2 所示。

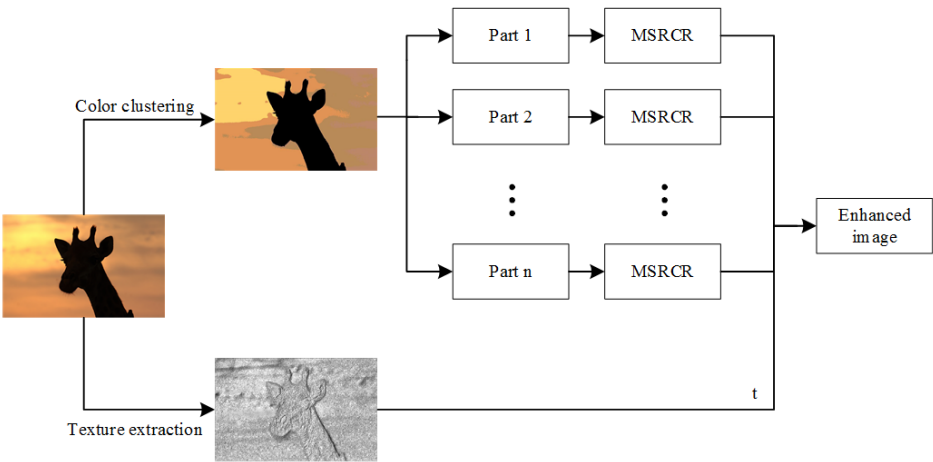


图 1 改进 MSRCR 算法整体框架图

Fig.1 Overall framework of improved MSRCR algorithm

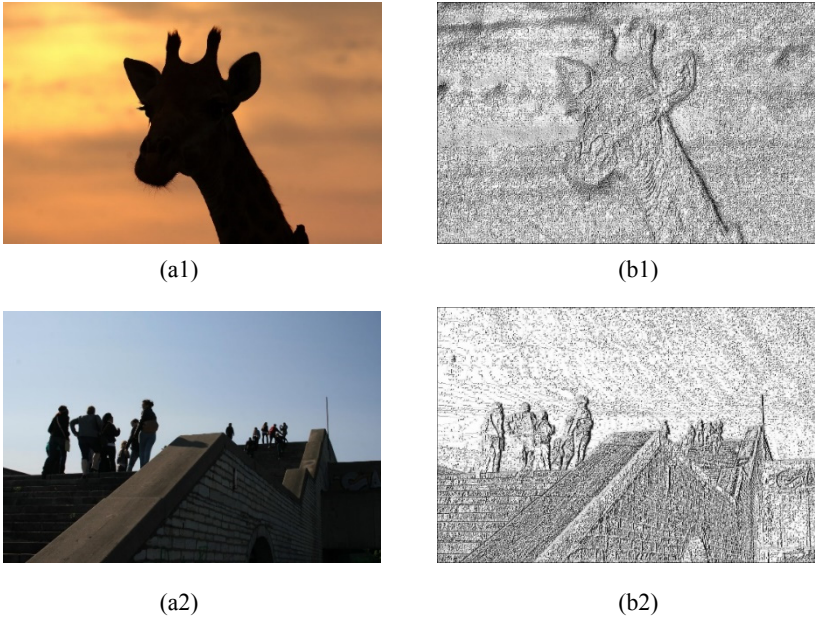


图 2 纹理信息提取效果图。(a)原图；(b)处理结果

Fig.2 Rendering of texture information extraction. (a) original image; (b) processing results

2.2 基于颜色聚类的图像分块处理

根据 Retinex 理论，所有的图像均可以假设为空间平滑图像，这对于光照不均匀的图像而言明显不合理，因此在 Retinex 理论和实践的基础上，提出将图像根据光照的强弱进行分块增强，而光照的强弱在图片中体现为颜色的明暗区别，可以根据明暗程度的不同，将图片分为几块进行增强处理，而每一小分块中的颜色接近相同，可以认为光照均匀，以下针对于图像分块处理进行介绍。

将图像根据颜色进行分块，可以转化为聚类问题，将颜色相同或者相近的部分归为一类，以达到图

像分块的目的。本文使用颜色聚类来进行图像的分块处理操作，具体步骤如下：

- 1) 将输入的 RGB 图像转换到 Lab 空间；
- 2) 计算输入图像的颜色直方图，通过对直方图进行分析得到图像构成颜色，统计各种颜色所占比例，并进行大小排序，根据用户输入的聚类个数 N 选取前 N 种图像构成颜色并将此设置为初始聚类中心；
- 3) 根据图像构成颜色对图像像素进行聚类，得到每个像素的类别，对每个像素，计算其与每个聚类中心色的色差，并将该像素划分到距离最近的聚类中心；

4) 针对所有像素的类别,重新计算聚类中心,判断是否与初始聚类中心接近,若接近则结束迭代,否则继续迭代更新。

5) 对聚类结果进行优化,消除聚类结果中的孤立的像素点及零散的小面积区域,得到平滑的划分区域。

颜色聚类算法是通过计算每个像素点与聚类中

心色的色差来完成聚类的,在 CIE Lab 色彩空间中,色差具体公式如下:

$$D_{is(C_1, C_2)} = \sqrt{(L_{C1} - L_{C2})^2 + (a_{C1} - a_{C2})^2 + (b_{C1} - b_{C2})^2} \quad (6)$$

图像颜色聚类效果如图3所示,对于不同的聚类个数 N ,呈现的效果存在一定差异,当 N 值越高,图像颜色划分越细,与原图像越接近。



图3 颜色聚类分块效果图

Fig. 3 Color clustering and blocking effect picture

2.3 基于均值和均方差的像素映射

在原 MSRCR 算法中,公式(4)最后得到的 $\ln[R_{MSRCR}(x,y)]$ 需要进行映射最后得到 RGB 图像的输出,映射之前需要对可能为负值的像素值进行修正,以下为修正公式:

$$\ln[R_{MSRCR}(x,y)]' = G \times \ln[R_{MSRCR}(x,y)] + b \quad (7)$$

$$R_i(x,y) = 255 \times \frac{V_{\text{value}} - \min}{\max - \min} \quad (8)$$

式中: G 和 b 均为参数,一般取为 192, -30; V_{value} 为 $\ln[R_{MSRCR}(x,y)]$ 的值; \min 为所有像素值中的最小值; \max 为所有像素中的最大值。

实验研究发现,针对于不同的图像,特别是光照分布不均匀的图像而言,不同的 b 值会对图像的信息熵产生较大的影响,决定了图像的增强强度以及携带信息量的多少。本文提出基于均值和均方差的像素映射方案,步骤如下:

1) 计算出 $\ln[R(x,y)]$ 中 R/G/B 各通道数据的均值 Mean 和均方差 Var;

2) 利用均值和均方差计算各通道的 Min 和 Max 值 (ρ 为可调参数):

$$\text{Min} = \text{Mean} - \rho \times \text{Var} \quad (9)$$

$$\text{Max} = \text{Mean} + \rho \times \text{Var} \quad (10)$$

3) 对 $\ln[R(x,y)]$ 的每一个值 V_{value} , 采用上述公式(8)进行线性映射,但需要加溢出判断:

$$\begin{aligned} f(R(x,y) > 255) \quad R_i(x,y) &= 255 \\ \text{else if } [R(x,y) < 0] \quad R_i(x,y) &= 0 \end{aligned}$$

经过分块的图像通过 MSRCR 算法进行每个子块的图像增强,再进行组合,得到分块处理后的完整图像增强结果,根据先验纹理信息的加持完成细节的强化,最后再进行图像的平滑操作,完成整体处理。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

本文实验在 Matlab 2016a 上进行测试,实验平台为 64 位的 Windows 10 系统(处理器型号 11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-1165G7 @ 2.80GHz, RAM 为 16 GB),本文算法参数设置如下:纹理图像参数 $t=0.3$,聚类个数 $N=8$,像素映射中可调参数 $\rho=2.3$ 。为了检验算法的性能,让该算法与直方图增强算法、SSR 算法、MSR 算法、MSRCR 算法、文献[12]提出的 JIEP (Joint Intrinsic-Extrinsic Prior) 算法以及文献[14]提出

的 STAR (Structure and Texture Aware Retinex) 算法进行结果的对比分析。在性能衡量方面, 本文不仅采用了客观评价方法还另外组织了主观评价。

3.2 客观评价标准

常见的图像增强算法的图像评价方法主要包括峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、均方误差 (Mean Square Error, MSE)、结构相似性 (Structural similarity, SSIM)、自然统计特性 (Natural Image Quality Evaluator, NIQE) 等等。其中 PSNR 参数是基于对应像素点间的误差, 需要将待评价图像与标准参考图像进行对比分析以得到待评价图像的质量参数, 对于标准参考图像的要求较高, 而对于真实场景而言, 该类评价参数无实际作用, 此外, 该参数并未考虑到人眼的视觉特性, 不符合实际应用。故本文在客观评价中, 提出以图像信息熵和自然统计特性作为增强算法性能好坏的标准。

1) 图像信息熵

图像信息熵也是图像质量评价的常用指标, 它从信息论的角度反映图像信息丰富程度。通常情况下, 图像信息熵越大, 其信息量就越丰富, 质量越好, 代表增强后的图像信息量细节丰富, 增强效果较好。

$$S_q = -\sum_{i=0}^{255} p_i \log_2 p_i \tag{11}$$

其中 p_i 表示像素块中灰度值为 i 的像素所占的比例。

2) 自然统计特性 NIQE

NIQE 作为一种无参考图像评价指标, 不需要依赖于原始图像, 通过提取图像特征进行基于自然特征的多元高斯模型完成建模, 从而得出该图像的自然统计参数, 计算公式如下:

$$NIQE = \sqrt{(\mathbf{v}_1 - \mathbf{v}_2)^T (\frac{\boldsymbol{\Sigma}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_2}{2})^{-1} (\mathbf{v}_1 - \mathbf{v}_2)} \tag{12}$$

式中: \mathbf{v}_1 和 $\boldsymbol{\Sigma}_1$ 表示自然图像的多元高斯模型的均值向量和协方差矩阵; \mathbf{v}_2 和 $\boldsymbol{\Sigma}_2$ 表示失真图像的多元高斯模型的均值向量和协方差矩阵。从公式分析可得, NIEQ 值越小, 图像越自然。

3.3 客观评价

为了验证算法的有效性, 选择了清晨太阳初升、下午黄昏、傍晚晚霞满天、晚上、光线不明等情况下的几组图像进行实验, 并与直方图增强算法, SSR 算法、MSR 算法、MSRCR 算法、JIEP 算法、STAR 算法进行对比分析, 下面分别给出不同增强算法的信息熵、NIQE, 如表 1 和表 2 所示。

表 1 不同增强方法的信息熵

Table 1 Information entropy of different enhancement methods

Image	Original image	Histogram enhancement	SSR	MSR	MSRCR	JIEP	STAR	Proposed Method
Building	7.5746	7.9574	7.2957	7.3081	7.4434	7.5230	7.5263	7.8215
Street	6.4703	7.9591	7.1396	7.1384	7.2574	6.8975	6.6812	7.3156
Books	6.2690	5.8295	6.7544	6.7188	7.5846	6.4101	6.4152	7.2444
Girl	6.8199	7.9644	7.2273	7.2261	7.3480	7.0384	6.8852	7.4747
Structures	7.4948	7.9717	6.8530	6.8530	7.2078	7.3228	7.5150	7.6885
Juice	6.5519	5.8559	6.9614	7.0129	7.5011	6.7880	6.7110	7.4172
Average	6.8634	7.2563	7.0386	7.0429	7.3904	6.9966	6.9557	7.4934

表 2 不同增强方法的 NIQE

Table 2 NIEQ of different enhancement methods

Image	Original image	Histogram enhancement	SSR	MSR	MSRCR	JIEP	STAR	Proposed method
Building	4.8215	2.9234	2.7999	2.9250	2.8634	3.8624	4.1462	3.1453
Street	6.5373	3.7037	4.4178	4.4682	4.4793	6.6231	7.1571	4.0567
Books	6.2985	4.4094	5.6997	5.7473	5.4537	5.6214	5.9521	5.3924
Girl	5.1572	3.2877	3.7577	3.7697	4.0583	4.9347	5.0113	3.3983
Structures	3.7576	3.3373	4.2489	4.2253	4.2070	3.9589	3.7439	3.4500
Juice	5.4570	4.9354	5.6763	5.5082	5.3573	5.3299	5.8449	5.0992
Average	5.3381	3.7661	4.4334	4.4406	4.4032	5.0551	5.3093	4.0903

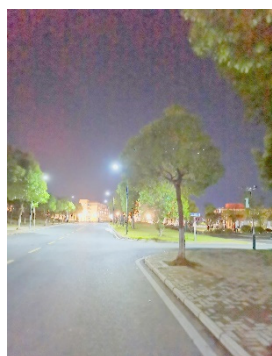
通过分析实验数据,发现本文算法处理的结果其平均信息熵达到了 7.4934,平均自然统计特性达到 4.0903,对比其他算法有一定提升,具体分析如下:过拉伸变换将像素任意分布的图像转变为均匀分布图像的直方图均衡化处理从图像的整体上提高了对比度,信息熵和 NIQE 的值均比较大。SSR 算法通过滤除入射图像的信息来达到图像增强的效果,但是丢失了图像本身的低频分量,导致其信息熵有所减少,而且由于光晕以及图像边缘模糊等问题导致 NIQE 的值有所增大。MSR 算法通过三通道的 SSR 算法完成图像增强,更多地增强了图像的细节信息,但是从表格数据来看,效果并不明显。MSRCR 算法引入颜色恢复因子,有效地增强了图像,与 MSR 算法相比,信息熵和 NIQE 的值均有明显提升。JIEP 算法以及 STAR 算法带来的高反射率会引起场景视觉内容丢失的问题,因此信息熵和 NIQE 的结果不是很理想。本

文算法提出的纹理先验和颜色聚类的思路,有利于细节信息的保留,保证了图像的对比度,有利于实现图片信息丰富度;基于均值和均方差的像素映射方案避免了某些参数对于图像增强效果的影响,图像信息一定程度上得到了有效增强,相较于原 MSRCR 算法而言,信息熵和自然统计特性的结果更优,图像信息丢失率较小的前提下也保留了更多的自然特性。

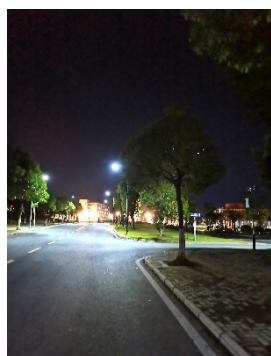
3.4 主观评价

图像作为传递信息的主要媒介,图像增强算法的好坏与否并不仅取决于客观评价数据的高低,还要求图片有足够的人眼舒适度以及自然度,图片较为真实且人为处理痕迹比较弱。因此在主观评价方面,给出了本文算法与其它 6 种算法(直方图处理、SSR 算法、MSR 算法、MSRCR 算法、JIEP 算法以及 STAR 算法)的增强效果图(图 4),通过观察图片视觉呈现效果来判断算法增强效果。

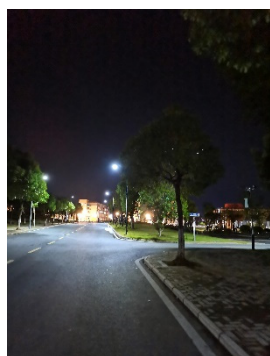




(e2)



(f2)



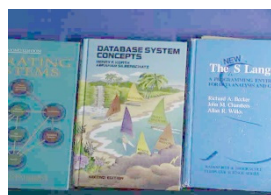
(g2)



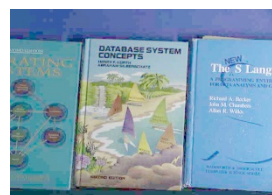
(h2)



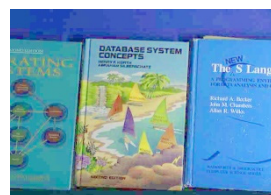
(a3)



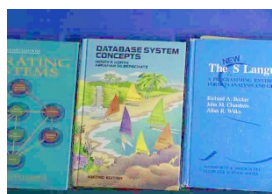
(b3)



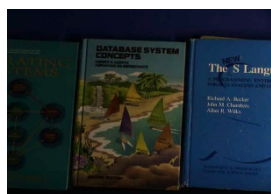
(c3)



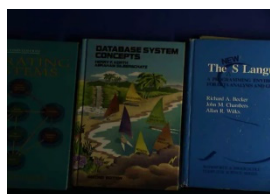
(d3)



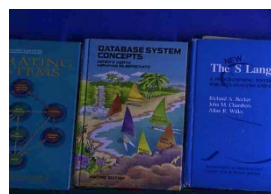
(e3)



(f3)



(g3)



(h3)



(a4)



(b4)



(c4)



(d4)



(e4)



(f4)



(g4)



(h4)



图4 不同算法图像增强效果。(a)原图;(b)直方图增强算法;(c)SSR 算法;(d)MSR 算法;(e)MSRCR 算法;(f)JIEP 算法;(g)STAR 算法;(h)本文算法

Fig.4 Image enhancement effect of different algorithms. (a) original image; (b) histogram enhancement algorithm; (c) SSR algorithm; (d) MSR algorithm; (e) MSRCR algorithm; (f) JIEP algorithm; (g) STAR algorithm; (h) proposed method

通过对不同算法图像增强效果的观察,可以发现,经过直方图处理的图像和经过 SSR 算法增强的图像(即图(b)和图(c))色彩较为单调,视觉变化不明显,这是因为直方图增强算法只是对图像进行了像素的重新分配处理,没有考虑到图像色彩对比度问题,而 SSR 算法仅采用单尺度进行增强,在细节增强和色彩恢复中难以平衡,对于光照不均匀情况增强效果一般,两种算法所存在的过曝问题在很大程度上削弱了原图像的对比度;MSR 和 MSRCR 算法通过多尺度增强,在一定程度上弥补了 SSR 算法的缺陷,过曝问题有所缓解,但是还是存在细节丢失以及边缘模糊等问题,图(d)、图(e)的纹理边缘处模糊情况比较明显;JIEP 和 STAR 算法更利于微光下的图像处理,对于实验中明暗交汇的图像,图(f)和图(g)虽然看起来更为自然,但是与原图对比可以发现部分信息增强不明显,还伴随着信息丢失等问题。相较而言,本文算法在 MSRCR 算法的基础上采用纹理先验,在一定程度上避免了图

像信息丢失的问题,图像表现得更加丰富;通过分块处理有利于结合图像特征进行增强,避免了无关信息的干扰和色调区分度不大的问题;此外结合图像整体信息改进映射思路也让增强效果更加自然。

4 结论

本文提出了一种基于纹理先验和颜色聚类的图像增强算法,该方法提前提取纹理先验信息,解决了原算法部分信息丢失、纹理信息增强不明显的缺点。然后通过颜色聚类算法进行图像的分块处理,对每一分块根据已有信息特征进行图像增强。最后在对数域映射中,提出基于均值和均方差的像素映射。实验结果表明,实验数据的信息熵和 NIEQ 等客观参数相较于其它算法均有显著提升,不仅有效地增强了不均匀光照情况下的图像,而且图像的细节部分得到了有效增强,图像表现更为自然。

参考文献:

- [1] 孙晓斐, 祁卓, 孙王倩, 等. 基于特征融合的红外图像增强算法[J]. 光学技术, 2022, **48**(2): 250-256.
SUN Xiaofei, QI Zhuo, SUN Wangqian, et al. Infrared image enhancement algorithm based on feature fusion[J]. *Optical Technique*, 2022, **48**(2): 250-256.
- [2] 潘晓英, 魏苗, 王昊, 等. 多尺度融合残差编解码器的低照度图像增强方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, **34**(1): 104-112.
PAN Xiaoying, WEI Miao, WANG Hao, et al. A multi-scale fusion residual encoder-decoder approach for low illumination image enhancement[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2022, **34**(1): 104-112.
- [3] 王知音, 张二虎, 石争浩, 等. 零参考样本下的逆光图像深度学习增强方法[J]. 中国图象图形学报, 2022, **27**(5): 1589-1603.
WANG Zhiyin, ZHANG Erhu, SHI Zhenghao, et al. Deep learning based backlight image enhancement method derived of zero-reference samples[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2022, **27**(5): 1589-1603.
- [4] 徐少平, 林珍玉, 张贵珍, 等. 采用深度学习与图像融合混合实现策略的低照度图像增强算法[J]. 电子学报, 2021, **49**(1): 72-76.
XU Shaoping, LIN Zhenyu, ZHANG Guizhen, et al. A low-light image enhancement algorithm using the hybrid strategy of deep learning and image fusion[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, **49**(1): 72-76.
- [5] 闫哲, 蒋砾, 杨帆, 等. 基于双直方图均衡算法的红外图像增强[J]. 红外技术, 2022, **44**(9): 944-950.
YAN Zhe, JIANG Shuo, YANG Fan, et al. Bi-Histogram equalization algorithm for infrared image enhancement[J]. *Infrared Technology*, 2022, **44**(9): 944-950.
- [6] 郭永坤, 朱彦陈, 刘莉萍, 等. 空频域图像增强方法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, **58**(11): 23-32.
GUO Yongkun, ZHU Yanchen, LIU Liping, et al. Research review of space-frequency domain image enhancement methods[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, **58**(11): 23-32.
- [7] Land E H. The retinex theory of color vision[J]. *Scientific American*, 1978, **237**(6): 108-128.
- [8] Land E, McCann J. Lightness and Retinex theory[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, **61**: 1-11.
- [9] 程铁栋, 卢晓亮, 易其文, 等. 一种结合单尺度 Retinex 与引导滤波的红外图像增强方法[J]. 红外技术, 2021, **43**(11): 1081-1088.
CHENG Tiedong, LU Xiaoliang, YI Qiwen, et al. Research on infrared image enhancement method combined with single-scale Retinex and guided image filter[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(11): 1081-1088.
- [10] 钱玉洋, 魏巍, 陈灯. 基于改进 MSR 的锂电池 X 射线图像增强算法[J]. 电子测量技术, 2022, **45**(9): 113-120.
QIAN Yuyang, WEI Wei, CHEN Deng. X-ray image enhancement algorithm of lithium battery based on improved MSR[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, **45**(9): 113-120.
- [11] 郝蕊洁, 万小红. 改进多尺度 Retinex 的激光图像超分辨增强[J]. 激光杂志, 2022, **43**(9): 124-128.
HAO Ruijie, WAN Xiaohong. Laser image super-resolution enhancement based on improved multi-scale Retinex[J]. *Laser Journal*, 2022, **43**(9): 124-128.
- [12] CAI B, XU X, GUO K, et al. A joint intrinsic-extrinsic prior model for Retinex[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017: 4000-4009.
- [13] 云海蛟, 夏洋. 结合自适应 Gamma 变换和 MSRCR 算法的低光照图像增强方法[J]. 中国科技论文, 2022, **17**(11): 1245-1253.
YUN Haijiao, XIA Yang. Low-light image enhancement method combined with adaptive Gamma transformation and MSRCR algorithm[J]. *China Science Paper*, 2022, **17**(11): 1245-1253.
- [14] XU Jun, HOU Yingkun, REN Dongwei, et al. STAR: a structure and texture aware Retinex model[J]. *IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2020, **29**: 5022-5037.