

# Dynamic Histogram Equalization Algorithm Based on Human Visual System\*

Jianhua Shan, Jinhong He

Department of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan  
Email: saintdavidshan@gmail.com

Received: Feb. 1<sup>st</sup>, 2013; revised: Feb. 19<sup>th</sup>, 2013; accepted: Mar. 8<sup>th</sup>, 2013

Copyright © 2013 Jianhua Shan, Jinhong He. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**Abstract:** In this paper, we propose an adaptive image equalization algorithm that automatically enhances the contrast in an input image. The histogram is firstly smoothed through the max filter and exponential function filter. The troughs of the histogram, which are the local min positions, are used to partition the dynamic range of the image into gray-level intervals. The contrast equalized image is generated by transforming the pixels' gray-levels in each input interval to the appropriate output gray-level interval according to the mean value, standard deviation and the cumulative distribution function of the input interval, based on human visual system. Experimental results show that the proposed algorithm produces better or comparably enhanced images than several state-of-the-art algorithms. The proposed algorithm is free of parameter setting and can be applied to a wide range of image types. The algorithm also can be used in real-time system.

**Keywords:** Contrast Enhancement; Dynamic Histogram Equalization; Histogram Partition; Human Visual System

## 基于人类视觉系统的动态直方图均衡算法\*

单建华, 何金洪

安徽工业大学机械工程学院, 马鞍山  
Email: saintdavidshan@gmail.com

收稿日期: 2013年2月1日; 修回日期: 2013年2月19日; 录用日期: 2013年3月8日

**摘要:** 本文提出一种自适应图像增强算法。算法首先用最大值滤波和指数函数滤波平滑直方图, 直方图局部最小值为波谷位置, 波谷位置把输入图像动态范围分割为各个灰度区域。通过把各灰度区域适当映射到输出灰度区域, 获得对比度增强。映射函数根据人类视觉特点进行设计, 与灰度区域内均值, 标准差及像素数目相关。实验结果显示本算法比其他几个算法达到了更好或相当的对比度增强效果。本算法无需参数调整即能适应各种类型图像, 处理速度满足实时系统要求。

**关键词:** 对比度增强; 动态直方图均衡; 直方图分割; 人类视觉系统

### 1. 引言

图像增强技术的目的是突出图像细节或增加低灰度范围图像的对比度<sup>[1]</sup>。研究者提出了许多增强算

法, 这些算法可分为三类<sup>[2]</sup>: 1) 图像分割为高低频部分, 然后分别处理<sup>[3]</sup>; 2) 基于变换的方法<sup>[4]</sup>; 3) 直方图均衡法。前两种方法使用多尺度分析把图像分解为不同频带, 能够同时进行全局和局部对比度增强, 但是计算复杂, 并且需要精确调整参数, 否则可能会引

\*基金项目: 高等学校省级优秀青年人才基金(2010SQRL036ZD)。

起图像退化。

直方图均衡方法因为其有效性和简单易用性成为一种常用的图像对比度增强方法。全局直方图均衡(GHE)是根据图像的概率分布来确定其对应的输出灰度值,通过扩展图像的动态范围达到提升图像对比度的目的。由于对比度增益与直方图高度成正比,像素数目多的灰度范围被扩大,而像素数目少的灰度范围被压缩。虽然 GHE 方法适合于图像整体对比度的提高,但存在明显的缺陷:输出图像无法保持输入图像的亮度,并会产生难以接受的加工痕迹。

与全局方法相比,局部直方图均衡(LHE)方法可以显著提升图像的局部信息,但计算量大,且局部区域可能出现过度增强现象,也会产生方块效应(checkerboard)<sup>[5]</sup>。

无论是全局直方图均衡还是局部直方图均衡,都无法保证直方图均衡后输出图像亮度与被处理图像亮度一致。为此,许多学者提出了图像亮度保持的直方图均衡算法,例如:亮度保持的双直方图均衡算法(BBHE)<sup>[6]</sup>,等面积二元子图像直方图均衡算法(DSIHE)<sup>[7]</sup>,最小均值亮度差双直方图均衡算法(MMBEBHE)<sup>[8]</sup>。这些算法能在一定程度上保持原始输入图像的亮度,但也会产生令人讨厌的副作用。

动态直方图均衡(DHE)<sup>[9]</sup>首先平滑直方图,然后基于局部最小值进行直方图分割,最后每个子直方图映射到新的动态范围,具有更多像素数目的子直方图占据更大的比例。但是 DHE 不具有亮度保持性能,而且需要多个参数,参数与图像类型相关。

最优化技术被用于对比度增强,如最大熵亮度保持直方图均衡(BPHEME)<sup>[10]</sup>,亮度保持最平直方图规范化方法(FHSABP)<sup>[11]</sup>,直方图变形框架(HMF)<sup>[12]</sup>,基于遗传算法的对比度增强(CEBGA)<sup>[13]</sup>。它们复杂度高,不适合实时系统。

最近,基于混合高斯模型的直方图拟合技术用于图像增强(CEGMM)<sup>[2]</sup>,该方法首先利用 Figueiredo-Jain<sup>[14]</sup>算法对直方图进行混合高斯拟合,然后基于主高斯成分进行直方图分割,最后综合主高斯成分方差和累积概率分布进行灰度变换。该方法获得了很好的综合性能,但是混合高斯模型拟合算法复杂,且具有一定的随机性,限制了其在实时系统中的应用。

综上所述,开发一个具有亮度保持、参数适应各

种图像类型、无副作用和实时的理想图像增强算法仍是一个有待研究的课题。本文算法综合动态直方图均衡和人类视觉特点,向理想增强算法更靠近一步。算法有效提高图像的视觉效果,对低对比度的图像能有效提高动态范围,对高对比度的图像也能提高效果,但不过度,所以副作用微弱。算法通过最大值滤波和指数函数滤波进行直方图分割,滤波参数具有适应性。利用人类视觉特点进行灰度映射,突出细节,抑制噪声,具有亮度保持性能。

## 2. 动态直方图分割

输入图像  $X$ , 灰度动态范围为  $[x_d, x_u]$ , 灰度为  $x$  的像素数目为  $n_x$ , 增强输出图像  $Y$ , 灰度动态范围为  $[y_d, y_u]$ 。直方图包含丰富的信息,两个相邻波谷之间的子直方图对应于图像中一个物体或一个比较完整的区域。Lena 图像及直方图分割结果如图 1 上行,分割为 7 段,大菱形为波谷位置,小方形为波峰位置。

直方图分割结果由波谷位置确定。波谷位置为局部最小值,但不是每个局部最小值都是波谷。为了找到有效的波谷位置,需对直方图进行平滑。

### 2.1. 直方图平滑滤波

$n_x$  可能为零,零点必为局部最小点。对于某些类型的图像,零点可能很多,如果直接对此直方图进行平滑,则平滑程度必须很高,否则会检测出大量波谷,

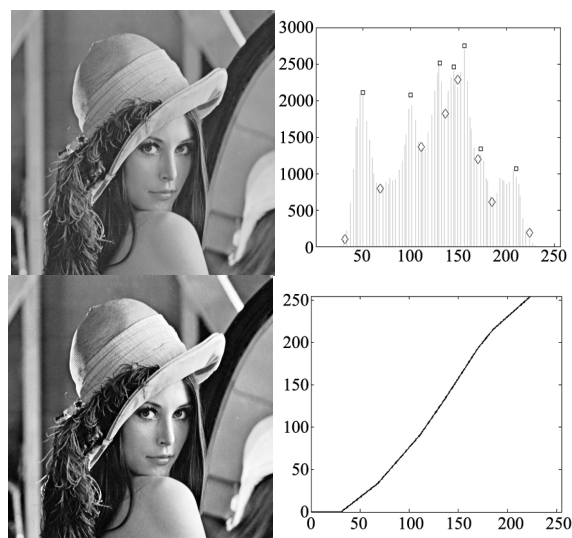


Figure 1. Lena image and its histogram partition, and enhanced image and gray mapping  
图 1. Lena 直方图分割和增强图及灰度映射图

导致直方图过分割。如果平滑程度很高，对直方图比较平滑的图像，会过平滑，导致分割区域过少。为了克服零点的影响，首先对直方图进行最大值滤波，滤波尺寸为3，即  $n'_x = \max(n_{x-1}, n_x, n_{x+1})$ 。滤波尺寸很重要，尺寸大于3，则会掩盖局部最小值；尺寸小于3，达不到有效去除零点影响的作用。

经最大值滤波后，进行指数函数滤波。我国学者沈俊在进行边缘检测研究中，证明在阶跃边缘和可加白噪声模型下，就信噪比最大准则，最佳滤波器是对称的指数函数，对一维数据，形式如下<sup>[15]</sup>：

$$\begin{aligned} F(x) &= c_1 c_2^{|x|} \\ c_1 &= a/(2-a), \\ c_2 &= 1-a, a \in (0,1) \end{aligned} \quad (1)$$

$a$  越大，平滑能力减弱，但定位精度高。本文对 Bekeley 图像库 BSDS300<sup>[16]</sup>进行试验，确定  $a$  为 0.7。沈俊证明：用上述指数函数滤波，等价于进行两次正反向的递推滤波来实现。对于数据  $n_x$ ，第一遍从左向右扫描，得到  $n1_x$ ：

$$n1_x = n1_{x-1} + a(n_x - n1_{x-1}), x=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

第二遍从右向左扫描，得到：

$$n2_x = n2_{x+1} + a(n1_x - n2_{x+1}), x=n, \dots, 2, 1 \quad (3)$$

$n2_x$  即为平滑后直方图。

## 2.2. 直方图分割

对于平滑后直方图  $n2_x$ ，局部最小值位置即为波谷位置  $x'_s$ ，滤波尺寸为5，即

$n2_{x'_s} \equiv \min(n2_k), k \in [x'_s - 2, x'_s + 2]$ 。这样输入图像  $X$  被分割为各个灰度区域：

$[x'_s, x'_x] \cup [x'_s, x'_x] \dots \cup [x'_s, x'_x]$ ，最左边有效灰度  $x'_s$  定义为：

$$\sum_{k=x'_d}^{x'_s} n_k \geq Nth, \sum_{k=x'_d}^{x'_s-1} n_k < Nth \quad (4)$$

最右边有效灰度  $x'_s$  定义为：

$$\sum_{k=x'_s-1}^{x'_u} n_k \geq Nth, \sum_{k=x'_s}^{x'_u} n_k < Nth \quad (5)$$

其中  $Nth$  为像素数目阈值，本文对 Bekeley 图像库 BSDS300 进行试验，取为图像总像素数目的 0.1%。

## 3. 基于人类视觉的灰度映射

输入图像  $X$  灰度位于  $[x'_s, x'_r]$  范围外的像素，分别映射为  $y_d$  和  $y_u$ 。第  $k$  段  $[x'_s, x'_s]$  动态映射为输出图像  $Y$  的  $[y_k, y_{k+1}]$ ，与权重  $\alpha_k$  成正比， $\alpha_k$  越大，输入图像  $X$  第  $k$  段细节越突出。人类视觉对于分布范围广数据的突然变化敏感，对分布范围窄数据的平滑变化迟钝；对图像中面积大区域的灰度变化迟钝，对图像中面积小区域的灰度变化敏感；对整体偏亮的图像中暗部敏感，整体偏暗的图像中亮部敏感。根据人类视觉这些特点， $\alpha_k$  应该与第  $k$  段内像素数目总和及数据分散程度相关、和第  $k$  段内像素灰度均值相关。本文设计为：

$$\alpha_k = std_k^\gamma cdf_k^\eta \text{mean}_k^\lambda \quad (6)$$

其中  $std_k$  为第  $k$  段内像素灰度标准差， $cdf_k$  为第  $k$  段内像素数目总和， $\text{mean}_k$  为第  $k$  段内像素灰度均值。标准差反映数据的分散程度，指数  $\gamma \in (0,1]$ ，表示数据越分散，权重  $\alpha_k$  越大。 $\gamma$  越小，数据分散程度的影响越小，本文取  $\gamma = 0.5$ 。 $cdf_k$  表征区域面积大小，全局直方图均衡算法中，指数  $\eta = 1$ ，成正比，说明权重  $\alpha_k$  与区域面积无关，这与人类视觉特点不相符。本文取  $\eta = 0.5$ ，抑制大面积区域，突出小面积区域。 $\text{mean}_k$  表征区域亮度，指数  $\lambda > 0$  表示突出图像亮部， $\lambda < 0$  表示突出图像暗部。根据人类视觉特点，本文取为：

$$\lambda = 0.6 - (\text{mean}_x / 160)^{2.5} \quad (7)$$

其中  $\text{mean}_x$  是输入图像  $X$  均值。上式说明图像均值低于 130 时， $\lambda > 0$  突出亮部，均值越低，亮部越突出；图像均值高于 130 时， $\lambda < 0$  突出暗部，均值越高，暗部越突出；与人类视觉特点相符。

最后，本文算法中各参数是根据对 Bekeley 图像库 BSDS300 进行优化的，该数据库包含各种自然场景，图像种类丰富。后面的实验结果表明本文算法达到了参数自适应的目的。

最后，根据归一化的  $\alpha_k$ ，映射公式为：

$$\begin{aligned} y^k &= y_d + (y_u - y_d) \sum_{i=1}^{k-1} \alpha_i \\ y^{k+1} &= y^k + (y_u - y_d) \alpha_k \end{aligned} \quad (8)$$

保证输出图像  $Y$  映射为：

$[y^1 = y_d, y^2] \cup [y^2, y^3] \dots \cup [y^D, y^{D+1} = y_u]$ ，对于 8

位图像  $[y_d, y_u] = [0, 255]$ 。图 1 下行为 Lena 图像增强结果及灰度映射图。

## 4. 实验结果

本文算法与 GHE, BPHEME, CEBGA, HMF, CEGMM 进行比较。测试图片的平均亮度和对比度分散范围大, 因此, 这些图片适合在不同环境下对增强算法进行评价。

对图像增强效果进行定量评价是很困难的, 因此, 本文用视觉效果进行定性评价, 使用绝对平均亮度差(absolute MB error, AMBE)和离散熵(discrete entropy, DE)作为定量评价指标。AMBE 是输入图像  $X$  平均亮度和输出图像  $Y$  平均亮度绝对差:

$$AMBE(X, Y) = |MB(X) - MB(Y)| \quad (9)$$

AMBE 越低, 亮度保持效果越好。DE 测量图像所包含的信息, DE 值越大说明图像细节越丰富, 定义为:

$$DE(X) = -\sum_{x_i} p(x_i) \log(p(x_i)) \quad (10)$$

$p(x_i)$  是像素灰度  $x_i$  的概率密度。

### 4.1. 视觉效果定性评价

一些标准测试图片来衡量算法优劣<sup>[17-19]</sup>, 处理结果如图 2 至 6。为了使读者能看清本文算法增强效果细节, 本算法增强图单独列出为图 2。图 3 是夜晚烟花场景, GHE 增加了图片整体亮度, 但对比度增加不明显, 有明显的冲洗痕迹, 暗部和亮部都变得更亮。BPHEME 虽保持了图像的整体亮度, 但没有增加对比度。HMF 获得高的对比度和动态范围, 但是火花周围的烟雾被过度增亮, 难于分辨, 而且整体过于偏亮。CEBGA 仅仅是提高了图像整体亮度, 对比度没有任何改善。CEGMM 获得较好的对比度增强效果, 但是整体稍微偏亮。本文算法保持了整体亮度, 火花和烟雾亮度得到了提高, 边缘清晰可分, 对比度增强效果明显。

图 4 岛屿图像平均亮度为 125, 非常接近 127.5, 各种算法增强结果相似。本文算法特别增强了海面的层次感。

图 5 为空中俯拍的城市, GHE 显著增加了整体对比度, 但是图像变得更暗了。BPHEME, HMF, CEBGA

和 CEGMM 算法的对比度增加十分微弱。本文算法提供了足够的对比度提升, 同时没有使图像变暗。

图 6 女孩图像对增强算法是个挑战, 如非常亮和暗的物体, 平均亮度 139。由于平均亮度接近 127.5, GHE 和 BPHEME 结果类似, 视觉效果很差; 相比, HMF 获得了更自然增强效果。CEBGA 也获得了自然效果, 但是对比度增强效果不明显。本文算法和 CEGMM 效果较一致, 获得了自然增强效果, 虽然头发偏暗, 但对比度获得了较大提升。

### 4.2. 定量评价

首先, AMBE 和 DE 不总是个好的增强性能评价指标, 因为与视觉效果有不一致的情况发生。例如, Girl 图像, 各算法的 AMBE 是: GHE = 5.60, BPHEME = 5.50, HMF = 10.30, CEBGA = 1.60, CEGMM = 12.90 和本算法为 6.10。这表明 CEBGA 获得了亮度保持最好性能, CEGMM 最差, 本算法居中。Girl 源图的 DE 是 3.87, 各算法 DE 为: GHE = 3.65, BPHEME = 3.65, HMF = 3.70, CEBGA = 3.45, CEGMM = 3.81 和本算法为 3.84, 表明本算法最佳。

为了客观评价本文算法性能, 需大量各种类型图片, 使用 Berkeley 图像数据库 BSDS300 进行评价<sup>[16]</sup>。对源图像和增强图像分别计算 MB 和 DE 值, 源图像数值按递增排序, 增强图像数值对应输出, 结果如图 7, 由于版面原因, 其他算法结果见文献[2]。各算法平均 AMBE 为: GHE = 21.09, BPHEME = 1.30, HMF = 10.07, CEBGA = 12.23, CEGMM = 8.80 和本算法为 9.65。这表明相对亮度保持性能, BPHEME 最佳, CEGMM 次之, 本文算法优于 HMF 和 CEBGA。图 6(a)显示本文算法增强图像平均亮度比源图像偏高, 但总体与源图像平均亮度相关, 相关系数为 0.8867。各算法平均 DE 绝对差值为: GHE = 0.12, BPHEME = 0.12, HMF = 0.05, CEBGA = 0.38, CEGMM = 0.04 和本算法为 0.05。由于 DE 与图像整体信息量相关, 本算法保持图像信息量方面仅比 CEGMM 稍差。图 6(b)显示本文算法 DE 总是比源图像稍微偏低, 相关度很高, 相关系数为 0.9913。

最后, 为了定量评价对比度增强效果, 本文采用对比度增强指标(EME)<sup>[20]</sup>, 图像对比度如果增强, 则 EME 会增加。EME 计算公式如下:



Figure 2. Enhancement results of the proposed algorithm  
图 2. 本文算法增强结果



Figure 3. Enhancement results for fireworks: (a) Original; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM  
图 3. 烟花增强结果: (a) 原图像; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM



Figure 4. Enhancement results for island: (a) Original; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM  
图 4. 岛屿增强结果: (a) 原图像; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM

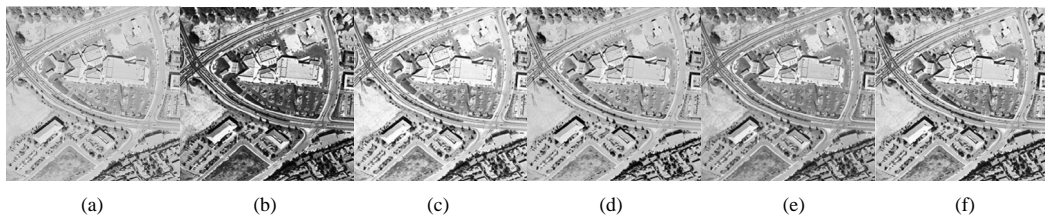


Figure 5. Enhancement results for city: (a) Original; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM  
图 5. 城市增强结果: (a) 原图像; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM

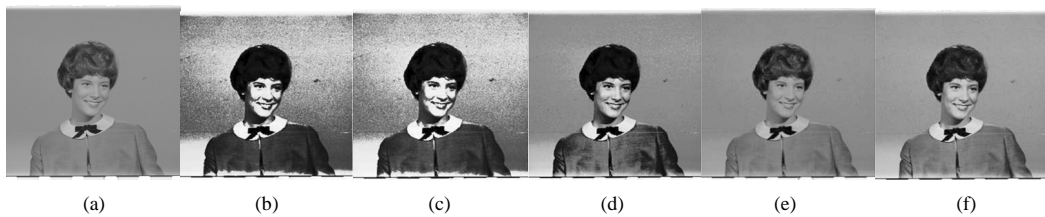


Figure 6. Enhancement results for girl: (a) Original; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM  
图 6. 女孩增强结果: (a) 原图像; (b) GHE; (c) BPHEME; (d) HMF; (e) CEBGA; (f) CEGMM

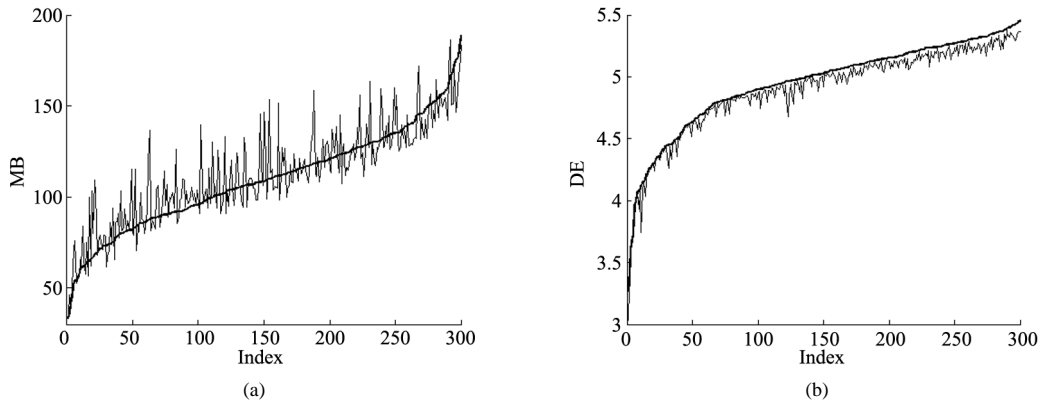


Figure 7. Quantitative results on BSDS300: (a) MB; (b) DE  
图 7. BSDS300 定量评价: (a) MB; (b) DE

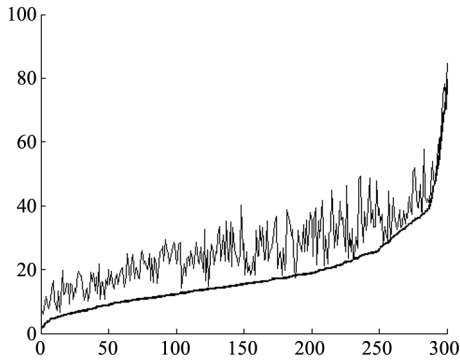


Figure 8. EME quantitative results on BSDS300  
图 8. BSDS300 定量评价 EME

$$EME = \frac{1}{Num} \sum_{i=1}^{Num} 20 \log \frac{B_{max}(i)}{B_{min}(i)} \quad (11)$$

式中, Num 为分割图像块总数,  $B_{max}(i)$  为图像块  $i$  中灰度最大值,  $B_{min}(i)$  为图像块  $i$  中灰度最小值。本文图像块大小为  $8 \times 8$ 。使用 Berkeley 图像数据库 BSDS300 进行评价<sup>[16]</sup>。对源图像和增强图像分别计算 MB 和 DE 值, 源图像数值按递增排序, 增强图像数值对应输出, 结果如图 8。

### 4.3. 算法复杂度分析

本文算法复杂度与 GHE 相当, 仅增加了直方图平滑、求波谷和计算权值  $\alpha_k$  过程。直方图平滑包括最大值滤波和指数函数滤波, 复杂度为  $256 \times 3$ , 其中 256 是 8 位灰度图像分辨率, 3 包括最大值滤波一趟和指数函数两次正反向滤波。计算波谷是最小值滤波, 复杂度为  $256 \times 1$ 。权值可完全通过直方图进行计算, 故复杂度为  $256 \times 2$ , 2 为求均值和标准差各一趟。

与 GHE 算法相比, 总共增加的复杂度为  $256 \times 6$ , 可完全满足实时要求。

### 5. 结论

本文结合人类视觉特点和动态直方图分割技术, 提出了一种自动图像增强算法, 该算法对不同类型的图像能产生满意的视觉增强效果。与各种算法性能比较说明, 该算法能在各种光照环境下达到足够好的均衡效果, 并且参数具有自适应性。使用 Berkeley BSDS300 图像库, 显示本算法能获得较好的亮度和离散熵保持性能。最后, 本算法能用于实时系统。

### 参考文献 (References)

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods. Digital image processing. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2006.
- [2] T. Celik, T. Tjahjadi. Automatic image equalization and contrast enhancement using Gaussian mixture modeling. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(1): 145-156.
- [3] J. Mukherjee, S. Mitra. Enhancement of color images by scaling the DCT coefficients. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1783-1794.
- [4] S. Agaian, B. Silver and K. Panetta. Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(3): 741-758.
- [5] T. K. Kim, J. K. Paik and B. S. Kang. Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1998, 44(1): 82-87.
- [6] Y.-T. Kim. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1997, 43(1): 1-8.
- [7] Y. Wang, Q. Chen and B. Zhang. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1999, 45(1): 68-75.
- [8] S.-D. Chen, A. Ramli. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2003, 49(4): 1310-1319.

- [9] M. Abdullah-Al-Wadud, M. Kabir, M. Dewan and O. Chae. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2007, 53(2): 593-600.
- [10] C. Wang, Z. Ye. Brightness preserving histogram equalization with maximum entropy: A variational perspective. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2005, 51(4): 1326-1334.
- [11] C. Wang, J. Peng and Z. Ye. Flattest histogram specification with accurate brightness preservation. *IET Image Processing*, 2008, 2(5): 249-262.
- [12] T. Arici, S. Dikbas and Y. Altunbasak. A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(9): 1921-1935.
- [13] S. Hashemi, S. Kiani, N. Noroozi and M. E. Moghaddam. An image contrast enhancement method based on genetic algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(13): 1816-1824.
- [14] M. Figueiredo, A. Jain. Unsupervised learning of finite mixture models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(3): 381-396.
- [15] J. Shen, S. Castan. An optimal linear operator for step edge detection. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1992, 54(2): 112-133.
- [16] P. Arbeláez, M. Maire, C. Fowlkes and J. Malik. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 898-916.
- [17] [http://www.imagecompression.info/test\\_images/](http://www.imagecompression.info/test_images/)
- [18] <http://r0k.us/graphics/kodak/>
- [19] <http://sipi.usc.edu/database/>
- [20] S. S. Agaian, K. Panetta and A. M. Grigoryan. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(3): 367-382.