

基于亮度保持的子图像加权对比度增强

吕宗伟

(重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室,重庆,400030)

摘 要: 本文提出了一种有效的基于亮度保持对比度增强算法.利用 BBHE(brightness preserving bi-histogram equalization)算法产生的两个子图像,对两个子图像进行加权求和,从而得到输出图像.同时,根据输入图像以及两个子图像的亮度均值,给出了一种基于亮度保持的权重系数的计算方法.实验结果表明,与其它亮度保持对比度增强算法相比,本文算法能够更准确地保持输入图像的亮度均值以及较好地实现对对比度增强.另外,本文算法计算简单,能够满足实时性的要求.

关键词: 直方图均衡;亮度保持;对比度增强

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2013)02-0281-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.02.012

Brightness-Preserving Based Weighted Sub-Images for Contrast Enhancement

LÜ Zong-wei

(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: In this paper, an efficient contrast enhancement method based on brightness-preserving is proposed. This method defines the output image as the weighted sum of the two sub-images generated by BBHE. At the same time, a brightness-preserving way, based on the mean brightness of the input image and two sub-images, to calculate two weight coefficients is given. It is shown through the experimental results that the proposed method can preserve the mean brightness with higher accuracy than many other brightness-preserving methods while enhancing the contrast efficiently. In addition, the proposed method in this paper is quite simple which makes it meet the requirement of real-time.

Key words: histogram equalization; brightness preservation; contrast enhancement

1 引言

对比度增强在图像处理中具有重要的作用,其目的是提高图像的视觉质量,使得增强之后的图像较原始图像更容易被人或者计算机系统所接受.对比度增强的方法通常可以分为两大类,即:基于变换域(Transform Domain)和空间域(Spatial Domain)的对比度增强.

基于变换域的增强方法通常采用二维的 DFT(Discrete Fourier Transform)或者 DCT(Discrete Cosine Transform)等将图像变换到频域,然后按照线性或者非线性的方式处理频域系数,最后采用相应的反变换恢复到空间域^[1~3].尽管基于变换域的方法通常能够实现有效的对比度增强,但是它们也存在很多缺陷,如:噪声以及参数的自动选择等^[2].

基于空间域的方法通过直接变换图像的灰度像素,从而实现灰度区间的延伸以及图像的直方图均衡化^[4~14].其中,直方图均衡算法(Histogram Equalization, HE)被广泛应用于数字图像的对比度增强.但是,传统的直方图均衡算法不能很好地保持输入图像的亮度均值,从而使得输出图像出现局部过度增强或者噪声放大等问题.

为了能够有效地解决这个问题,提出了许多基于 HE 的算法,例如:BBHE(Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization)算法^[4]、DSIHE(Dualistic Sub-Image Histogram Equalization)算法^[5]、RMSHE(Recursive Mean Separate Histogram Equalization)算法^[6]、RSIHE(Recursive Sub-Image Histogram Equalization)算法^[7]、DHE(Dynamic Histogram Equalization)算法^[8]、BPDHE(Brightness Preserving Dynamic

Histogram Equalization) 算法^[9]、BHEPLD (Bi-Histogram Equalization Median Plateau Limit) 算法^[10]等。

尽管以上方法可以实现图像整体的对比度增强,但是对于局部细节往往不能够实现有效的增强.因此,提出了基于局部直方图均衡的增强方法^[11~14].虽然局部增强方法能够增强图像的细节,但是它们也都存在一些缺点,如:计算量比较大以及明显的块与块之间的重叠效应等.同时,图像的整体视觉效果会降低.

基于此,在本文中,给出了一种简单有效的基于亮度保持的对比度增强算法.与其它算法相比,本文算法不但能够准确保持输入图像的亮度,而且能够实现有效的对比度增强以及可以有效防止过度增强等噪声问题.尤为重要,本法算法计算简单,完全能够满足实时性的要求.

2 BHE 算法

对于一个给定的图像 X , 它的亮度均值为 $X_m \in \{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$, X_i 表示灰度值, L 表示灰度区间的长度. 根据亮度均值 X_m , 将输入图像划分为两个子图像 X_L 和 X_U :

$$X = X_L \cup X_U \quad (1)$$

$$X_L = \{X(i, j) \mid X(i, j) \leq X_m, \forall X(i, j) \in X\} \quad (2)$$

$$X_U = \{X(i, j) \mid X(i, j) > X_m, \forall X(i, j) \in X\} \quad (3)$$

对于子图像 X_L , 它的概率密度函数 (Probability Density Function, PDF) 和累计分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 为:

$$P_L(X_k) = \frac{n_L^k}{n_L}, k = 0, 1, \dots, m \quad (4)$$

$$C_L(X_k) = \sum_{j=0}^k P_L(X_j) \quad (5)$$

这里, n_L^k 表示子图像 X_L 中灰度为 X_k 的像素的个数, n_L 表示子图像 X_L 中的总像素个数, 即: $n_L = \sum_{k=0}^m n_L^k$.

同理, 对于子图像 X_U , 它的概率密度函数和累计分布函数为:

$$P_U(X_k) = \frac{n_U^k}{n_U}, k = m+1, m+2, \dots, L-1 \quad (6)$$

$$C_U(X_k) = \sum_{j=m+1}^k P_U(X_j) \quad (7)$$

根据累积分布函数, 定义子图像 X_L 和 X_U 的转换函数为:

$$f_L(x) = X_0 + (X_m - X_0) \times C_L(x) \quad (8)$$

$$f_U(x) = X_{m+1} + (X_{L-1} - X_{m+1}) \times C_U(x) \quad (9)$$

输出图像 Y 为:

$$Y = \{Y(i, j)\} = f_L(X_L) \cup f_U(X_U) \quad (10)$$

可以看到, BBHE 算法分别对两个子图像使用 HE

算法, 然后将结果合并, 从而得到了最后的输出图像.

3 亮度保持的子图像加权算法 (Brightness-Preserving Weighted Sub-Images, BPWSI)

在 BBHE 算法中, 分别对两个子图像使用 HE 算法, 然后将结果进行合并. 因此, BBHE 算法也会导致子图像局部增强, 不能较好地保持输入图像的亮度.

为了有效地解决这个问题, 根据式(8)和(9), 本文定义如下两个子图像 Y_L 和 Y_U :

$$Y_L = f_L(X_L) \cup X_U \quad (11)$$

$$Y_U = f_U(X_U) \cup X_L \quad (12)$$

显然, 子图像 Y_L 中小于亮度均值 X_m 的像素由式(8)转换得到的, 而大于 X_m 的像素是输入图像 X 中的原始像素. 同样, 子图像 Y_U 中大于亮度均值的像素由式(9)转换而成的, 而小于 X_m 的像素是输入图像 X 中的原始像素. 用这样的方式得到的两个子图像 Y_L 和 Y_U 中仍然有可能出现局部过度增强的效果, 必须采用一种有效的方法将这两个子图像进行合并, 从而得到的输出图像中不会出现局部过度增强的效果, 并且亮度均值得到准确的保持.

本文采用加权求和的方式, 对两个子图像进行合并, 即, 定义输出图像 Y 为:

$$Y = \lambda_L Y_L + \lambda_U Y_U \quad (13)$$

这里, λ_L 和 λ_U 为权重系数.

由于算法的首要目标是输出图像的亮度能够保持输入图像的亮度均值, 因此, 可以对系数 λ_L 和 λ_U 做如下约束:

$$M_X = \lambda_L M_{Y_L} + \lambda_U M_{Y_U} \quad (14)$$

这里, M_X , M_{Y_L} 和 M_{Y_U} 表示输入图像 X , 输出子图像 Y_L 和 Y_U 的亮度均值.

单独根据式(14)无法确定两个系数 λ_L 和 λ_U , 因此需要再增加一个约束.

事实上, 每个子图像 Y_L 和 Y_U 的亮度均值都会与输入图像的亮度均值发生一定的偏移. 根据式(13)合并两个子图像 Y_L 和 Y_U 时, 如果它们的亮度均值与输入图像的亮度均值的偏移满足以下条件, 则输出图像的亮度均值能够保持输入图像的亮度.

$$\lambda_L (M_{Y_L} - M_X) + \lambda_U (M_{Y_U} - M_X) = 0 \quad (15)$$

将上式展开, 并且利用式(14), 可以得到:

$$\lambda_L + \lambda_U = 1 \quad (16)$$

根据式(14)和(16)两个约束, 可以确定系数 λ_L 和 λ_U :

$$\lambda_L = \frac{M_X - M_{Y_U}}{M_{Y_L} - M_{Y_U}} \quad (17)$$

$$\lambda_U = \frac{M_{Y_L} - M_X}{M_{Y_L} - M_{Y_U}} \quad (18)$$

利用式(13)、(17)和(18),就可以得到输出图像 Y , 如下式所示.

$$Y = \frac{M_X - M_{Y_U}}{M_{Y_L} - M_{Y_U}} Y_L + \frac{M_{Y_L} - M_X}{M_{Y_L} - M_{Y_U}} Y_U \quad (19)$$

仔细观察式(17)和(18),可以看到:当输入图像 X 、输出子图像 Y_L 和 Y_U 发生变化时,系数 λ_L 和 λ_U 的取值也会发生相应的变化.

(1) Case 1: 当 $M_{Y_L} < M_{Y_U} < M_X$ 或者 $M_X < M_{Y_U} < M_{Y_L}$ 时, $\lambda_L < 0, \lambda_U > 1$; 同理, 当 $M_{Y_U} < M_{Y_L} < M_X$ 或者 $M_X < M_{Y_L} < M_{Y_U}$ 时, $\lambda_L > 1, \lambda_U < 0$. 此时, 由于 $\lambda_U > 1$ 或者 $\lambda_L > 1$, Y_U 或者 Y_L 可能会被过度增强, 因此, 输出图像可能会存在局部过度增强的效果.

(2) Case 2: 当 $M_X \approx M_{Y_U}$ 时, $\lambda_L \approx 0, \lambda_U \approx 1$, 输出图像 $Y \approx Y_U$; 同理, 当 $M_X \approx M_{Y_L}$ 时, $\lambda_L \approx 1, \lambda_U \approx 0$, 输出图像 $Y \approx Y_L$. 此时, 输入图像的亮度均值能够得到准确地保持, 但是由于子图像 Y_U 或者 Y_L 只有部分被均衡, 如式(11)和(12)所示, 输出图像的对比增强效果会减弱.

(3) Case 3: 其它情况下, $0 < \lambda_L < 1, 0 < \lambda_U < 1$. 输入图像的亮度均值能够得到较为准确地保持, 同时对对比增强的效果也会较好.

通过上面的分析可以看到, 对于 Case 1 和 Case 2 两种情况, 显然是由于分割点的选择造成的. 为了解决这个问题, 可以重新选择分割点. 但是, 重新选择一个合适的分割点, 需要消耗一定的计算时间. 并且, 实际发现, 对于某些图像, 根本无法找到一个合适的分割点, 能够满足 Case 3. 因此, 在本文中, 采用另外一种策略来解决这个问题.

仔细分析上面 3 种情况, 可以看到, 当输入图像 X 的亮度均值 M_X 位于两个子图像 Y_L 和 Y_U 的亮度均值 M_{Y_L} 和 M_{Y_U} 之外时, 就会出现 Case 1 和 Case 2 两种情况.

基于此, 本文对(14)和(15)式进行如下的松弛 (Relax).

$$\lambda_L M_{Y_L} + \lambda_U M_{Y_U} = M'_X \quad (20)$$

$$\lambda_L (M_{Y_L} - M'_X) + \lambda_U (M_{Y_U} - M'_X) = \delta \quad (21)$$

这里, $M'_X = \min\{M_{Y_L}, M_{Y_U}\} + \delta, \delta > 0$.

即: 让输入图像的亮度均值 M_X 发生一定程度的偏移, 使其位于两个子图像 Y_L 和 Y_U 的亮度均值 M_{Y_L} 和 M_{Y_U} 之间, 此时就可以满足 Case 3.

联立求解式(20)和(21), 可以得到:

$$\lambda_L = \frac{M'_X - (1 - \frac{\delta}{M'_X}) M_{Y_U}}{M_{Y_L} - M_{Y_U}} \quad (22)$$

$$\lambda_U = \frac{M'_X - (1 - \frac{\delta}{M'_X}) M_{Y_L}}{M_{Y_U} - M_{Y_L}} \quad (23)$$

输出图像 Y 为:

$$Y = \frac{M'_X - (1 - \frac{\delta}{M'_X}) M_{Y_U}}{M_{Y_L} - M_{Y_U}} Y_L + \frac{M'_X - (1 - \frac{\delta}{M'_X}) M_{Y_L}}{M_{Y_U} - M_{Y_L}} Y_U \quad (24)$$

采用上面的计算策略, 虽然输出图像的亮度均值与输入图像的亮度均值会发生一定的偏移, 但是, 由于避免了重新选择分割点, 从而节省了大量的计算时间, 可以提高算法的效率.

此处, 需要讨论参数 δ 对权重系数 λ_L 和 λ_U 的影响, 避免出现 $\lambda_L < 0 (\lambda_U < 0)$ 或者 $\lambda_L > 1 (\lambda_U > 1)$ 的情况.

将式(22)和(23)相加, 可以得到,

$$\lambda_L + \lambda_U = 1 - \frac{\delta}{M'_X} \quad (25)$$

由于 $0 < \frac{\delta}{M'_X} < 1$, 所以,

$$0 < \lambda_L + \lambda_U < 1 \quad (26)$$

根据式(26), 只需要保证 $\lambda_L > 0$ 和 $\lambda_U > 0$, 就可以避免出现 $\lambda_L < 0 (\lambda_U < 0)$ 或者 $\lambda_L > 1 (\lambda_U > 1)$ 的情况.

在下面, 我们讨论两种情况.

(1) 当 $\min\{M_{Y_L}, M_{Y_U}\} = M_{Y_L}$ 时, $M'_X = M_{Y_L} + \delta$.

根据式(22),

$$\lambda_L = \frac{M'_X - (1 - \frac{\delta}{M'_X}) M_{Y_U}}{M_{Y_L} - M_{Y_U}} > 0$$

求解上述不等式, 可以得到

$$\delta < \sqrt{M_{Y_L} M_{Y_U}} - M_{Y_L} \quad (27)$$

根据式(23),

$$\lambda_U = \frac{M'_X - (1 - \frac{\delta}{M'_X}) M_{Y_L}}{M_{Y_U} - M_{Y_L}} > 0$$

求解上式, 可以得到

$$\delta + \frac{\delta}{M_{Y_L} + \delta} > 0$$

显然, 考虑到 $\delta > 0$, 上式是成立的.

因此, 当 $\min\{M_{Y_L}, M_{Y_U}\} = M_{Y_L}$ 时, 为了避免出现 $\lambda_L < 0 (\lambda_U < 0)$ 或者 $\lambda_L > 1 (\lambda_U > 1)$ 的情况, δ 应该满足式(27).

(2) 同理, 当 $\min\{M_{Y_L}, M_{Y_U}\} = M_{Y_U}$ 时, $M'_X = M_{Y_U} + \delta$, δ 应该满足下式,

$$\delta < \sqrt{M_{Y_L} M_{Y_U}} - M_{Y_U} \quad (28)$$

综合以上两种情况, 可以得到,

$$\begin{cases} 0 < \delta < \sqrt{M_{Y_L} M_{Y_U}} - M_{Y_L}, & \text{if } \min\{M_{Y_L}, M_{Y_U}\} = M_{Y_L} \\ 0 < \delta < \sqrt{M_{Y_L} M_{Y_U}} - M_{Y_U}, & \text{if } \min\{M_{Y_L}, M_{Y_U}\} = M_{Y_U} \end{cases} \quad (29)$$

实际计算时, δ 应该满足式(29). 通常, 可以根据 $\min\{M_{Y_L}, M_{Y_U}\}$ 与 M_X 的绝对差值来决定偏移参数 δ 的大小. 差值越大, δ 应该较小. 而差值越小, δ 可以偏大一些.

4 实验结果与分析

采用 AAMBE(Average Absolute Mean Brightness Error) 来衡量算法保持输入图像亮度均值的性能, AAMBE 值越小表示输入与输出图像的亮度均值差值较小; APSNR(Average Peak Signal Noise Ratio) 来衡量输出图像中噪声的大小, APSNR 值越大, 表示输出图像中的噪声比较小; AE(Average Entropy) 来衡量输出图像所包含的输入图像的信息内容, AE 值越大, 表示输出图像中含有输入图像中的信息量越大.

AAMBE 的定义如下^[10]:

$$\text{AAMBE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |M_i(X) - M_i(Y)| \quad (30)$$

这里, N 表示测试图像的总数, $M_i(X)$ 表示输入图的亮度均值, $M_i(Y)$ 表示输出图像的亮度均值.

APSNR 的定义如下^[10]:

$$\text{APSNR} = \frac{1}{N} 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (X_{i,j} - Y_{i,j})^2} \quad (31)$$

这里, $X_{i,j}$ 和 $Y_{i,j}$ 表示位于 (i, j) 的输入和输出图像的灰

度, H 和 W 表示图像的大小.

AE 的定义如下^[10]:

$$\text{AE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{255} P(X_i) \times \log_2 P(X_i) \quad (32)$$

这里, $P(X_i)$ 表示灰度值 X_i 的概率密度函数.

表 1 给出了对 80 幅标准图像的计算结果.

表 1 各种算法的 AAMBE、APSNR 和 AE 计算结果

算法	AAMBE	APSNR	AE
HE	41.4557	12.9419	6.1070
BBHE	16.6857	16.0426	6.1052
DSIHE	15.5231	15.2839	6.1361
RSIHE	6.9589	19.8704	6.0950
RMSHE	4.2493	22.6584	6.0955
BHEPLD	3.9764	24.2088	6.2853
BPWSI	0.2191	24.6564	6.2159

从表 1 可以看到, 相对于 HE、BBHE、DSIHE、RSIHE、RMSHE 和 BHEPLD 算法, 本文算法 BPWSI 保持亮度均值的性能最好. 基本上, BPWSI 算法的输出图像的亮度均值与输入图像的亮度均值的平均偏移不到一个单位的灰度值, 这显示了该算法在保持亮度均值方面的良好性能. 从 APSNR 值来看, BHEPLD 算法和本文算法 BPWSI 要大于其它算法, 因此, 这两个算法的输出图像中的噪声相对较小. 对于 AE 值, BHEPLD 算法最好, 而本文算法 BPWSI 其次, 表示这两个算法含有输入图像中较多的信息内容. 综合这三个指标, 本文算法 BPWSI 的性能最好.

为了评估算法实现对比度增强的效果, 图 1~3 给

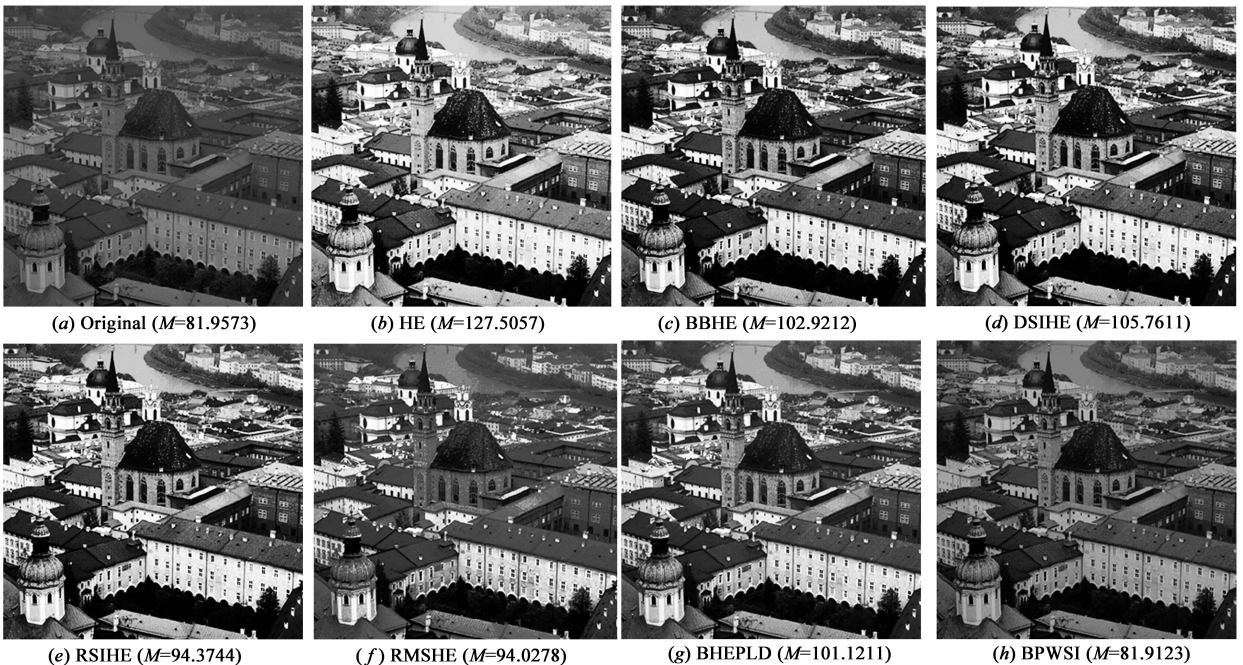


图 1 各种算法对测试图像 1 的计算结果

出了各种算法对 3 幅测试图像的计算结果. 其中, 括号内的 M 表示图像的亮度均值.

在图 1 中可以看到, 图 1(b) ~ (g) 中的建筑物的墙面部分都出现了不同程度的过度增强. 在图 1(h) 中, 本文算法增强的图像没有出现过度增强, 并且其亮度与输入图像的亮度几乎是一直的.

在图 2 中, 图 2(b) ~ (f) 中也出现了过度增强, 例如: 门上的圆形把手的图纹细节几乎都丢失了. 在图 2(g) 中, BHEPLD 虽然能够较好保持输入图像的亮度, 但是其对比度增强的效果不是很好. 而在图 2(h) 中, 本文算法增强之后的图像不但保持了输入图像的亮度, 并

且没有出现过度增强. 同时, 图像的细节部分也保持的比较好, 例如: 门上的圆形把手的图纹细节非常清楚.

图 1 和图 2 都满足本文前面所讨论的 Case 3 这种情况. 在图 3(a) 中, 给出了一幅图像, 它满足 Case 2, 即: $\lambda_L \approx 1$ and $\lambda_U \approx 0$. 因此, 我们需要采用松弛的方法, 即, 利用式 (24) 来计算输出图像. 这里, $M_X = 69.7949$, $M_{Y_L} = 69.5280$, $M_{Y_U} = 116.5653$. 选择 $\delta = 10$, 输出图像如图 3(h) 所示. 显然, 图像得到了有效的增强, 并且没有出现过度增强等噪声, 尽管输出图像的亮度发生了一定的偏移. 而在图 3(b) ~ (g) 中, 天空中的云彩以及建筑物等都出现了明显的过度增强.

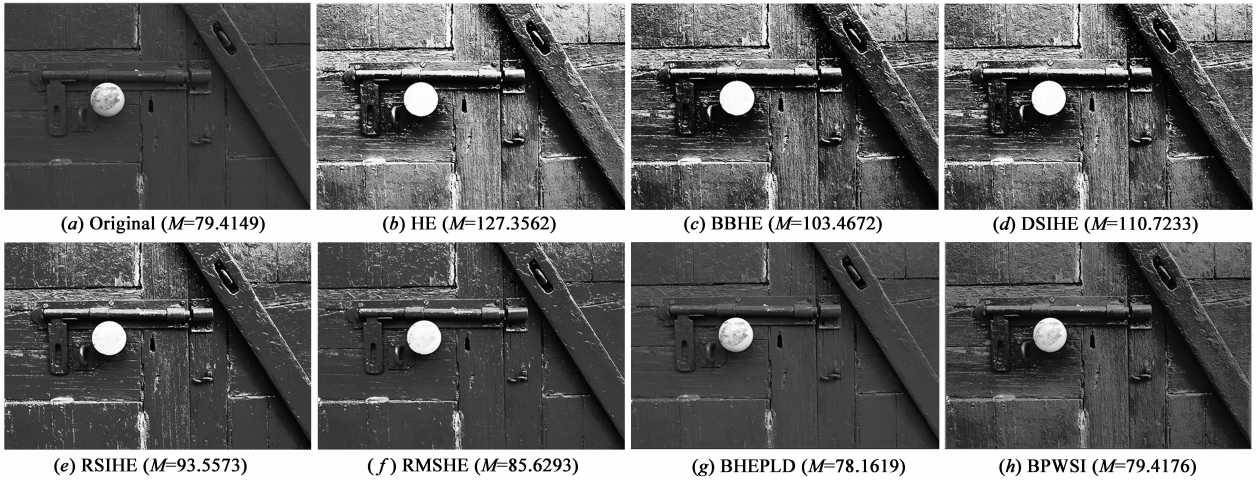


图 2 各种算法对测试图像 2 的计算结果

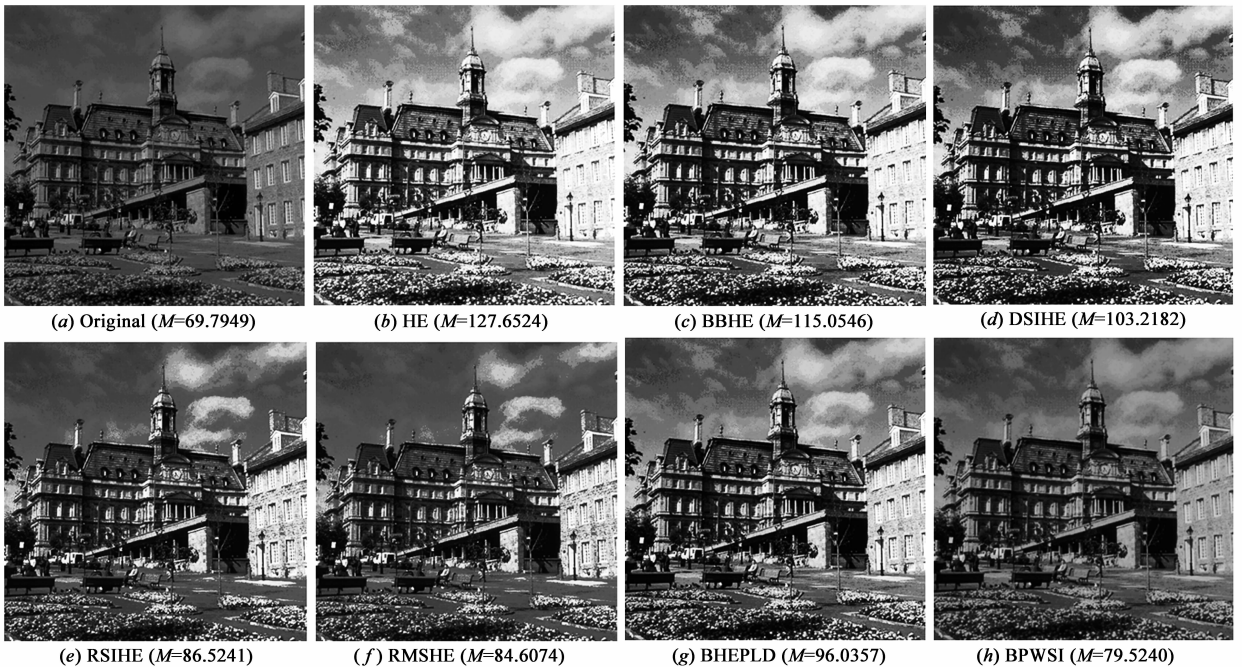


图 3 各种算法对测试图像 3 的计算结果

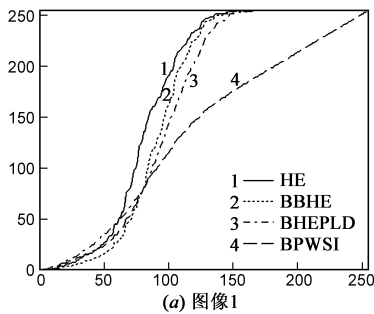
在图 4 中, 给出了图 1、图 2 和图 3 的灰度转换函数 (为了清楚, 只显示了 HE、BBHE、BHEPLD 和本文算法).

从图 4 中可以看到, 相对于其它算法, 本文算法的灰度转换函数更为平滑, 而 HE 算法具有最大的梯度, 这也

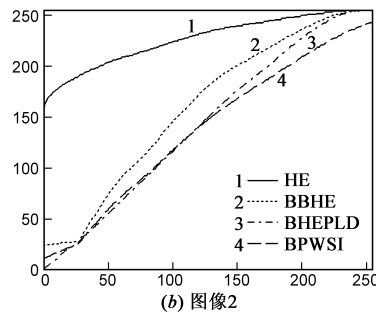
是 HE 算法会使输出图像的亮度发生较大偏移而本文算法能够较好保持亮度的原因。

最后,如式(29)所述,实际计算时,参数 δ 的取值与具体的图像有关.一般来说,如果 δ 的值较大,则可能会

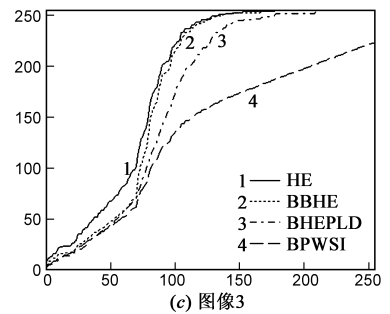
实现较好的对比度增强,但是亮度会发生较大的变化,甚至出现过度增强以及细节丢失等问题.而 δ 较小,对比度增强会减弱.因此,对于一般的图像,实验发现, δ 取值在中间范围时,可以得到令人接受的输出图像.



(a) 图像1



(b) 图像2



(c) 图像3

图4 图像的灰度转换函数

例如,在图 5(a)中,给出了一个原始图像.根据式(29), δ 的取值范围为:

$$0 < \delta < 20.11$$

在图 5(b)~(e)中,分别给出了不同 δ 时的输出图像.

可以看到,当 δ 较小时,亮度保持较好,但是对比度几乎没有得到有效增强.而当 δ 较大时,对比度得到了增强,但是出现了明显的过度增强,例如:在图 5(e)

中的天空以及建筑物的墙面部分等.比较而言,图 5(d)的输出图像实现了较好的对比度增强,没有出现过度增强,图像显得较为自然,同时亮度偏移也不是很大.

5 结语

本文提出的 BPWSI 算法,能够非常准确地保持输入图像的亮度均值,同时能够实现有效的对比度增强.由于能够非常准确地保持输入图像的亮度均值,避免了在其它算法中会经常出现的局部过度增强以及细节丢失等缺陷.同时,本法算法相当简单,能够满足实时性的要求.另外,已经提出的很多算法,例如:DSIHE、RSIHE 和 RMSHE 以及 BHEPLD 等都可以扩展到本文的算法框架中.换句话说,虽然本文利用的是两个子图像加权的方法,其原理也可以扩展到多子图像中去.实验发现,对于多子图像,依然可以得到较好的计算结果.

最后,需要指出的是,由于本文算法是基于亮度保持的,因此对于背景本身较暗的图像,本文算法不能实现较好的对比度增强.对于这种图像,可以首先利用直方图均衡算法改变图像的亮度,然后再利用本文算法实现对对比度增强.采用这样的策略,可以得到对比度增强较好的图像,并且不会出现直方图均衡算法中通常会遇到的过度增强以及大量噪声等.

参考文献

- [1] S Aghagolzadeh, O K Ersoy. Transform image enhancement[J]. Optical Engineering, 1992, 31(3): 614 - 626.
- [2] S S Agaian, K A Panetta, et al. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(3): 367 - 382.
- [3] S S Agaian, B Silver, et al. Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(3): 741 - 758.

(a) Original ($M=69.7949$)(b) $\delta=2$ ($M=71.5630$)(c) $\delta=5$ ($M=74.5590$)(d) $\delta=10$ ($M=79.5240$)(e) $\delta=16$ ($M=85.6489$)图5 不同 δ 时的输出图像

- [4] Y Kim. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1997, 43(1): 1 – 8.
- [5] Y Wan, Q Chen, et al. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1999, 45(1): 68 – 75.
- [6] S Chen, A R Ramli. Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2003, 49(4): 1301 – 1309.
- [7] K S Sim, C P Tso, et al. Recursive sub-image histogram equalization applied to gray scale images[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(3): 1209 – 1221.
- [8] M Abdullah-Al-Wadud, M H Kabir, et al. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53(2): 593 – 600.
- [9] H Ibrahim, N S P Kong. Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53(4): 1752 – 1758.
- [10] C H Ooi, N A M Isa. Adaptive contrast enhancement methods with brightness preserving [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(4): 2543 – 2551.
- [11] M P Stephen, E P Amburn, et al. Adaptive histogram equalization and its variations [J]. Comput Vision Graph Image Processing, 1987, 39(3): 355 – 368.
- [12] J Y Kim, L S Kim, et al. An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(4): 475 – 484.
- [13] T K Kim, J K Paik, et al. Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1998, 44(1): 82 – 86.
- [14] 江巨浪, 张佑生, 薛峰, 胡敏. 保持图像亮度的局部直方图均衡算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(5): 861 – 866. Jiang Ju-lang, Zhang You-sheng, Xue Feng, Hu Min. Local histogram equalization with brightness preservation [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(5): 861 – 866. (in Chinese)

作者简介



吕宗伟 男, 副教授, 1973 年生于重庆. 1995 年毕业于天津大学自动化系, 获学士学位. 1999 年毕业于天津大学自动化系, 获硕士学位. 2002 年毕业于上海交通大学电子系, 获博士学位. 主要研究方向为图像处理、集成电路设计等.
E-mail: luzongwei@hotmail.com