

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902589

基于统计特征分类耦合自适应 Gamma 校正的图像增强算法*

陆 涛

(南宁学院 信息工程学院 南宁 530200)

摘要:为了避免图像在亮度增强时导致其颜色失真,且在局部易出现过增强等问题,设计了统计特征分类耦合自适应 Gamma 校正 (adaptive Gamma correction, AGC) 的图像增强算法,以更好提高图像细节与视觉效果。首先,将输入图像转换为 HSV 空间,使颜色与亮度分离,使其在增强亮度通道时不改变像素的原始颜色,有效降低颜色失真。然后,考虑不同图像的性质,利用统计信息将图像分类为高、低两种对比度,每种对比度又分为亮、暗两类。其次,基于传统的 Gamma 校正方法,通过对于不同类型的图像进行动态参数设置,形成一种 AGC 机制,从而为不同类型图像的构建了不同的增强函数,以完成不同类别图像的增强处理。实验数据表明,与当前流行的增强算法相比,所提算法具备更高的增强效果,呈现出更为自然的亮度与对比度,且保持了更多的颜色信息。

关键词: 图像增强;统计特征分类;自适应 Gamma 校正;HSV 颜色空间;动态参数设置

中图分类号: TP391.4;TN01 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Image enhancement based on image classification coupled adaptive Gamma correction

Lu Tao

(School of Information Engineering, Nanning College, Nanning 530200, China)

Abstract: In order to avoid the color distortion caused by the brightness enhancement of the image and the problem of over-enhancement in the local area, an image enhancement algorithm based on the image classification coupled adaptive Gamma correction (AGC) was designed to improve the image details and visual effects. Firstly, the input image was converted into HSV space and the color and the brightness are separated, so that the original color of the pixel was not changed when the brightness channel was enhanced, and the color distortion is effectively reduced. Secondly, considering the properties of different images, the images are classified into high and low contrast by using statistical information, and each contrast was divided into light and dark. Then, based on the traditional Gamma correction method, an AGC was formed by dynamically setting parameters for different types of images, thus, different enhancement functions are constructed for different types of images to complete the enhancement of different types of images. The experimental data show that compared with the current popular enhancement algorithms, the proposed algorithm has higher enhancement effect, which presents more natural brightness and contrast, as well as maintains more color information.

Keywords: image enhancement; image classification; adaptive Gamma correction; HSV color space; dynamic parameter setting

0 引言

随着相机的普及,人们在日常生活中捕捉到了大量的图像。这些图像经常受到大气变化、图像采集设备质

量差、缺乏操作员专业知识等影响^[1]。在许多情况下,这些图像可能需要增强,以便让普通人更容易接受。此外,图像增强技术在大气科学、天体摄影、医学、纹理分析与合成、遥感、数字摄影、监视和视频处理等领域有着广泛的应用前景,因此需要对图像进行增强^[2]。

收稿日期:2019-09-11 Received Date: 2019-09-11

* 基金项目:广西省高校重点科研基金(KY2015Y13530)、广西高校科学技术研究项目(KY2015YB533)、广西邕宁区科技攻关项目(20160312A)资助

图像增强主要是校正图像的不同方面,如饱和度和清晰度、去噪、色调调整、色调平衡和对比度校正^[3]。目前,现有的增强技术可分为全局、局部和混合3种。在全局增强技术中,每个像素都按照一个同一个变换函数处理。然而,图像的不同部分可能需要不同类型的增强,因此全局技术可能会在图像的某些部分产生过度增强或欠增强问题。为了解决这一问题,提出了一种基于相邻像素信息的局部增强技术。但是,它缺乏全局亮度信息,可能导致局部伪影。此外,与全局增强技术相比,这些方法的计算复杂度较大^[4]。混合增强技术包括全局增强和局部增强。在这里,转换同时考虑相邻像素和全局图像信息。但是,控制局部和全局转换对最终输出的贡献的参数需要针对不同的图像进行不同的调整。因此,在选择增强技术的类型时必须进行权衡。

近年来,为了增强图像的对比度,学者们提出了各种图像增强技术。如直方图均衡(HE)技术,它是一种应用非常广泛的技术^[5]。然而,HE并不总是给出令人满意的结果,因为这可能导致过度增强。为了解决过度增强问题,提出了保亮度双柱状图均衡(BBHE)^[6]、二元子图像直方图均衡(DSIHE)^[7]和最小平均亮度误差双柱状图均衡(MMBEBHE)^[8],在应用HE之前对直方图进行分割。BBHE根据平均值对直方图划分,而DSIHE则使用图像中值划分。MMBEBHE基于平均亮度误差(MBE)将图像直方图递归地划分为多组。然而,由于MBE的递归计算,与其他技术相比,计算复杂性非常大。递归分离加权直方图均衡(RSWHE)是BBHE和DSIHE的结合,它保留了图像的亮度并增强了图像的对比度^[9]。该算法的核心思想是将一个直方图分解为两个或多个部分,并以归一化幂律函数的形式应用权重来修改子直方图。最后,对每个加权直方图进行直方图均衡。但是,图像的统计信息在转换后可能会丢失,从而降低图像的质量。朱铮涛等^[10]提出了Gamma校正图像增强算法,通过Gamma校正(GC)进行幂律变换,但当输入图像缺少明亮像素时,此技术可能无法提供所需的结果,因为输出图像中的最高强度受输入图像的最大强度的限制。

为了解决上述问题,避免颜色失真,本文设计了图像分类耦合自适应Gamma校正(adaptive Gamma correction, AGC)的图像增强算法。通过利用一个自动图像分类机制,使其能够用于不同类型的图像增强。另外,通过改进的传统的Gamma校正方法,使其可以进行动态设置参数,从而使不同类型图像的转换函数不同。最后,测试了所提算法的增强效果。

1 Gamma 校正

Gamma校正(AC)是一种有效的非线性变换,通过

对图像灰度进行变换,校正亮度,通常应用于提高暗调的细节^[11]。一般情况下,当 $AC > 1$ 时,高光区域被压缩而暗调区域被扩展。当 $AC < 1$ 时,高光区域被扩展而暗调区域被压缩。在最简单的情况下,AC通过以下函数实现:

$$S = cr^\gamma \quad (1)$$

其中, c 和 γ 是控制变换曲线形状的两个参数。图1所示为式(1)曲线表示。其中,虚线表示 $\gamma < 1$,实线表示 $\gamma > 1$ 。

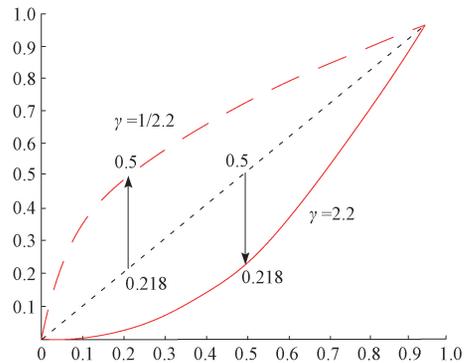
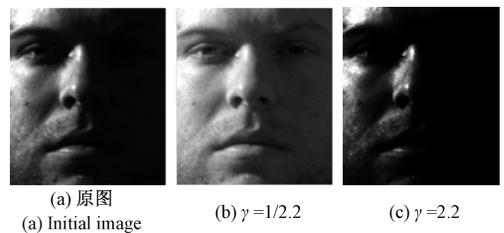


图1 Gamma 校正曲线

Fig. 1 Gamma correction curve

从图1的AC作用看出,当 $\gamma < 1$ 时,在低灰度区,曲线变化剧烈,从而对比度增强(当 $x \in [0, 0.2]$, y 的值从 $[0, 0.218]$ 扩大到 $[0, 0.5]$)。在高灰度区,曲线变化缓慢,对比度降低($x \in [0.8, 1]$ 时, y 的值从 $[0.8, 1]$ 缩减到 $[0.9, 1]$)。当 $\gamma > 1$ 时,效果相反,在低灰度区范围缩小,高灰度区范围扩大。图2所示为不同 γ 值对应的图像Gamma校正效果。由图2看出,图2(b)的整体对比度增大,而图2(c)的整体对比度减小。



(a) 原图

(a) Initial image

(b) $\gamma = 1/2.2$

(c) $\gamma = 2.2$

图2 Gamma 校正效果

Fig. 2 Gamma correction effect

2 本文图像增强算法设计

本文算法的目标是通过最大化细节信息,将图像转化为视觉上令人满意的图像。主要是通过增加对比度和亮度而不产生任何视觉伪影来实现的。为此,定义了一种图像分类机制与自适应Gamma校正方法,该方法根据输入图像的特点动态地确定变换函数。如图3所示,所提出的方法由几个步骤组成。每个步骤的细节在下面

描述。

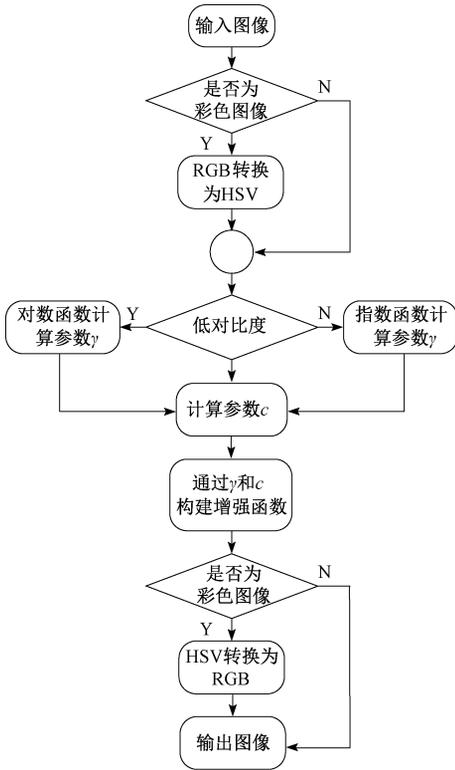


图 3 本文增强算法的过程

Fig. 3 The process of the enhancement algorithm in this paper

2.1 颜色转换

图像处理领域提供了几种颜色模型,如 RGB、LAB、HSV 和 YUV。图像通常在 RGB 空间中应用更多,这 3 个通道有很大的相关性。因此,在 RGB 空间中进行的强度转换可能会改变图像的颜色。所以,本文的中首先对 RGB 转换为 HSV,将颜色和亮度信息分为色调(H)、饱和度(S)、亮度(V)通道。HSV 颜色模型具有许多优点,例如具有很好的表示能力,以及能够将颜色与亮度完全分离。此外,增强 V 通道不会改变像素的原始颜色。HSV 转换公式如下^[12-13]:

$$\max = \max(R, G, B) \quad (2)$$

$$\min = \min(R, G, B) \quad (3)$$

$$H = \begin{cases} 0, \max = \min \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{\max - \min} + 0^\circ, \max = R \text{ and } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G - B}{\max - \min} + 360^\circ, \max = R \text{ and } G < B \\ 60^\circ \times \frac{B - R}{\max - \min} + 120^\circ, \max = G \\ 60^\circ \times \frac{R - G}{\max - \min} + 240^\circ, \max = B \end{cases} \quad (4)$$

$$S = (\max - \min) / \max / 255 \quad (5)$$

$$V = \max / 255 \quad (6)$$

2.2 图像分类

每一幅图像都有其自身的特点,应该在此基础上进行增强。为了适当地处理不同的图像,所提出的 AGC 首先将输入图像 I 分类为低对比度等级 $h1$ 或高对比度等级 $h2$,分类函数表示如下:

$$g(I) = \begin{cases} h1, D \leq 1/\tau \\ h2, \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $D = \text{diff}((\mu + 2\sigma), (\mu - 2\sigma))$, σ, μ 分别是图像强度的标准差和平均值; τ 为是用于定义图像对比度的参数。

当图像的大部分像素强度在较小范围内聚集时,式(7)将图像分类为低对比度图像。式(7)中的标准是由 Chebyshev 不等式所推导得出的,该不等式表示任何分布的至少 75% 的值将保持在其两侧平均值的 2σ 范围内。因此,将 $4\sigma \leq 1/\tau$ 作为低对比度分类的规则。根据经验,发现 $\tau = 3$ 是描述不同图像对比度的合适选择。

同样,根据图像的亮度,不同的图像强度应进行不同的修改。因此,根据图像的平均强度是否满足 $\mu \geq 0.5$,将 $h1$ 类和 $h2$ 类中的每一类划分为亮和暗两种对象,如图 4 所示。

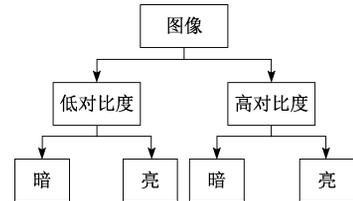


图 4 图像分类

Fig. 4 Image classification

2.3 强度变换

基于传统的 Gamma 校正,提出了 AGC 的变换函数,表示如下:

$$I_{out} = cI_{in}^\gamma \quad (8)$$

式中: I_{in} 和 I_{out} 分别是输入和输出图像强度; c 和 γ 是控制变换曲线形状的两个参数。与传统的 Gamma 校正方法不同,AGC 利用图像信息自动设置 c 和 γ 的值,使之成为一种自适应方法。

1) 低对比度图像的增强

根据式(7)的分类,属于第 $h1$ 类的图像对比度较低。低 σ 意味着大多数像素具有相似的强度。因此,像素值应该分散在更宽的范围内以增强对比度。在 Gamma 校正中, γ 控制变换函数的斜率。 γ 值越高,变换曲线越陡。曲线越陡,相应的强度分布越大,对比度越大。在 AGC 中,通过选择 γ 的值以完成对低对比度图像操作,表示如下:

$$\gamma = -\log_2(\sigma) \quad (9)$$

在不同 σ 下得到的 γ 曲线如图 5 所示,得到了一条递减曲线。注意到, σ 在 $h1$ 类中较小。因此,如果要获

得较大的 γ 值,这将导致对比度大幅度增加。

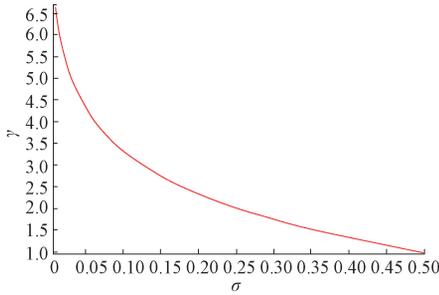


图 5 不同 σ 下得到的 γ 曲线

Fig. 5 γ curve diagrams obtained under different σ conditions

在 Gamma 校正中, c 用于使输出图像强度变亮或变暗。然而,在 AGC 中,允许 c 对转换产生更多的影响。根据图像的性质,AGC 对不同的图像使用不同的 c 值,定义如下:

$$c = \frac{1}{1 + Heaviside(0.5 - \mu) \times (k - 1)} \quad (10)$$

其中, k 定义如下:

$$k = I_{in}^{\gamma} + (1 - I_{in}^{\gamma}) \times \mu^{\gamma} \quad (11)$$

Heaviside 函数表示如下^[14-15]:

$$Heaviside(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (12)$$

γ 和 c 的选择使 AGC 能够以不同和适当的方式处理 $h1$ 类的明暗图像。下面的小节描述了所提议的变换函数的有效性。

1) $h1$ 中的亮图像

对于低对比度中的亮图像 ($\mu \geq 0.5$), 主要关注的是增加对比度, 以更好地区分由高强度组成的图像细节。因此, 在 AGC 中, 根据式 (10), 对于此类图像, c 变为 1, 并且变换函数变为:

$$I_{out} = I_{in}^{\gamma} \quad (13)$$

为了提高这类图像的对比度, 变换曲线应将亮强度分布在较宽的暗强度范围内。为了达到这个目的, 根据 AGC, 需要将 γ 设置为大于 1。

亮图像中低对比度的变换效果如图 6 所示。根据 σ 的值, 得到了不同斜率的不同曲线。较低的 σ 会产生较高的强度扩展, 从而导致对比度增加。

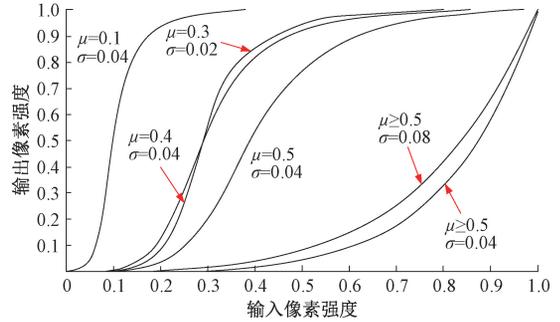


图 6 低对比度图像的转变曲线

Fig. 6 Conversion curve of low contrast image

2) $h1$ 中的暗图像

这类图像的大部分强度都聚集在图像平均值周围的一个小范围的深灰色级别中。为了提高这些图像的对比度, 变换曲线需要将暗强度扩展到较高的强度。这需要一条位于 $I_{out} = I_{in}$ 线上方的转换曲线。

对于低对比度中的暗图像 ($\mu < 0.5$), 联合式 (10) 和 (11), 新的转换函数变成:

$$I_{out} = \frac{I_{in}^{\gamma}}{I_{in}^{\gamma} + (1 - I_{in}^{\gamma}) \times \mu^{\gamma}} \quad (14)$$

图 6 表明, 对于低对比度的暗图像, 由 AGC 生成的转换函数实际上位于 $I_{out} = I_{in}$ 的线之上。同样, 对于低对比度 (即低 σ) 图像, 曲线的陡度更高。更有趣的是, 曲线的陡峭部分随 μ 值移动。这样可以确保 μ 周围的强度在输出图像中更分散。由于这类图像中的大多数强度都在 μ 附近, 因此这种转换行为是非常有效的。

两幅低对比度的明暗图像及其直方图, 以及相应的变换曲线, 以及应用 AGC 后的增强图像如图 7 所示。在输入图像的直方图中, 大部分强度都是在非常有限的范围内累积的。应用 AGC 后, 强度分布在更宽的范围内。

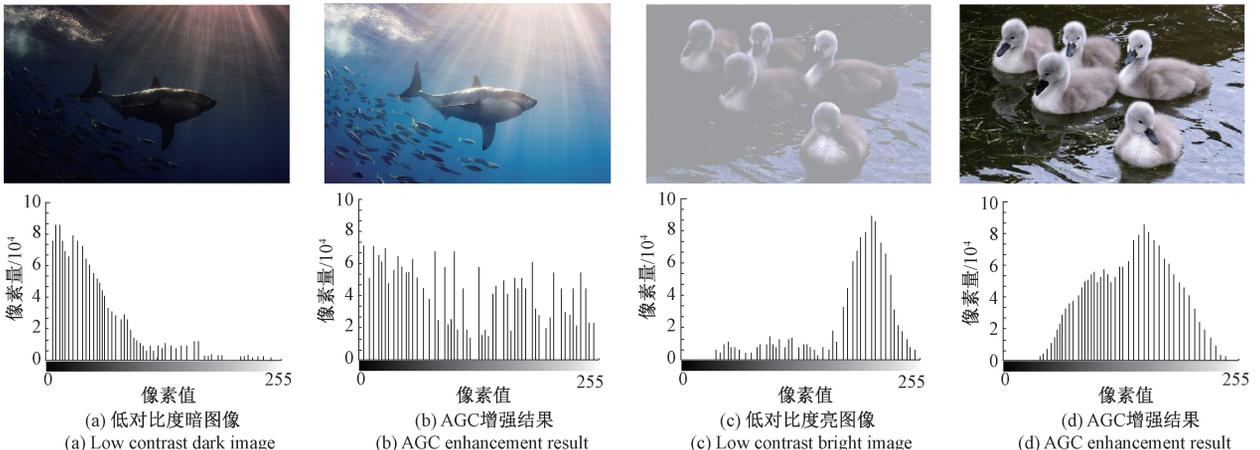


图 7 低对比度图像 AGC 增强

Fig. 7 Low contrast image AGC enhancement

2) 高对比度图像的增强

对于当强度明显分散在可用动态范围内的 h_2 类图像时, 在这类图像中, 亮度调整通常对比度增强更重要。在这种情况下, I_{out} 和 c 的计算方法与式(8)和(10)中的计算方法类似。 γ 的不需要做太大的对比度拉伸, 其计算如下:

$$\gamma = \exp[1 - (\mu + \sigma)/2] \quad (15)$$

对于这类图像, γ 在 1 附近的小范围内, 可确保对比度没有太大变化。

(1) h_2 中的暗图像

对于 $\mu < 0.5, (\mu + \sigma) \leq 1$ 的图像, 因为 μ 和 σ 都小于(或等于)0.5, 这意味着 $\gamma \geq 1$ 。 μ 和 σ 不同值的转换曲线如图 8 所示。从图 8 看出, 输入图像中的平均值越低, 深色像素值的增加越明显, 曲线越陡, 这增加了暗图像的可见度。对于平均值较大($\mu < 0.5$) 的暗图像, 转换曲线非常接近线性曲线, 即强度变化不大。

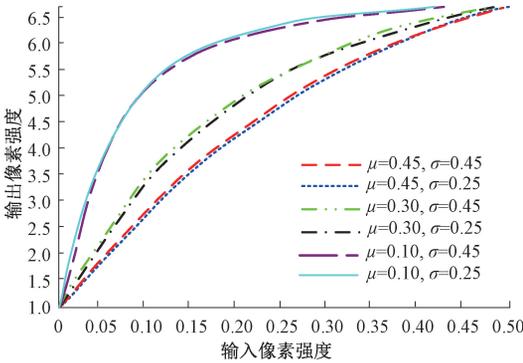


图 8 高对比度暗图像的变换曲线

Fig. 8 Conversion curve of high contrast dark image

(2) h_2 中的亮图像

对于这类图像, I_{out} 、 c 和 γ 分别使用式(8)、(10)和(15)计算。在这种情况下, 图像在亮度和对比度方面具有良好的质量。在这里, 主要目标是保持图像质量。 μ 和 σ 的不同值的转换曲线如图 9 所示。曲线非常靠近线 $I_{out} = I_{in}$, 导致对比度变化很小, 确保强度变化不大。

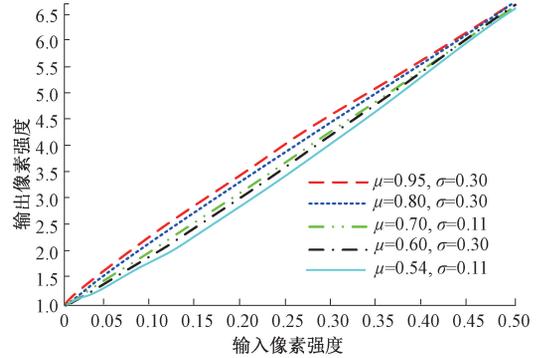


图 9 高对比度亮图像的变换曲线

Fig. 9 Conversion curves of highly contrastive bright images

在上述过程中, 对于最大散射图像, 即 $\sigma = \sigma_{max} = 1/2$ 和 $\mu = 1/2$, (即当一半图像像素处于零强度, 另一半处于最大强度 1 时), 不需要改变图像。此时, 其具有最大的对比度。两个高对比度图像及其直方图以及应用 AGC 后的增强图像和直方图如图 10 所示。在应用 AGC 后, 图像的灰度根据需要分布在柱状图的更宽范围内, 视觉效果更佳。

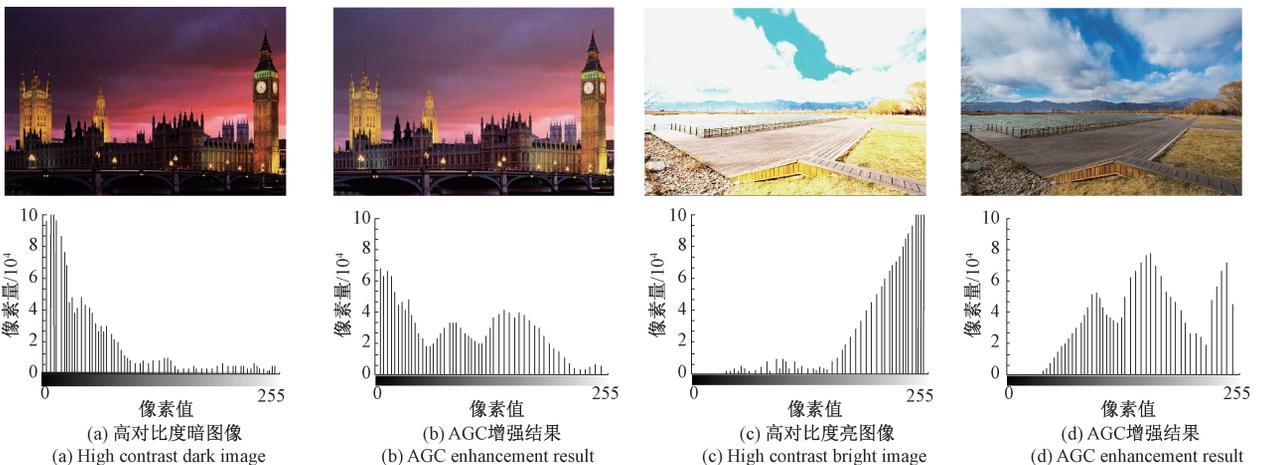


图 10 高对比度图像的 AGC 增强结果

Fig. 10 AGC enhancement results of high contrast image

3 实验与分析

为验证所提算法的性能,进行多组实验。实验配置为 Intel i5, 3.2 GHz CPU, 4 GB 内存, Win8 系统。实验所用软件为 MATLAB 2014a。实验过程中选取文献[5, 9-10]作对比,从主观与客观分别对结果进行评价。主观评价是观察图像整体质量、细节信息、颜色等综合方法,具有真实、有效,符合人眼感知特性等优点。客观评价采用了 4 种指标,信息熵 (information entropy, IE)、对比度 (contrast, C)、标准差 (standard deviation, SD) 和峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) [16-20]。

3.1 客观评价指标

IE 表示图像信息量, IE 越大, 质量越好, 定义如下 [16]:

$$H = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P(x_{i,j}) \log_2 P(x_{i,j}) \quad (16)$$

其中, $P(x_{i,j})$ 为在 $x_{i,j}$ 处的概率。

对比度是明亮部分的统计信息, C 越大, 图像越醒目, 定义如下 [17]:

$$C_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{n=-k}^{n=k} \sum_{m=-k}^{m=k} \| I_{i,j} - I_{i+m,j+n} \| \quad (17)$$

式中: $I_{i,j}$ 为像素的灰度值; m, n 为尺寸大小。

SD 能准确反应灰度均值的离散关系, SD 越大, 图像效果越好, SD 的定义如下 [18]:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (I(x,y) - \mu)^2} \quad (18)$$

式中: μ 表示均值; $M \times N$ 表示图像大小。

PSNR 是图像质量的综合评价, PSNR 越大, 图像失真越少, 其表示如下 [19-20]:

$$PSNR(\text{dB}) = 10 \lg \frac{(L-1)^2}{\text{MSE}} \quad (19)$$

式中: MSE 为均方差; L 为灰度级。

3.2 主观评价

图 11~14 所示为分别选取的 4 种不同场景下拍摄的图像, 分别为室内、室外、夜晚、雾天。利用这 4 种图像进行测试, 图 11(a) 为拍摄效果不佳的原始图像, 图 11(b)~(e) 依次为文献[5, 9-10]以及本文算法。从图 11(b) 看出, 文献[5]增强后的图像出现了过增强, 导致了某些局部信息模糊, 亮度不协调。图 11(c) 中, 出现了颜色失真, 对比度还原效果不太理想, 对于图 12 和 14, 该方法得到的图像亮度也不高, 图 1 中产生了局部伪影等不足, 如图 12(c) 和 14(c) 所示。对于图 11(d), 其增强后的图像仍存在颜色失真, 而图 12, 13 中的色彩较暗淡, 保真度不足, 图 14 对雾天增强时, 细节信息不太清晰, 图像具有一定模糊感。图 11(e) 为本文算法增强结果, 其不仅很好提高了对比度, 具有良好的色彩保真度, 细节部分也清晰可见, 对不同类型的图像也没有出现过增强或者欠增强, 也没有产生伪影, 在提高亮度与对比度的同时保持了良好的颜色信息。从整体来看, 增强后图像更自然更符合人眼视觉特性。本文算法取得如此优异的成绩主要是归功于所提出的图像分类与 AGC 技术。所提算法通过将图像转换为 HSV, 使颜色与亮度分离, 增强亮度通道不会改变像素的原始颜色, 有效降低颜色失真。其次, 考虑不同图像的性质, 对于不同类型的图像信息, 利用 Gamma 校正动态设置参数, 通过得到的参数构建不同的增强函数, 实现了不同图像的自适应增强, 从而提高了图像质量。而文献[5]采用了 HE 技术, 在增强过程中对背景也处理, 改变了平均亮度, 降低了细节, 并且易出现过增强。文献[9]通过将一个直方图分解为两个或多个部分, 并以归一化幂律函数的形式应用权重来修改子直方图。但是, 图像的统计信息在转换后可能会丢失, 从而降低图像的质量。文献[10]采用了 Gamma 校正增强算法, 通过 GC 进行幂律变换, 保留图像的整体亮度, 但当输入图像缺少明亮像素时, 此技术可能无法提供所需的结果, 无法针对各种类型图像实现良好变换。



图 11 不同算法对“狗”图像的增强结果

Fig. 11 Enhancement results of “dog” image by different algorithms

3.3 客观评价

为了定量衡量算法性能, 利用 3.1 节提到的 4 个评价指标对图 11 进行测量, 统计结果分别如表 1~4 所示。

从表 1~4 看出, 本文算法的平均 $H, C, SD, PSNR$ 均为最大, 分别为 7.37、26.05、33.35、27.74。根据 4 个表中的统计数据发现, 本文算法得到的增强效果要优于其他 3 种算法。



图 12 不同算法对“风景”图像的增强结果

Fig. 12 Enhancement results of “scenery” image by different algorithms



图 13 不同算法对“街道”图像的增强结果

Fig. 13 Enhancement results of “street” image by different algorithms



图 14 不同算法对“雾天”图像的增强结果

Fig. 14 Enhancement results of “fog” image by different algorithms

表 1 不同算法下的信息熵评价结果

Table 1 Evaluation results of information entropy under different algorithms

名称	原图	文献[5]	文献[9]	文献[10]	本文算法
图 11(a)	6.26	7.13	6.93	7.18	7.65
图 12(a)	7.18	7.86	7.58	7.99	8.41
图 13(a)	5.63	6.36	6.28	6.43	6.87
图 14(a)	5.15	5.93	5.83	5.98	6.55
平均值	6.05	6.82	6.66	6.89	7.37

表 3 不同算法下的标准差评价结果

Table 3 Evaluation results of standard deviation under different algorithms

名称	原图	文献[5]	文献[9]	文献[10]	本文算法
图 11(a)	21.63	31.66	28.30	29.16	32.56
图 12(a)	25.52	30.50	29.68	31.25	36.55
图 13(a)	20.20	26.66	28.78	29.85	32.72
图 14(a)	16.55	23.53	26.68	28.15	31.58
平均值	20.98	28.08	28.36	29.59	33.35

表 2 不同算法下的对比度评价结果

Table 2 Evaluation results of contrast under different algorithms

名称	原图	文献[5]	文献[9]	文献[10]	本文算法
图 11(a)	19.15	29.30	23.63	24.51	26.40
图 12(a)	28.32	26.92	22.36	23.75	26.21
图 13(a)	22.16	27.60	21.30	23.51	26.44
图 14(a)	13.68	21.55	22.64	23.85	25.13
平均值	20.93	26.34	22.48	23.90	26.05

表 4 不同算法下的 PSNR 评价

Table 4 Evaluation results of PSNR under different algorithms

名称	原图	文献[5]	文献[9]	文献[10]	本文算法
图 11(a)	16.32	22.51	23.63	23.98	28.36
图 12(a)	18.25	24.61	24.15	26.53	29.96
图 13(a)	17.56	23.15	24.66	25.18	27.59
图 14(a)	15.18	20.26	22.20	23.11	25.05
平均值	16.82	17.63	23.66	24.70	27.74

4 结 论

针对不同降质的图像,其统计信息具有较大差异,如果采用相同的方法对这些图像进行增强可能导致过增强或者欠增强,在增强时会导致颜色和亮度失真,细节丢失的问题,对此,本文提出了一种统计特征分类与自适应伽马校正的图像增强方法。根据统计信息将图像分类为高、低以及亮、暗 4 种类别。对于不同类型的图像信息,利用 AGC 生成不同的增强函数,完成增强处理。实验将本文算法与当前 3 种流行算法进行比较,结果表明,所提算法在增强对比度的同时能够更好地保持颜色和细节。通过信息熵、对比度、标准差、PSNR 4 种常用评价指标评价,所提算法取得了优异的表现。对室外、室内、夜晚、雾天等不同环境下的降质图像能够更好的增强效果。

参考文献

- [1] 王伟江,彭业萍,曹广忠. 面向机柜表面缺陷检测的不均匀光照和低亮度图像增强方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8):131-139.
WANG W H, PENG Y P, CAO G ZH. Uneven illumination and low brightness image enhancement method for cabinet surface defect detection[J]. Journal of instrumentation, 2019, 40(8):131-139.
- [2] 张艳,张明路,蒋志宏. 基于改进的 LIP 算法低照度图像增强算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 32(11): 152-159.
ZHANG Y, ZHANG M L, JIANG Z H. Low illumination image enhancement algorithm based on improved lip algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 32(11): 152-159.
- [3] 王彦林,张进. 改进成像模型的单尺度 Retinex 彩色图像增强算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(11): 3511-3515.
WANG Y L, ZHANG J. Single-scale retinex color image enhancement algorithm based on improved imaging model [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39 (11): 3511-3515.
- [4] SONG M Z, QU H S, ZHANG G X. A variational model for sea image enhancement [J]. Remote Sensing, 2018, 10(8): 215-227.
- [5] SATAPATHY L M, TRIPATHY R K, DAS P. A combination of variational mode decomposition and histogram equalization for image enhancement [J]. National Academy Science Letters, 2019, 42 (4): 333-336.
- [6] TANG J R, MAT I, ASHIDI A. Intensity exposure-based bi-histogram equalization for image enhancement [J].

Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2016, 24(5): 3564-3585.

- [7] JEFFREY C F, WU H C. Gaussian probability bi-histogram equalization for enhancement of the pathological features in medical images [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2019, 29 (2): 132-145.
- [8] CHEN S D, RAMLI A R. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2016, 49(4): 1310-1319.
- [9] BHUPENDRA G, TARUN K A. Linearly quantile separated weighted dynamic histogram equalization for contrast enhancement [J]. Computers and Electrical Engineering, 2017, 62(3): 360-374.
- [10] 朱锦涛,萧达安. 基于非线性调整的伽马校正图像增强算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(9): 2822-2826.
ZHU Z T, XIAO D A Gamma-corrected image enhancement algorithm based on nonlinear adjustment [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(9): 2822-2826.
- [11] 周飞,贾振红,杨杰. 基于剪切波域改进 Gamma 校正的医学图像增强算法[J]. 光电子·激光, 2017, 28(5): 566-572.
ZHOU F, JIA ZH H, YANG J. Medical Image Enhancement Method Based on Improved Gamma Correction in Shearlet Domain [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2017, 28(5): 566-572.
- [12] 甘玲,王凯. 基于 HSV 和 HE 的复制粘贴篡改检测算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2019, 31(3): 400-406.
GAN L, WANG K. Algorithm of copy move forgery detection based on HSV and HE [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2019, 31(3): 400-406.
- [13] 刘树辉,武文波,卜丽静. 基于最佳指数与 HSV 彩色空间的 SAR 图像伪彩色融合[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(10): 166-169.
LIU SH H, WU W B, PIAO L J. Pseudo color fusion of SAR image based on optimal index and HSV color space [J]. Mapping and Spatial Geographic Information, 2017, 40(10): 166-169.
- [14] YAN J, DUAN Z Y, LUND E. Concurrent multi-scale design optimization of composite frame structures using the heaviside penalization of discrete material model [J]. Acta Mechanica Sinica, 2016, 32(03): 430-441.
- [15] WANG S, GUO W H, HUANG T Z. Image Inpainting Using Reproducing Kernel Hilbert Space and Heaviside

- Functions [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2017, 311(2): 551-564.
- [16] GAO M C, WIDOM M. Information entropy of liquid metals[J]. Journal of Physical Chemistry B Journal of Physical Chemistry, 2018, 122(13): 3550-3555.
- [17] 陈炳权, 刘宏立. 基于全变分 Retinex 及梯度域的雾天图像增强算法 [J]. 通信学报, 2014, 35(6): 139-147.
- CHEN B Q, LIU H L. Algorithm for Foggy Image Enhancement Based on the Total Variational Retinex and Gradient Domain [J]. Journal on Communications, 2014, 35(6): 139-147.
- [18] 丰明坤, 赵生妹, 孙丽慧. 基于局部高斯加权融合的图像质量评价 [J]. 计算机工程, 2016, 42(8): 237-242.
- FENG M K, ZHAO SH M, SUN L H. Image quality assessment based on local gaussian weighted fusion[J]. Computer Engineering, 2016, 42(8): 237-242.
- [19] 李娜, 周蓬勃, 耿国华. 色彩复原图像的质量评价方法 [J]. 计算机应用, 2016, 36(6): 1673-1676.

LI N, ZHOU P B, GENG G H. Quality evaluation method for color restoration image [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(6): 1673-1676.

- [20] SONAL P, RAVINDRA G. A hybrid image denoising method based on clustering and PDE [J]. International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration, 2018, 4(49): 484-488.

作者简介



陆涛, 2005 年于广西师范大学获得学士学位, 2016 年于广西大学获得硕士学位。现为南宁学院副教授, 主要研究方向为图像处理、软件工程、计算机应用、大数据与人工智能。

E-mail: lutao1982pro@yeah.net

Lu Tao received his B. Sc. degree from Guangxi Normal University in 2005 and M. Sc. degree from Guangxi University in 2016. He is now an associate professor at Nanning College. His main research interests include image processing, software engineering, computer applications, big data and artificial intelligence. .