

# 保持图像亮度的局部直方图均衡算法

江巨浪<sup>1,2</sup>, 张佑生<sup>1</sup>, 薛峰<sup>1</sup>, 胡敏<sup>1</sup>

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽合肥 230009 2. 安庆师范学院物理与电气工程学院, 安徽安庆 246011)

**摘要:** 现有的局部直方图均衡算法用于图像的对比度增强时, 输出图像的亮度与输入图像无关. 由于图像增强的很多实际应用需要保持原始图像的亮度, 为此提出一种新的局部直方图均衡算法. 以子块部分重叠的局部直方图均衡算法 (POSHE) 为基础, 改进其对子块图像的均衡方式: 根据亮度均值对子块图像进行递归分解, 得到一系列不同灰度范围的子图像, 然后对每一个子图像在其相应的灰度范围内进行直方图均衡, 最后合并这些子图像的均衡结果. 实验结果表明, 这种局部直方图均衡新算法既能充分增强图像局部细节, 又能保持输入图像的亮度, 且亮度的保持程度可由用户进行控制. 本文算法使所增强的图像具有更加自然的视觉效果, 能更好地满足消费类电子工业对图像对比度增强的应用要求.

**关键词:** 对比度增强; 直方图均衡; 局部直方图均衡; 亮度保持

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 05-0861-06

## Local Histogram Equalization with Brightness Preservation

JIANG Ju-lang<sup>1,2</sup>, ZHANG You-sheng<sup>1</sup>, XUE Feng<sup>1</sup>, HU Min<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Information, Hefei University of Technology, Hefei Anhui 230009, China;

2. School of Physics and Electrical Engineering, Anqing Teacher's College, Anqing, Anhui 246011, China)

**Abstract** As the traditional algorithm for local histogram equalization is used to enhance the contrast of an image the output brightness is always regardless of the input image. However, this is not the desirable property in many applications where preserving the original brightness is essential, so a new algorithm of local histogram equalization is proposed. Based on the algorithm of partially overlapped sub-block histogram equalization (POSHE), we change the way of equalizing sub-block based on the mean, each sub-block is separated recursively into a series of sub-images with different gray ranges, then the histograms are equalized over their respective gray ranges and finally the output of the sub-block is composed with the resulting equalized sub-images. The simulation results show that with the new algorithm, the local details on the image can be enhanced effectively, and the original brightness can also be preserved in the meantime. Besides, scalable degree of brightness preservation may be achieved by choosing the number of recursive separation. The proposed algorithm can enhance the image in a more natural manner and hence is very useful for many commercial purposes such as consumer electronics where brightness preservation is required.

**Key words** contrast enhancement; histogram equalization; local histogram equalization; brightness preservation

### 1 引言

直方图均衡方法因为其有效性和简单易用性已成为图像对比度增强的最常用方法<sup>[1]</sup>. 其基本思想是根据输入图像的灰度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. 直方图均衡方法有全局与局部两种. 对于全局方法, 已经提出了多种改进算法以满足不同的应用需求<sup>[2-4]</sup>. 为使图像亮度在均衡之后保持不变, Kim 提出了亮度保持的双直方图均衡

算法 (BBHE)<sup>[5]</sup>, Chen 又进一步提出一种基于平均亮度值递归分解直方图的均衡方法 (RM SHE)<sup>[6]</sup>, 在更高程度上保持了输入图像的亮度. 与全局方法相比, 局部直方图均衡方法可以更好地增强图像的局部细节. 局部方法有子块不重叠、子块重叠<sup>[7,8]</sup>与子块部分重叠 (POSHE)<sup>[9]</sup>三种方式. 其中, 子块不重叠方式因产生明显的块效应而很少采用; 子块重叠方式由于计算量大、处理速度慢, 实际应用也不多; 子块部分重叠方式则可在保持较好的对比度增强效果前提下, 显著提高了处理速度, 因而倍受青睐.

收稿日期: 2005-09-15 修回日期: 2006-03-16

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 50379003); 安徽省教育厅自然科学基金 (No. 2005KJ096); 合肥工业大学科学研究发展基金 (No. 060504F)

图像增强技术应用于电视、数码相机等消费类电子产品时,使输出图像保持原始图像的亮度显得非常重要.例如,黄昏拍摄的照片,平均亮度较低,而晴天拍摄的雪景,平均亮度就很高.如果增强图像的同时,过多改变输入图像的亮度特征,则会产生难以接受的加工痕迹,影响图像真实感. RM SHE 算法能够保持输入图像的亮度,但由于其属于全局均衡方法,对比度增强能力相对较弱.现有的局部直方图均衡算法具有较高的对比度增强效果,但是其输出图像的平均亮度总是位于输出图像灰度范围的中间值附近,而与输入图像的亮度无关,这必然导致在增强图像的同时,过多地改变图像亮度.本文受到 RM SHE 算法中亮度保持思想的启发,通过对 POSHE 算法进行扩展,提出一种保持图像亮度的局部直方图均衡算法,以更好地满足消费类电子工业对图像对比度增强的应用需求.

## 2 直方图均衡算法

全局直方图均衡算法利用全局图像信息,对给定的数字图像进行对比度增强处理,其处理过程如下:

- (1)计算原图像的灰度级直方图;
- (2)求原图像各灰度级的累积概率分布函数,并由此构造灰度转换函数;
- (3)根据灰度转换函数将原图像所有像素灰度值映射到输出图像.

全局直方图信息的使用限制了图像中某些局部区域的对比度拉伸力度,使某些细节与背景之间的对比度难以得到有效增强,甚至出现蜕化.

## 3 局部直方图均衡算法

局部直方图均衡算法,又称为子块直方图均衡算法.按照所均衡子块的重叠程度来分类,可分为子块不重叠、子块重叠与子块部分重叠三种,下面分别对它们作一简介.

### 3.1 子块不重叠的均衡算法

该算法将输入图像划分为一系列不重叠的子块,并对每一个子块进行独立的直方图均衡.其优点是图像局部细节对比度能得到充分的增强,缺点是各子块的直方图均衡函数差异较大,输出图像中难以避免块效应.

### 3.2 子块重叠的均衡算法

该算法<sup>[4,5]</sup>在输入图像上定义一个矩形子块,利用该子块图像的直方图信息对子块中心的像素进行均衡.将子块中心逐像素移动并重复以上处理过程,直至遍历输入图像的所有像素.该方法不仅使图像局部细节得到充分的对比度增强,同时消除了块效应.由于子块均衡总次数等于输入图像的像素总数,算法效率较低.

### 3.3 子块部分重叠的均衡算法

该方法(POSHE)与子块重叠方法的不同之处在于:

- (1)子块不是逐像素移动,而是将移动步长约取为子块尺

寸的几分之一.(2)子块均衡的灰度转换函数不仅用于映射子块中心像素灰度值,而且用于映射子块所有像素的灰度值.(3)对多次被均衡的像素,将均衡结果取平均作为该像素在输出图像中的灰度值.

算法的特点是:(1)由于子块部分重叠方式减少了相邻子块间的均衡函数形状差异,使块效应基本得以消除.对于子块边界可能出现的少量块效应,用块效应消除滤波器(BERF)不难克服<sup>[6]</sup>.(2)由于子块均衡总次数比子块重叠方式少得多,计算效率大幅度提高.(3)图像细节的增强能力与子块重叠算法相近.

## 4 保持图像亮度的局部直方图均衡算法

本文在子块部分重叠直方图均衡算法的基础上,通过改变对子块图像的均衡方式,提出一种保持输入图像亮度的局部直方图均衡算法.

### 4.1 新算法描述

- (1)对于给定的  $M \times N$  的输入图像,定义  $M \times N$  的输出图像,并将其所有像素灰度值置为零.
- (2)在输入图像的左上角定义一个  $w \times h$  的子块,并设其沿水平与垂直方向移动步长分别为  $a$  与  $b$ .
- (3)按照 4.2 节中提出的子块图像均衡算法对当前子块图像进行均衡处理;
- (4)将均衡后子块中所有像素的灰度值累加在输出图像的对应像素灰度值上,同时记录累加次数.
- (5)将子块向右移动步长  $a$ .若子块没有超出图像边界,则转到步骤(3).否则,转到下一步.
- (6)将子块向下移动步长  $b$ .若子块没有超出图像边界,则转到步骤(3).否则,转到下一步.
- (7)将输出图像的所有像素灰度值除以各自的累加总次数.

(8)检测输出图像子块边界位置是否出现块效应,用块效应消除滤波器(BERF)消除块效应<sup>[6]</sup>.

需要指出,上述之步骤(3)是本文改进现有的局部直方图均衡算法、达到保持输入图像亮度目的的关键步骤,对此我们在下一节作具体讨论.

### 4.2 子块图像均衡算法

我们提出如下的子块图像的直方图均衡新算法:对于输入的子块图像,根据平均亮度递归分解到指定的深度  $r$  得到  $2^r$  个不同灰度级范围的子图像;对每一个子图像分别在其灰度级范围内进行直方图均衡,然后将均衡后的子图像进行合并,得到均衡后的子块图像.下文根据不同的递归深度  $r$  分析子块图像的平均亮度在均衡前后的相互关系.

#### 4.2.1 $r=0$ 情形

当递归深度  $r$  为 0 时,也就是对子块图像不进行任何分解,此时对子块图像的直方图均衡按照常规方法进行.对于子块图像  $BLOCK_X$  (子块中所有像素  $x$  的集合),灰

度级  $k$  的概率密度函数  $p(k)$  定义为:

$$p(k) = \frac{n(k)}{n} \quad (1)$$

其中,  $k = 0, 1, \dots, L-1$ ,  $n$  为子块中的像素总数,  $n(k)$  表示灰度为  $k$  的像素个数. 子块图像中灰度级  $k$  的累积概率密度函数定义为:

$$c(k) = \sum_{j=0}^k p(j) \quad (2)$$

设均衡后子块图像为  $BLOCK\_Y$  (均衡后子块中所有像素  $y$  的集合), 则子块的直方图均衡可表示为:

$$BLOCK\_Y = f(BLOCK\_X) \quad (3)$$

上式中的转换函数  $f$  为:

$$G(y) = G_0 + (G_{L-1} + G_0) c[G(x)] \quad (4)$$

其中  $G[\cdot]$  是求像素灰度值运算, 输出图像的灰度级范围为  $[G_0, G_{L-1}]$ . 可以认为, 均衡后的子块图像中各灰度级  $G_k$  有近似均匀的概率密度:

$$p(G_k) = 1/(G_{L-1} - G_0)$$

假设将  $G_k$  看作连续变量, 则均衡后子块图像的平均亮度可按式计算:

$$E(BLOCK\_Y) = \int_{G_0}^{G_{L-1}} G_k \cdot p(G_k) dG_k = (G_0 + G_{L-1})/2 \quad (5)$$

其中,  $E(\cdot)$  表示统计期望. 上式表明, 均衡后子块图像的平均亮度总是在其灰度范围的中值附近, 而与输入子块图像的亮度无关.

#### 4.2.2 $r=1$ 的情形

当递归深度为 1 时, 也就是对输入子块图像执行一次分解. 以平均亮度  $G_m$  为门限, 将子块图像  $BLOCK\_X$  分解为两个子图像  $X_1$  与  $X_2$  即:

$$\begin{cases} X_1 = \{x(i, j) | G(x) \leq G_m \\ X_2 = \{x(i, j) | G(x) > G_m \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $G_m = \sum_{j=0}^{L-1} j p(j)$ ,  $p(j)$  是灰度级  $j$  在  $BLOCK\_X$  中的概率密度. 然后, 对两个子图像  $X_1$  与  $X_2$  分别统计直方图, 对  $X_1$  在灰度范围  $(0, G_m)$  上进行均衡, 对  $X_2$  在灰度范围  $(G_m, G_{L-1})$  上进行均衡, 得到处理后的子图像为  $Y_1$  与  $Y_2$ , 即:

$$\begin{cases} p_1(k) = \frac{n_1(k)}{n_1}, k=0, 1, \dots, m \\ c_1(k) = \sum_{j=0}^k p_1(j) \\ Y_1 = f_1(X_1), \text{ 其中 } f_1 \text{ 为 } G(y) = G_0 + (G_m - G_0) c_1[G(x)] \\ p_2(k) = \frac{n_2(k)}{n_2}, k=m+1, \dots, L-1 \\ c_2(k) = \sum_{j=m+1}^k p_2(j) \\ Y_2 = f_2(X_2), \text{ 其中 } f_2 \text{ 为 } G(y) = G_m + (G_{L-1} - G_m) c_2[G(x)] \end{cases} \quad (7)$$

最后, 将处理后的子图像合并得到均衡后的子块图像:

$$BLOCK\_Y = Y_1 \cup Y_2 \quad (9)$$

需要指出, 对两个子图像的分解、处理及合并都是对灰度进行操作, 而像素空间位置并不改变. 与 4.2.1 的推导过程相类似, 可证明子图  $Y_1$  于  $Y_2$  的平均亮度分别等于其灰度范围的中间值:

$$\begin{cases} E(Y_1) = (G_0 + G_m) / 2 \\ E(Y_2) = (G_m + G_{L-1}) / 2 \end{cases}$$

假设输入子块图像的直方图在均值两侧对称分布, 则均衡后子块图像的平均亮度为:

$$\begin{aligned} E(BLOCK\_Y) &= p(Y_1)E(Y_1) + p(Y_2)E(Y_2) \\ &\approx \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} (G_0 + G_m) + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} (G_m + G_{L-1}) \\ &= \frac{G_m + G_C}{2} \end{aligned} \quad (10)$$

其中  $G_C = (G_0 + G_{L-1})/2$  即输出图像灰度范围的中间值. 式 (10) 表明, 均衡后子块图像的平均亮度是输入子块图像平均亮度  $G_m$  的函数, 即在一定程度上保持了输入子块图像的亮度. 然而,  $G_m$  所占的权重与  $G_C$  相同, 即这种亮度保持的程度仍然很有限.

#### 4.2.3 $r \geq 2$ 的情形

当递归深度为 2 时, 则在  $r=1$  的子块图像分解基础上, 继续以两个子图像  $X_1$  与  $X_2$  的平均亮度为门限, 将  $X_1$  与  $X_2$  进一步分解得到 4 个子图像  $X_{11}$ 、 $X_{12}$  与  $X_{21}$ 、 $X_{22}$ .  $X_1$  与  $X_2$  平均亮度值计算公式为:

$$\begin{cases} G_{m1} = \sum_{j=0}^{G_m} j p_1(j) \\ G_{m2} = \sum_{j=G_m+1}^{L-1} j p_2(j) \end{cases}$$

其中  $p_1(j)$  与  $p_2(j)$  分别是灰度级  $j$  在  $X_1$  与  $X_2$  中的概率密度. 与  $r=1$  时的方法相类似, 对 4 个子图像分别统计直方图, 并在各自灰度范围内进行均衡. 设处理后的子图像分别为  $Y_{11}$ 、 $Y_{12}$ 、 $Y_{21}$  与  $Y_{22}$ , 最后将它们进行合并得到均衡后的子块图像:

$$BLOCK\_Y = Y_{11} \cup Y_{12} \cup Y_{21} \cup Y_{22} \quad (11)$$

假设输入子块图像的直方图在均值两侧对称分布, 则均衡后子块图像的平均亮度为:

$$\begin{aligned} E(BLOCK\_Y) &= p(Y_{11})E(Y_{11}) + p(Y_{12})E(Y_{12}) \\ &\quad + p(Y_{21})E(Y_{21}) + p(Y_{22})E(Y_{22}) \\ &\approx \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{2} (G_1 + G_{m1}) + \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{2} (G_{m1} + G_m) \\ &\quad + \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{2} (G_m + G_{m2}) + \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{2} (G_{m2} + G_{L-1}) \\ &= \frac{1}{4} \left[ (G_{m1} + G_{m2}) + G_m + \frac{G_0 + G_{L-1}}{2} \right] \\ &= \frac{3}{4} G_m + \frac{1}{4} G_C \end{aligned} \quad (12)$$

其中:

$$\begin{aligned} G_{m1} + G_{m2} &= \sum_{j=0}^{G_m} \dot{p}_1(j) + \sum_{j=G_{m1}}^{L-1} \dot{p}_2(j) \\ &\approx \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{G_m} \dot{p}(j) + \frac{1}{2} \sum_{j=G_{m1}}^{L-1} \dot{p}(j) = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{L-1} \dot{p}(j) \\ &= \frac{1}{2} G_m \end{aligned}$$

式(12)表明:与  $r=1$  的情形相比,均衡前的子块图像亮度在均衡后子块图像的亮度中所占的权重由  $1/2$  上升到  $3/4$  即  $r=2$  比  $r=1$  能够更高程度上保持输入子块图像的亮度。

以此类推,对任意的递归深度  $r$ ,按照平均亮度将子块图像递归分解为  $2^r$  个子图像。将它们在各自灰度范围内进行直方图均衡,再将均衡后的子图像进行合并,则均衡后子块图像的平均亮度为:

$$E(\text{BLOCK}_Y) = \left[ 1 - \frac{1}{2^r} \right] G_m + \frac{1}{2^r} G_c \quad (13)$$

上式表明,递归深度  $r$  的值越大,输出的子块图像平均亮度就越趋近于输入的子块图像。

### 4.3 输出图像亮度分析

在子块不重叠的局部直方图均衡过程中,假设将子块水平与垂直移动步长分别取为子块横向与纵向尺寸的  $1/k_1$  与  $1/k_2$  即:

$$\begin{cases} a = w/k_1 \\ b = h/k_2 \end{cases}$$

为了便于分析本文算法对输出图像亮度的影响,可将本文算法等效为对输入图像进行  $(k_1 - 1) \times (k_2 - 1)$  次子块不重叠的直方图均衡结果的平均。如图 1 所示,我们在输入图像中的左上角区域定义一网格坐标系,其中网格线的横向与纵向间距分别取为子块水平与垂直移动步长  $a$  与  $b$  则每一次子块不重叠的直方图均衡区域可用其左上角坐标  $(i, j)$  来标注,记为  $X_{ij}$ 。  $(k_1 - 1) \times (k_2 - 1)$  次子块不重叠的直方图均衡区域的左上角位置彼此不同,正好对应于网格坐标系中水平与垂直坐标分别不大于  $k_1 - 1$  与  $k_2 - 1$  的所有网格点(图 1 中用实心圆点表示),即  $i \leq k_1 - 1$   $j \leq k_2 - 1$ 。

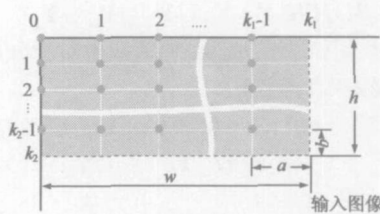


图 1 网格坐标系

对区域  $X_{ij}$  进行子块不重叠的直方图均衡时,假设每一个子块的均衡都采用本文 4.2 节中的算法,则区域  $X_{ij}$  在均衡之后的平均亮度为:

$$E(Y_{ij}) = \sum_{k=0}^N p_k E_k = \sum_{k=0}^N \frac{1}{N} \left[ \left( 1 - \frac{1}{2^r} \right) G_k + \frac{1}{2^r} G_c \right]$$

$$= \left[ 1 - \frac{1}{2^r} \right] G_{ij} + \frac{1}{2^r} G_c \quad (14)$$

式中,  $r$  为递归深度,  $N$  为  $X_{ij}$  中包含的子块总数,  $G_k$  与  $E_k$  分别是第  $k$  个子块均衡前后的平均亮度,  $p_k$  为第  $k$  个子块的像素在  $X_{ij}$  中所占的比例,显然有:  $p_k = 1/N$ 。  $E(Y_{ij})$  与  $G_{ij}$  分别为区域  $X_{ij}$  在均衡前后的平均亮度,  $G_c$  为输出图像灰度范围的中间值。

对于每一个子块不重叠的均衡区域  $X_{ij}$  ( $i \leq k_1 - 1$   $j \leq k_2 - 1$ ),当不考虑边界影响时,可以认为它们在均衡之前的平均亮度  $G_i$  都近似等于输入图像的平均亮度  $G_m$ :  $G_{ij} \approx G_m$ 。将本文算法等效为  $(k_1 - 1) \times (k_2 - 1)$  次的子块不重叠的局部直方图均衡结果的平均,则输出图像的平均亮度为:

$$\begin{aligned} E(Y) &= \frac{1}{(k_1 - 1)(k_2 - 1)} \sum_{i=0}^{k_1-1} \sum_{j=0}^{k_2-1} E(Y_{ij}) \\ &= \frac{1}{(k_1 - 1)(k_2 - 1)} \sum_{i=0}^{k_1-1} \sum_{j=0}^{k_2-1} \left[ \left( 1 - \frac{1}{2^r} \right) G_{ij} G_{ij} + \frac{1}{2^r} G_c \right] \\ &\approx \left[ 1 - \frac{1}{2^r} \right] G_m + \frac{1}{2^r} G_c \end{aligned}$$

上式表明,本文算法使输出图像能够在不同程度上保持输入图像的亮度。当  $r=0$  时,本文算法即为现有的 POSHE 算法,此时输出图像的亮度近似等于灰度范围的中间值,与输入图像的亮度完全无关;随着  $r$  值的增大,输出图像的平均亮度愈来愈趋近于输入图像。因此,我们可以通过选择不同的  $r$  值,实现不同程度的亮度保持能力。

## 5 实验结果与讨论

与全局直方图均衡方法相比,局部直方图均衡能较好地增强图像局部细节。本文提出的保持图像亮度的均衡算法属于局部均衡方法,具有很好的图像细节增强能力。图 2 的最左边是一幅  $500 \times 400$  的待增强图像,其直方图(位于图 3 的最左边)表明其亮度较低且动态范围不大。图 2 给出该图像的对比度增强效果:(a)是采用亮度保持的全局直方图算法(RMSHE)得到的;(b)为采用本文算法得到的,其中子块尺寸取为  $100 \times 80$  子块水平与垂直移动步长分别为 10 与 8 递归深度依次取为 0 1 和 2 图 3 是图 2 中各图像的直方图。

我们首先注意到,由于全局直方图均衡通常伴随着低频灰度级的丢失,因此 3(a) 的直方图分布比较稀疏。对于局部直方图均衡而言,由于每个像素的最终灰度值是相邻子块的多次均衡结果,所以 3(b) 的直方图中灰度级分布非常密集。当  $r=0$  时,两种方法输出图像的平均亮度都处于灰度级范围(0~255)的中间值附近,直方图也近似于均匀分布。随着  $r$  取值的增加,图像亮度及其直方图形状都朝着原始图像变化。当  $r=2$  时,输出图像亮度及直方图形状与原始图像已较为接近。这表明, RMSHE 算法采用全局均衡



图 2 图像对比度增强效果的比较 (从左向右  $r$  依次取为 0,1,2)

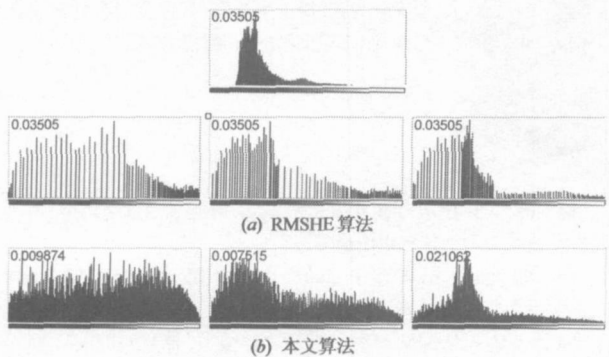


图 3 直方图比较 (与图 2 中的图像相对应)

方式实现了亮度保持功能, 而本文算法采用局部均衡方式同样实现了亮度保持功能. 值得注意的是, 图 2(a) 中花朵上的纹理细节并没有得到增强, 甚至有所蜕化, 而在图 2(b) 中花朵纹理细节则得到了有效增强. 这是因为全局直方图均衡利用的是全局信息, 限制了对图像局部区域对比度的拉伸力度; 局部直方图均衡利用了局部图像信息, 使较少数量的灰度级也能够得到有效拉伸, 充分再现图像的局部细节. 因此, 本文算法在增强图像局部细节能力上比全局均衡方式有明显的优势.

图 4(a) 给出一幅  $520 \times 360$  的雪地北极熊图像, 平均亮度高且灰度动态范围不大. 我们选取 5 种不同的递归深度采用本文算法对图像进行了对比度增强处理. 其中子块尺寸选为  $130 \times 90$  水平与垂直移动步长分别取为 13 与 9. 图 4(b)~(f) 示出了处理结果, 表 1 中记录了图像平均亮度和图像灰度标准差. 本文算法取  $r=0$  时即为现有的 POSHE 算法, 结果图像与统计数据表明,  $r=0$  时输出图像的亮度在图像灰度级范围 (0~255) 的中间值附近, 与输入图像的亮度差别最大, 但图像对比度也相对也较大; 随着  $r$  值的增加, 输出图像的平均亮度逐渐朝着输入图像变化, 对比度也不断降低, 与  $r$  取值较低的情形相比,  $r$  大于 2 时

的结果图像由于保持了较多的原图像亮度, 具有较为自然的增强效果, 更加适合于电视、数码照相机等消费类电子产品对图像对比度增强的应用要求. 一般来说, 不同的应用场合对图像亮度保持程度可能会有不同的要求, 因而递归深度  $r$  的取值也应随之而变.

表 1 平均亮度、灰度标准差及运行时间的统计结果

	原始图像	$r=0$	$r=1$	$r=2$	$r=3$	$r=4$
平均亮度	177.3	130.1	150.3	163.2	170.5	174.1
灰度标准差	23.1	50.7	48.8	37.6	30.1	26.2
运行时间 (ms)		746	746	747	751	778

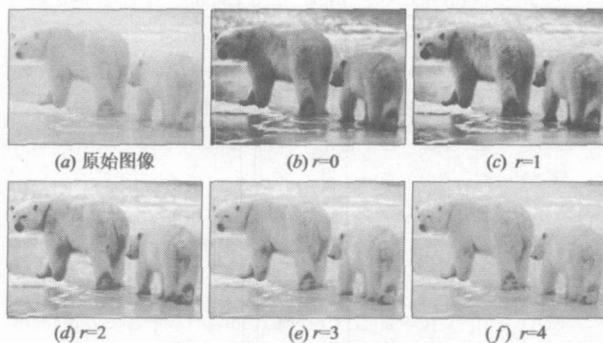


图 4 不同程度的图像亮度保持效果

从算法效率考虑, POSHE 算法的运行时间主要包括两部分<sup>[9]</sup>: (1) 每一次直方图均衡时间的总和; (2) 块效应消除滤波 (BERF) 时间. 当  $r$  取值增加时, 块效应消除滤波时间不变, 直方图均衡次数不变, 只是增加了子块平均亮度计算时间. 由于其在子块均衡的时间中所占比例很小, 故本文算法的效率在 POSHE 算法基础上没有明显降低. 表 1 的最后一行记录了不同递归深度的运行时间, 当  $r$  从 0 增加到 4 时, 运行时间增加不超过 5%.

由于本文算法是对 POSHE 算法的一种扩展, 子块尺寸以及移动步长的选择方法是与 POSHE 算法相一致的. 子块尺寸通常选为图像边长的  $1/10 \sim 1/2$  之间, 子块尺寸越小, 局部细节的增强能力就越大, 但可能伴随着图像噪声的明显增加. 子块的移动步长一般小于子块尺寸的  $1/8$  以避免出现明显的块效应. 步长越小, 块效应就越不明显, 但会导致子块均衡次数急剧增多, 运行时间就会大幅度增加.

## 6 结束语

本文提出一种图像对比度增强新算法. 该算法基于子块部分重叠的局部直方图均衡算法, 按照平均亮度递归分解子块图像实现了对输入图像亮度的保持功能, 亮度保持程度可通过对递归深度值的选择进行控制. 由于图像亮度特征是表现图像真实感的重要方面, 故所提算法对于提高图像的视觉质量具有重要作用. 为促进算法实用化, 后续研究工作是: (1) 将该算法推广至彩色图像的增强处理; (2) 如何针对特定的应用场合, 自动选择合适的递归深度.

## 参考文献:

- [1] 冈萨雷斯, 等. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004. 50-51.
- [2] Y Jin, L Fayad, A F Laine. Contrast enhancement by multi-scale histogram equalization [A]. Proceedings of SPIE [C]. Wavelets Applications in Signal and Image Processing IX, 2001. 206-213.
- [3] Z Yu, C Bajaj. A fast and adaptive method for image contrast enhancement [A]. Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Image Processing [C]. Singapore, 2004. 1001-1004.
- [4] A Iani, H Fatemi, M Pedram, HEB. Histogram equalization for backlight scaling [A]. Proceedings of the 42nd Annual Conference on Design Automation [C]. New York: ACM Press, 2005. 346-351.
- [5] Y T Kim. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1997, 43(1): 1-8.
- [6] S D Chen, A R Ran. Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2003, 49(4): 1301-1309.
- [7] S Pizer, et al. Adaptive histogram equalization and its variations [J]. Computer Vision, Graphics & Image Processing, 1987, 39(3): 355-368.
- [8] V Caselles, et al. Shape preserving local contrast enhance-

ment [A]. Proceedings of the 1997 International Conference on Image Processing (ICP'97) [C]. Washington: IEEE Computer Society, 1997. 314-317.

- [9] J Y Kim, L S Kim, S H Hwang. 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.

## 作者简介:



江巨浪 男, 1967年生于安徽潜山县, 安庆师范学院副教授, 合肥工业大学博士研究生, 研究方向为计算机图形学与图像处理.

E-mail: jiang.julang@126.com



张佑生 男, 1941年生于湖南浏阳, 合肥工业大学教授, 博士生导师, 研究方向为计算机图形学、图像识别与理解、智能CAD.

薛峰 男, 1978年生于安徽舒城县, 合肥工业大学讲师, 博士研究生, 研究方向为计算机图形学.

胡敏 女, 1967年生于安徽淮北市, 合肥工业大学副教授, 博士, 研究方向为图像处理、人工智能.

(上接第 860 页)

Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior [C]. MA: MIT Press, 1994. 248-255.

- [5] Qid, Sun R. A multi-agent system integrating reinforcement learning, bidding and genetic algorithms [J]. Web Intelligence and Agent Systems, 2003, 1(3-4): 187-202.
- [6] Erksson A, Capi G, Doya K. Evolution of metaparameters in reinforcement learning algorithm [A]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots

and Systems [C]. Piscataway NJ: IEEE Press, 2003. 412-417.

- [7] Petteger JE, Eveson RM. Controlling genetic algorithms with reinforcement learning [A]. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference [C]. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann, 2002. 692-692.
- [8] Watkins C J C H, Dayan P. Technical note: Q-learning [J]. Machine Learning, 1992, 8(3-4): 279-292.