

基于图像检索的对比度调整

费延佳, 邵枫

宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211

摘要 为了更好地实现图像的对比度增强,提出了一种基于图像检索的对比度增强模型。利用图像检索技术检索到与待增强图像内容相似的高质量图像作为参考图像指导图像增强。通过结合上下文相关、上下文不相关,以及亮度调整等增强方法,利用待增强图像及检索到的参考图像之间的美学特征、图像熵来指导求解多准则优化问题,并通过质量约束得到最终的增强图像。其中:上下文相关增强方法利用滤波器进行非锐化掩模,实现边缘增强;上下文不相关增强方法基于 Sigmoid 函数进行映射变换,以符合人眼视觉感受;亮度调整增强方法先将图像进行自适应亮度均衡处理,然后进行对比度限制的自适应直方图均衡变换。实验结果表明,所提模型可以有效调整图像的对比度,与其他方法相比效果更好。

关键词 图像处理; 图像增强; 图像检索; 自适应亮度调整; 多尺度视网膜皮层算法; 对比度增强

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.051002

Contrast Adjustment Based on Image Retrieval

Fei Yanjia, Shao Feng

Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China

Abstract A contrast enhancement model based on the image retrieval is proposed to achieve the image contrast enhancement. We use the image retrieval technology to retrieve the high quality image as a reference image whose content is similar to the image to be enhanced to guide the enhancement of the image. The image entropy and aesthetic features between the image to be enhanced and the image retrieved are used to solve the multi-criteria optimization problems which combined the images via three enhancement methods such as the context-free, context-sensitive and brightness adjustment. Finally, the enhanced image is gotten by the quality constraint. In the context-sensitive enhancement, we use filter for unsharp masking to achieve edge enhancement. The context-free enhancement methods map transformations based on the Sigmoid function to meet the human visual perception. The part of brightness adjustment firstly performs adaptive brightness equalization processing on the image, and then, a contrast limit adaptive histogram equalization transform is performed. Experimental results show that the proposed model can effectively adjust the contrast of the image and has better performance than other methods.

Key words image processing; image enhancement; image retrieval; adaptive brightness adjustment; multi-scale retinex; contrast enhancement

OCIS codes 100.2980; 100.2960; 110.2945

1 引言

对比度调整是一项重要且非常基础的图像处理技术。在图像摄取过程中,光照不足、劣质的摄影设备、低水平的摄影技术等因素都可能导致图像的对

比度不令人满意。而通过对对比度调整算法可以有效地解决此类问题。在处理低对比度问题上,可以大致总结为上下文相关与上下文不相关^[1]两类方法。上下文相关的方法主要关注于解决图像局部区域增强,如使用线性或者非线性的滤波器^[2]增强图像的

收稿日期: 2017-09-26; 收到修改稿日期: 2017-11-15

基金项目: 国家自然科学基金(61622109)

作者简介: 费延佳(1992—),男,硕士研究生,主要从事图像质量评价方面的研究。E-mail: 1103744093@qq.com

导师简介: 邵枫(1980—),男,教授,博士,主要从事三维视频信号编码与质量评价方面的研究。

E-mail: shaofeng@nbu.edu.cn(通信联系人)

边缘区域;上下文不相关的方法主要关注于图像的整体增强,如直方图变换,主要是让图像的灰度等级分布更均匀。但这种方法的缺点也比较明显,当两幅图像拥有相同的直方图但在内容上相差很大时,该方法不能根据图像的内容而做出相应改变。

在直方图变换中,最常用的方法就是直方图均衡化(HE),该方法主要是通过累积分布函数的映射来增强图像的灰度值实现较为均匀的分布,然而HE通常会伴随过度增强的情况,从而导致视觉上的恶化。为了解决这个问题,研究者们基于HE提出了许多直方图变换方法:Pizer等^[3]提出了对比度限制的自适应直方图均衡化(CLAHE)算法,在局部对比度增强中通过设置阈值来限制增强过度;Kim^[4]提出了亮度均值保护的双直方图均衡化(BBHE)算法,将图像的直方图基于平均亮度分为两部分,然后对这两部分分别进行均衡化;Wang等^[5]提出了基于二元子图的直方图均衡化(DSIHE)算法,将图像中值作为直方图分割阈值,把图像的直方图分割为两个子图,然后再分别均衡化;文献[6]提出了加权阈值的直方图均衡化(WTHE)算法,通过在HE之前加权值和设置阈值来控制增强过程。

除此之外,基于图像对比度评价的最佳直方图映射(ROHIM)^[7]利用图像质量评价作为指导,通过寻找最优参数来确定直方图映射函数,从而调整图像的对比度;文献[8]通过检索到和待增强图像在内容上相似的图像作为参考图像,然后求解多准则优化方程得出最优参数的方式增强图像。但是以上两种模型只能调整对比度较弱的图像,对于暗景图像和光照不足的图像并不起作用。在众多文献中,涉及

多种增强方法组合的模型结构给研究者们带来了一些灵感:文献[9]使用各种空间滤波的组合来提高图像的对比度;文献[10]将图像对比度增强和图像的白平衡结合在一起,用于图像的对比度增强和优化。

受此启发,本文基于待增强图像的内容检索到高质量的参考图像,利用参考图像和待增强图像的关系建立多准则优化项,通过参数求解得到三种增强方法组合的增强图像。其中:上下文相关增强可调整图像的局部区域;上下文不相关增强可调整图像的整体区域;亮度调整部分可自适应地调整图像的亮度。本文提出由三种图像增强方法组合的图像增强模型,使得整个模型可调整多种类型的低对比度图像,适用范围更广,与现有的方法相比,具有很好的调整效果。上下文相关、不相关增强均利用滤波器和函数映射实现相关增强。亮度增强模块由自适应亮度均衡部分和亮度调整部分组成,其中,自适应亮度均衡部分采用基于视网膜皮层理论^[11]的自适应亮度均衡方法将图像亮度进行动态范围压缩,亮度调整部分采用CLAHE进行亮度变换。将利用图像检索技术匹配到的与待增强图像内容相似的高质量图像作为参考图像,将待增强图像和参考图像的美学特征、图像熵联合起来建立多准则优化项指导图像增强,并使用图像质量评价作为图像的质量约束得出最优增强图像。所得增强图像既满足图像的美感要求,又具有较高的质量。

2 对比度调整框架

算法整体框架如图1所示,包括用于整体优化的函数、上下文相关、上下文不相关,以及亮度调整等部分。

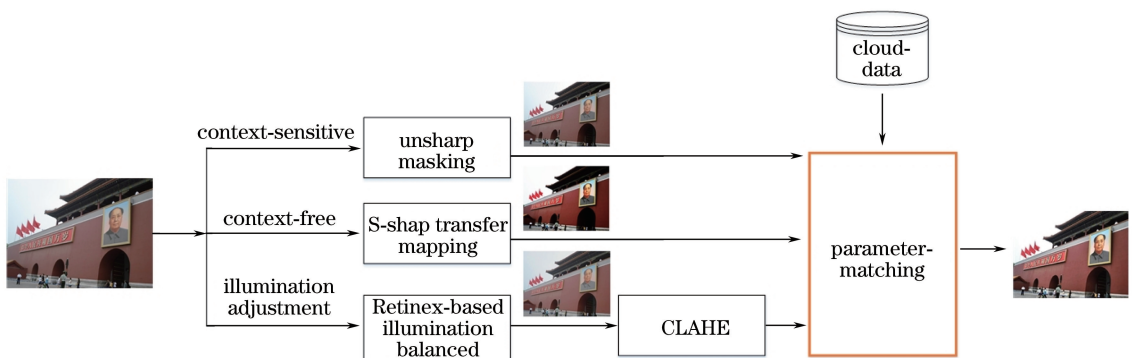


图1 算法整体框架

Fig. 1 Overall framework of algorithm

2.1 整体优化方程

增强图像 I_E 是由上下文相关增强图像 I_s 、上

下文不相关增强图像 I_t , 以及自适应亮度调整图像 I_{ad} 通过公式计算组合而得:

$$I_E = \left[\frac{I + \alpha \cdot I_s + \beta \cdot I_t + \exp(\gamma) \cdot I_{ad}}{1 + \alpha + \beta + \exp(\gamma)} \right] \cdot \left[1 + \frac{2}{1 + \exp(h)} \right], \quad (1)$$

式中 I 为原始图像, $\{\alpha, \beta, \gamma, h\}$ 为增强参数, 其中 α 、 β 、 γ 根据参数求解分别给三种增强类型——局部增强、整体增强、亮度增强分配不同权重系数以满足不同增强需求, 然后除以各权重之和来抑制增强过度。此三类图像分别针对局部纹理、整体视觉感官, 以及整体亮度三类互补信息进行增强。参数 h 用来控制整体的增强强度。

2.2 上下文相关增强

上下文相关增强模块用于增强图像的局部区域, 利用若干滤波器进行非锐化掩模提取图像的高频部分, 得到图像的纹理和边缘信息。非锐化掩模时放大图像信号的高频分量, 原始图像和低通滤波器处理过的图像间的差值可以视为提取到的图像的高频部分。在非锐化掩模中, 虽然图像的细节被保留, 但其中的噪声部分也相应地被放大。因此, 在掩模的同时需要将噪声进行抑制。高斯低通滤波器可以有效地滤除图像的高频部分, 而双边滤波器则可以在保留图像边缘信息的同时抑制图像中的噪声。利用低通高斯滤波器和双边滤波器进行掩模, 对于原始图像 I ,

$$I_{d1} = I - I_{lp}, \quad (2)$$



图2 上下文相关和不相关增强。(a)原图;(b)上下文相关;(c)上下文不相关

Fig. 2 Enhancement of context-sensitive and context-free. (a) Original image; (b) context-sensitive; (c) context-free

2.4 亮度调整

2.4.1 基于视网膜皮层的亮度均衡

上述两个调整模块在调整过程中并没有涉及图像的亮度调整, 因此对于暗景图像等低亮度图像并不能起到调整作用。本文在此基础上加入亮度调整模块。

当图像中出现光照失衡时, 直接使用 CLAHE 亮度调整可能会导致原图调整后出现黑斑等, 或者丢失图像中较暗区域的细节部分, 使得调整后的整个图像显示不自然。因此, 首先将图像进行基于视网膜皮层理论的自适应亮度均衡, 压缩图像亮度的动态范围, 然后将变化后的图像进行 CLAHE 亮度调整。

Land^[12] 基于 HSV 提出了视网膜皮层理论。该理论认为图像是由光照层和反射层相乘而成, 可

$$I_{d2} = I - I_{dp}, \quad (3)$$

$$I_s = I + \omega_1 \times I_{d1} + \omega_2 \times I_{d2}, \quad (4)$$

式中 ω_1 和 ω_2 为调整系数, I_{lp} 为通过低通滤波器后的图像, I_{dp} 为通过双边滤波器后的图像。

2.3 上下文不相关增强

Motoyoshi 等^[11] 发现, 人的眼睛使用斜度或类似直方图不对称的方法判断图像表面质量。在直方图分布中具有长拖尾曲线分布的图像往往会更光滑, 且较为符合人眼视觉感受。这启发人们用 Sigmoid 函数去提高图像的质量, 以更好地匹配人类的视觉系统 (HSV) 偏好。定义 4 参数的映射函数 $M(\cdot)$:

$$I_t = N [M(I, \phi)] =$$

$$N \left\{ \frac{\phi_1 - \phi_2}{1 + \exp[-(I - \phi_3)/\phi_4]} + \phi_2 \right\}, \quad (5)$$

式中 ϕ_1 、 ϕ_2 、 ϕ_3 、 ϕ_4 为需要确定的参数, $N(\cdot)$ 将图像的像素值限定为 $[0, 255]$ 。整个映射曲线需要经过 (l_{\min}, l_{\min}) 、 (l_{\max}, l_{\max}) , 以及 $(l_{\max}/2, l_{\max}/2)$, 其中 l_{\min} 为输入图像像素的最小值 ($l_{\min} = 0$), l_{\max} 为输入图像像素的最大值 ($l_{\max} = 255$)。通过这两个端点和一个中点可以确定整个曲线的大致位置。此时需要另一个点来确定曲线的大致形状, 本文将最后一个点设为 $(25, 3)$ 。这样通过 4 个坐标的值可将 4 参数的曲线拟合出来。图 2 为利用上下文相关和不相关增强方法得到的不同增强结果。

以把一幅图像用高斯平滑函数分解为光照层和反射层, 反射层去除了不均匀光照的影响, 反映了图像的内在属性。定义一幅图像 $I(x, y)$, 其光照层定义为 $L(x, y)$, 反射层定义为 $R(x, y)$, 则有

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y). \quad (6)$$

Xu 等^[13] 尝试使用基于多尺度视网膜皮层 (MSR)^[14] 自适应地去调整图像对比度。MSR 可以保持变换图像的高保真度, 对图像进行动态范围压缩时能保护图像中的细节且, 不会引入噪声。在 RGB 颜色空间中 MSR 的 R_{MSR} 可以描述为

$$R_{MSR_i}(x, y) = \sum_{n=1}^N w_n \{ \lg I_i(x, y) - \lg [F_n(x, y) \cdot I_i(x, y)] \}, \quad (7)$$

式中 $I(x, y)$ 为输入图像, N 为图像的尺度, i 为颜色的通道, w_n 为权重, $F_n(x, y)$ 为平滑函数。

$$F_n(x, y) = K_n \exp[-(x^2 + y^2)/\sigma_n^2], \quad (8)$$

式中 σ_n 为函数 $F_n(x, y)$ 的尺度, K_n 满足:

$$\iint F_n(x, y) dx dy = 1. \quad (9)$$

原始 MSR 方法并不能根据图像不同区域的亮度值自适应地调整对比度, 因此需要对 MSR 进行改进。根据前人的研究^[15-16]发现, 人眼对不同背景亮度的视觉敏感阈值不同: 对较亮区域的亮度变化较为敏感, 而对较暗区域的亮度变化不敏感。视觉阈值和图像背景亮度关系曲线如图 3 所示, 可借助图 3 曲线来设计自适应的 MSR 变换, 此时可将问题转化为设计自适应的 $\beta(x, y)$, 在 HSV 空间中,

$$R(x, y) = \sum_{n=1}^N w_n \{ \lg V(x, y) - \beta(x, y) \cdot \lg [F_n(x, y) \cdot V(x, y)] \}, \quad (10)$$

式中 $R(x, y)$ 为自适应亮度均衡后的图像, $\beta(x, y)$ 值能够根据原始图像不同亮度区域作自适应的变化, $V(x, y)$ 为 HSV 空间中的亮度通道图像, $F_n(x, y)$ 为高斯自适应滤波器。当 $\beta(x, y)$ 较小时, 变换后更接近原始图像; 当 $\beta(x, y)$ 较大时, 变化后凸显图像中细节。将图 3 拟合成本函数

$$T_l(x, y) = \begin{cases} 17 \left[1 - \sqrt{\frac{V(x, y)}{127}} \right] + 3, & \text{if } V(x, y) \leq 127 \\ \frac{3}{128} [V(x, y) - 127] + 3, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (11)$$



图 4 (a) 自适应亮度均衡后进行 CLAHE 变换; (b) 直接 CLAHE 变换

Fig. 4 (a) CLAHE transform after adaptive brightness equalize; (b) CLAHE transform

3 指导对比度增强与参数求解

研究者们尝试过许多图像增强的方法, 但很少参考对已有图像进行的图像增强。在图像增强过程中, 当存在拥有很好对比度且内容相似的图像作为

将人眼对背景亮度的敏感度映射为函数

$$\beta(x, y) = k \cdot \left[-\frac{1}{17} T_l(x, y) + \frac{20}{17} \right]. \quad (12)$$

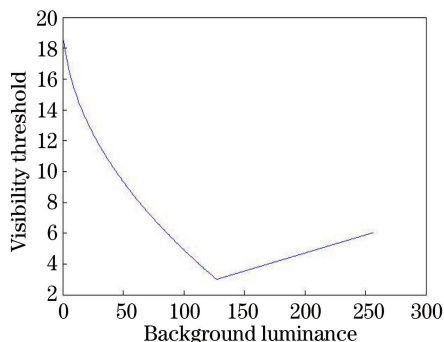


图 3 视觉阈值和图像背景亮度关系曲线

Fig. 3 Visual threshold and image background brightness curve

2.4.2 CLAHE 亮度调整

在将图像进行自适应亮度均衡后, 对(10)式中图像 $R(x, y)$ 进行 CLAHE 变换。由图 4 可以看出, 亮度均衡后进行 CLAHE 变换的图像在山体部分显得更加明亮, 而两幅图像在天空部分的亮度却大致相同。相比于直接变换, 图像整体亮度动态范围更小。对于图 5, 在求得(1)式最优解后, 用自适应亮度均衡后进行 CLAHE 变换的亮度调整模块替代直接进行 CLAHE 变换的亮度调整模块。由图 5(b)可知, 整幅图像显得更加明亮, 黑色像素减少, 草地部分变得更明亮清晰, 房子区域亮度也有所提高。由此可见, 亮度均衡后压缩了图像亮度动态范围, 对较暗区域的调整能够凸显图像中的细节, 使图像更加清晰。

参考图像可指导图像增强时, 会有合适的增强强度可作为参考以适度增强图像。在大数据时代, 每天都有上百万的图像数据上传至媒体网络, 其中不乏很多高质量、高美观度的图像, 许多图像甚至可能来自不同设备对同一场景的拍摄或者对于同幅图像的



图 5 最优解时,不同亮度调整模块对应的增强结果图像。(a) CLAHE 作为最优解中亮度调整模块;
(b)亮度均衡后进行 CLAHE 变换作为最优解中亮度调整模块

Fig. 5 Enhanced image with brightness adjustment module corresponding to different optimal solutions.
(a) CLAHE as optimal solution; (b) CLAHE transform after brightness equalize as optimal solution

不同处理,因此对于一幅待增强图像来说,不难检索到与其内容相似且对比度良好的图像。而如何选择合适的参考图像是值得考虑的。

在匹配到合适的参考图像后,如何让待增强图像和参考图像产生联系并指导增强是本文需要解决的问题。由于参考图像与待增强图像在内容上仅为相似,因此不能使用类似于全参考的图像质量评价等方法来指导增强。作为指导过程,应遵守以下两条规则以保证增强效果:1) 保证增强后图像的质量和美观度;2) 保证增强后图像对比度与参考图像相近。

基于这两条规则,本文采用美学特征和图像熵作为指导项,并使用图像质量评价模型作为增强图像的质量监督以选取最优增强图像。

3.1 美学特征

在对比度调整过程中,调整(1)式中的参数会影响图像某些特征的变化,其中就包括图像的美学特征。美学特征对于一幅图像来说尤为重要,具有良好美学特征的图像从观察者的角度会让人有较好的视觉体验。本文在求解参数时从美观度的角度去考虑最优参数,以使所解出的图像具有良好的美学特征。

在众多美学特征中,本文选取与视觉感受相关的6组美学特征:亮度值、白平衡、色彩、色彩和谐度、视觉敏感度、图像锐度,作为指导图像增强的特征向量。

在计算增强图像和参考图像的美学特征距离时,由于每种特征的数值范围大小不一,在求解差值时可能会导致某些特征较大的差值将较小的差值掩盖;因此,在计算差值时将每个特征点的差值归一化。参考图像和增强图像在美学特征上的距离为

$$l_A = \sum_{j=1}^6 D(\mathbf{A}_E^j, \mathbf{A}_R^j), \quad (13)$$

式中 \mathbf{A}_E^j 、 \mathbf{A}_R^j 为增强图像 I_E 和参考图像 I_R 的美学

特征,对于特征向量 \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} :

$$D(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_k \frac{|x_k - y_k|}{x_k + y_k}, \quad (14)$$

式中 k 为向量的元素个数。

3.2 图像熵

熵^[17]是统计学中一个非常重要的概念,它代表了通过量化来获取一个随机信号的不可预测程度。图像熵反映了图像中平均信息量的多少。对于灰度图来说,图像熵反映了图像中灰度分布的聚集特征所包含的信息量。对于一幅图像来说,熵的高低反映了其对比度的高低,例如,一幅高对比度的图像通常有着较高的图像熵。因此,本文采用图像熵作为指导增强的另一个特征。对于图像 y ,其图像熵可表示为

$$H(y) = - \sum_{l=0}^{255} p_l(y) \cdot \log_2 p_l(y), \quad (15)$$

参考图像和增强图像在图像熵上的距离为

$$l_E = D(\mathbf{G}_E, \mathbf{G}_R), \quad (16)$$

式中 \mathbf{G}_E 和 \mathbf{G}_R 为增强图像 I_E 和参考图像 I_R 的图像熵特征, $p_l(y)$ 表示图像中灰度值为 l 的像素点的概率。

3.3 参考图像检索

参考图像的选取是基于待增强图像的内容在云端进行检索和匹配的。在检索参考图像时,在图像内容上会产生许多符合要求的图像。对于质量较差的图像,在指导增强时效果不佳,因此需要对参考图像进行质量筛选。在现有的许多无参考图像质量评价模型中,全盲的自然图像质量评价(NIQE)^[18]有着较高的预测准确率。NIQE是一种无参考的图像质量评价方法,用来评价一幅图像的分值,表明变换后的图像与原始自然图像的距离,其值越小表明图像质量越高。本文利用NIQE筛选符合要求的高质量图像作为参考图像。

另外需要考虑的是,当图像的亮度较低时,检索到的图像亮度与待增强图像类似,此参考图像不能指导待增强图像在亮度方面的变化。因此,需要将图像的亮度进行调整。在图像检索前对待增强图像的亮度进行判断,当图像的亮度低于某一值时,需要进行亮度调整。这里调整图像亮度所用的方法为自适应伽玛校正和加权分布的对比度调整(AGWD)^[19]。

为了验证从云端检索到的参考图像质量,本文将待增强图像、参考图像,及其对应的 NIQE 值列出。如图 6 所示,检索到的参考图像与待增强图像有着相似的内容且有很好的图像质量与图像对比度。待增强图像的平均 NIQE 值为 3.54,参考图像的平均 NIQE 值为 2.43,因此参考图像可满足作为指导图像增强的质量要求。

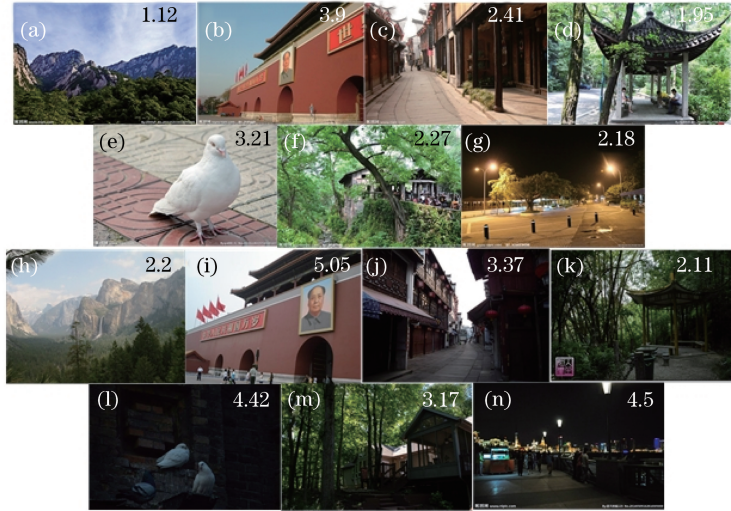


图 6 参考图像和待增强图像及其质量评分。(a)~(g)参考图像;(h)~(n)对应的待增强图像

Fig. 6 Reference image and image to be enhanced and its quality score. (a)-(g) Reference images; (h)-(n) images to be enhanced

3.4 参数求解

美学特征、图像熵这两类特征分别从融合后的增强图像 I_E 和参考图像 I_R 中提取出来。此时,对比度增强过程可转化为求解相应的参数问题。对解出的参数组进行排序:

$$\text{sort} \left\{ \left\{ \sum_{j=1}^6 D \left[\left(\mathbf{A}_E^j \right)^m, \mathbf{A}_R^j \right] + D \left[\left(\mathbf{G}_E \right)^m, \mathbf{G}_R \right] \right\}_{m=1,2,\dots,M,\dots} \right\}, \quad (17)$$

式中 $\text{sort} \{ \cdot \}$ 为排序函数,参数组 $\{ \alpha_m, \beta_m, \gamma_m, h_m \}_{m=1,2,\dots,M,\dots}$ 对应的增强图像 $\{ I_E^m \}_{m=1,2,\dots,M,\dots}$ 与参考图像 I_R 在图像美学特征和图像熵之间的距离由小到大排序,选取距离最小的前 M 组参数作为待选参数,由(1)式可知,通过(17)式的排序可得到对应的排序后的参数组 $\{ \alpha_m, \beta_m, \gamma_m, h_m \}_{m=1,2,\dots,M}$,进而由参数组可得到对应的增强图像 $\{ I_E^m \}_{m=1,2,\dots,M}$ 。然后对参数组对应的图像进行质量评估,得到质量最佳的图像对应的一组参数 $\{ \alpha, \beta, \gamma, h \}$,

$$\max \text{IQA} \{ \{ I_E^m \}_{m=1,2,\dots,M} \}, \quad (18)$$

式中 $\text{IQA}(\cdot)$ 为质量评价模型。利用参数 $\{ \alpha, \beta, \gamma, h \}$ 和(1)式得到增强图像 I_E 。具体算法:1) 计算待增强图像 I 的亮度值,当其亮度值 $L > \epsilon$ 时(ϵ 表示

自选的亮度阈值),根据 I 检索到参考图像 I_R ,反之,将其进行 AGWD 亮度调整后再进行参考图像的检索;2) 计算 I_E 的美学特征 \mathbf{A}_E 和图像熵 \mathbf{G}_E ,以及 I_R 的美学特征 \mathbf{A}_R 和图像熵 \mathbf{G}_R ,利用(17)式求得 I_E 和 I_R 在美学特征和图像熵距离最小时对应的前 M 组参数 $\{ \alpha_m, \beta_m, \gamma_m, h_m \}_{m=1,2,\dots,M}$;3) 利用(18)式将参数 $\{ \alpha_m, \beta_m, \gamma_m, h_m \}_{m=1,2,\dots,M}$ 对应的增强图像中图像质量最好的一组作为最终的参数 $\{ \alpha, \beta, \gamma, h \}$ 。

4 实验对比与分析

为了验证本文模型对比度调整的性能,选取其他几种调整方法进行主、客观评价,并与本文方法进行对比实验。在测试和对比实验时,采用 10 幅典型的图像,包括对比度欠缺的图像、光照分布不均匀的图像、光照不足的图像、夜景图像。从多种边缘检测和增强方法^[7-8,19-22]中选取 4 种对比方法:ROHIM^[7],基于云端检索的图像对比度指导(GICE)^[8],AGWD^[19],基于无参考图像质量评价模型的对比度增强(BIQME)^[20]。

AGWD 通过计算图像的概率密度函数进而得到其累积分布函数,由累积分布函数得到变换公式。

ROHIM 模型以图像质量作为指导,通过将图像质量作为监督项,在求监督项最大化的过程中求解变换函数中的参数,得出变换曲线,利用变换曲线将图像增强。

BIQME 模型可以通过调整图像整体的亮度和对比度来使图像的质量达到最佳,该模型利用在大型数据库上训练得到的质量评价模型作为指导,通过求解得到相应调整亮度和对比度公式的参数,调整图像的亮度和对比度。

GICE 模型利用搜索到的与待增强图像在内容上相似的图像,通过使增强图像和参考图像在整体的质量和显著区域的自由能距离最小,从而解得参数求得增强图像。

4.1 主观评价

首先,对本文方法和其他方法进行主观评估和对比。共选取 18 名参与者(8 名男性和 10 名女性)参与实验,年龄为 22~28 岁不等。对于每组图像,首先对打分者显示原始的低对比度图像,然后随机显示由不同增强方法对该图进行处理后的图像。要求打分者从图像的质量和视觉感官方面进行判断打分,分值为 1~5,分别表示差、不好、中等、良好、优秀。平均分数如图 7 所示,可见本文方法相较于其他方法在主观评价上更具优势。

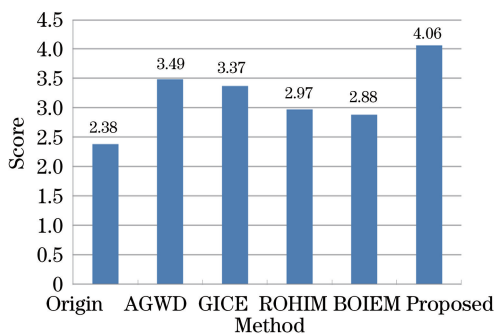


图 7 主观评价打分平均值

Fig. 7 Average score of subjective evaluation

4.2 客观评价

为进一步验证实验结果,从客观的角度评价本方法与其他方法的差异,从众多质量评价方法^[18,23-24]中选取 NIQE 用于评价图像增强后的质量。如图 8 所示,本文方法取得最好的分值。

采用对比度失真的无参考图像质量评价模型(NIQMC)^[25]对增强后的图像质量进行评价,分值越高,说明失真越小。如图 8 所示,本文方法取得了较高的分值。其中,AGWD 方法取得了最高的分值,但通过观察可知,经过 AGWD 变换后,多幅图

像存在对比度过度增强的情况,如图 9(n)和图 10(b)、(n)等。

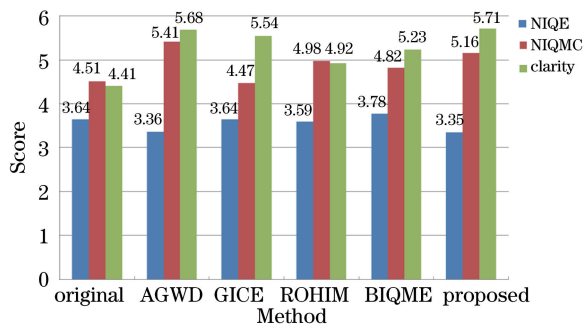


图 8 NIQE、NIQMC、清晰度的平均值

Fig. 8 Average score of NIQE, NIQMC, clarity

此外,采用图像清晰度的客观评价方法来评价图像增强后的清晰度。清晰度分值越高,说明在增强过程中图像的细节保留得越完整、图像越清晰。如图 8 所示,本文方法在清晰度指标上取得了最高的分值,说明在图像增强后,本文方法所得到的图像最为清晰。对于图像 y 其清晰度计算所用的公式如下,为了便于显示,将清晰度数值缩放至 4~6 之间。

$$Q = \sqrt{R^2 + C^2}, \quad (19)$$

$$R = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N (y_{p,q+1} - y_{p,q})^2}, \quad (20)$$

$$C = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N (y_{p+1,q} - y_{p,q})^2}, \quad (21)$$

式中 M, N 为图像的像素行列数值。

4.3 模型分析

4.3.1 对比度较弱图像的增强

图 9 所示为低对比度图像进行的增强结果。由图 9 可以看出,AGWD 方法可有效提高图像整体亮度和对比度,但在某些图像上存在过度增强的情况,如图 9(n)的街道部分,由于过度增强,导致道路区域细节丢失。BIQME 方法调整对比度时可保持图像的质量,但是在亮度调整方面却很有限,如图 9(o)。GICE 在指导低对比度时可以实现较好的调整效果,增强了图像中的细节,并通过调整使得整幅图像更符合人眼视觉特性;但在调整较暗图像时,如图 9(p)时,并无作用。ROHIM 与 BIQME 类似,可以较好地保持图像整体质量,在调整图 9(q)时整幅图像亮度虽有提高,但是像素间对比度不明显。本文方法在调整低对比度图像时可以保证较好的质



图 9 弱对比度图像的增强方法对比。(a)原图;(b) AGWD 方法;(c) BIQME 方法;
(d) GICE 方法;(e) ROHIM 方法;(f)本文方法

Fig. 9 Weak contrast images treated by different methods. (a) Original image; (b) AGWD method; (c) BIQME method;
(d) GICE method; (e) ROHIM method; (f) proposed method

量,并提升了图像对比度,如图 9(f)、(l)与原图相比更加清晰,对比度更加明显。在调整较暗图像时除了提升整体亮度外,在细节保护方面也有较好的表现,如对比图 9(n)、(r)的地面部分,其中,使用本文模型得到的图像图 9(r)中的纹理更清晰,色彩也更饱满。

4.3.2 暗景图像的对比度调整

图 10 所示为由于亮度过低导致整体过暗的图像。对于 AGWD 方法,图 10(b)、(n)均有亮度上的提升,但图 10(h)中亮度提升不明显,并产生了失真。GICE、BIQME 方法在调整暗景图像过程中增强效果不明显。ROHIM 在 3 幅图像中均有亮度上的提升,但是图 10(k)在调整后因亮度过高而导致图像失真,且图 10(q)在较亮部分产生过度增强。本文方法可以有效提升图像的整体亮度,压缩亮度的动态范围,并能较好地保持较暗部分的细节,如图

10(f)中的地面部分、图 10(l)中的墙体部分,而且保真度较好,避免了图像失真。对比 3 种方法得到的图像[图 10(n)、(q)、(r)],本文方法在调整后提高了黑暗区域的亮度,并抑制了较亮区域的增强,使得整幅图像看起来更为自然。

如图 11 所示,本文方法对夜景图像同样有着很好的增强效果。对比图 11(b)、(f)可知,本文方法提高了整体亮度,保留了原始图像细节,并且有效抑制了噪声。例如,两图中的栏杆部分,图 11(f)比图 11(b)细节更加明显,在天空区域图 11(f)比图 11(b)噪声更少,整体质量更高。

由此可见,GICE、BIQME 方法对于低对比度的图像有较好的调整效果,但是对于黑暗图像的调整效果并不理想。AGWD、ROHIM 方法虽然使用范围较广,但该方法容易产生过度增强的情况。本文

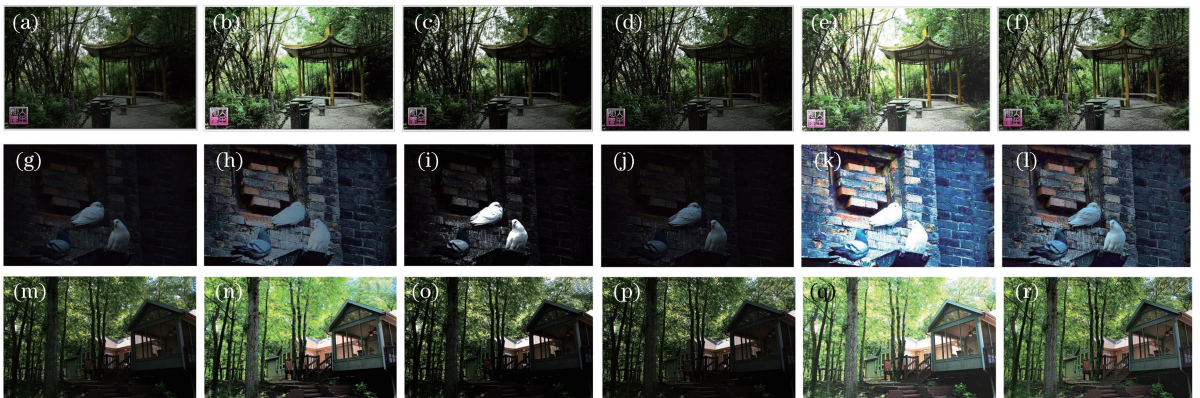


图 10 暗景图像的对比度增强方法对比。(a)原图;(b) AGWD 方法;(c) BIQME 方法;
(d) GICE 方法;(e) ROHIM 方法;(f)本文方法

Fig. 10 Dark image treated by different methods. (a) Original image; (b) AGWD method; (c) BIQME method;
(d) GICE method; (e) ROHIM method; (f) proposed method



图 11 不同方法对夜景图像的增强效果。(a)原图;(b) AGWD方法;(c) BIQME方法;
(d) GICE方法;(d) ROHIM方法;(f)本文方法

Fig. 11 Night image treated by different methods. (a) Original image; (b) AGWD method; (c) BIQME method;
(d) GICE method; (d) ROHIM method; (f) proposed method

方法适用于对比度较低的场景图像,对于黑暗、夜景图像亦有很好的调整效果,适用范围更广,调整效果也更好。

5 结 论

借助图像搜索技术,基于待增强图像内容检索到参考图像,利用图像的美学信息、图像熵建立参考图像和增强图像的关系,从而求解多准则优化公式,并把图像质量评价作为质量约束最终得出最优解。通过对比分析可知,本文方法对于对比度较弱的图像、暗景图像,以及夜景都有着很好的调整效果,增强后能够较好地保留图像较暗部分的细节信息,均衡图像的亮度,保证了图像的保真度和图像的质量。与 AGWD、GICE、ROHIM、BIQME 方法相比,在客观和主观评价中均有很好的表现,且适用范围更广。但本文方法在计算复杂度上更为复杂,这是今后需要提高的部分。

参 考 文 献

- [1] Wu X. A linear programming approach for optimal contrast-tone mapping [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1262-1272.
- [2] Deng G. A generalized unsharp masking algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1249-1261.
- [3] Pizer S M, Amburn E P, Austin J D, *et al.* Adaptive histogram equalization and its variations[J]. Computer vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 39(3): 355-368.
- [4] Kim Y T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1997, 43(1): 1-8.
- [5] Wang Y, Chen Q, Zhang B. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1999, 45(1): 68-75.
- [6] Wang Q, Ward R K. Fast image/video contrast enhancement based on weighted thresholded histogram equalization [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53(2): 757-764.
- [7] Gu K, Zhai G, Lin W, *et al.* The analysis of image contrast: From quality assessment to automatic enhancement[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(1): 284-297.
- [8] Wang S, Gu K, Ma S, *et al.* Guided image contrast enhancement based on retrieved images in cloud[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2016, 18(2): 219-232.
- [9] Milanfar P. A tour of modern image filtering: New insights and methods, both practical and theoretical [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(1): 106-128.
- [10] Xu H, Zhai G, Wu X, *et al.* Generalized equalization model for image enhancement[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(1): 68-82.
- [11] Motoyoshi I, Nishida S, Sharan L, *et al.* Image statistics and the perception of surface qualities [J]. Nature, 2007, 447(7141): 206.
- [12] Land E H. The retinex theory of color vision [J]. Scientific American, 1977, 237(6): 108-129.
- [13] Xu K, Jung C. Retinex-based perceptual contrast enhancement in images using luminance adaptation [C]. Speech and Signal Processing (ICASSP), 2017:

- 1363-1367.
- [14] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Multi-scale retinex for color image enhancement [C]. International Conference on Image Processing, 1996, 3: 1003-1006.
- [15] Chou C H, Li Y C. A perceptually tuned subband image coder based on the measure of just-noticeable-distortion profile[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1995, 5(6): 467-476.
- [16] Safranek R J, Johnston J D. A perceptually tuned sub-band image coder with image dependent quantization and post-quantization data compression [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989: 1945-1948.
- [17] Shannon C E. A mathematical theory of communication [J]. ACM Sigmobile: Mobile Computing and Communications Review, 2001, 5(1): 3-55.
- [18] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.
- [19] Huang S C, Cheng F C, Chiu Y S. Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 1032-1041.
- [20] Gu K, Tao D, Qiao J F, *et al.* Learning a no-reference quality assessment model of enhanced images with big data [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017(99): 1-13.
- [21] Cai Y, Liu Y L, Dai C M, *et al.* Simulation analysis of target and background contrast condition of cirrus atmosphere [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 38(8): 0801001.
- 蔡熠, 刘延利, 戴聪明, 等. 卷云大气条件下目标与背景对比度模拟分析[J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0801001.
- [22] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0514002.
- 程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0514002.
- [23] Hou C P, Ma T T, Yue G H, *et al.* Multiply-distorted image quality assessment based on high-order phase congruency[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(7): 071001.
- 侯春萍, 马彤彤, 岳广辉, 等. 基于高阶相位一致性的混合失真图像质量评价[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 071001.
- [24] Wang L, Ma Y P, Yao B, *et al.* Compressed imaging experiments based on gradient projection algorithm reconstruction and image quality assessment[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(12): 121101.
- 汪磊, 马彦鹏, 姚波, 等. 基于梯度投影算法重构的压缩成像实验及质量评价[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(12): 121101.
- [25] Gu K, Lin W, Zhai G, *et al.* No-reference quality metric of contrast-distorted images based on information maximization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(12): 4559-4565.