

# 基于图像融合模型的矢量逆半调算法

郑海红,曾平

(西安电子科技大学 计算机学院, 西安 710071)

**摘要:**针对矢量误差分散半调图提出了一种彩色逆半调算法。首先,分析了基于矩阵增益模型的误差分散系统,发现矢量逆半调问题可等效为相关性高频噪声的抑制问题;然后利用K-L变换去除相关性并基于Laplacian金字塔构造图像融合模型,该模型能将未知特性的高频噪声转化为易处理的脉冲噪声;最后使用维纳滤波器和中值滤波器去噪。实验表明,该算法能克服色偏,减少杂色,较准确地再现连续色调图像,逆半调图像的峰值信噪比传统算法提高2~3 dB。

**关键词:**信息处理技术;逆半调;误差分散;矩阵增益模型;图像融合模型

**中图分类号:**TP301.6   **文献标识码:**A   **文章编号:**1671-5497(2008)06-1474-06

## Vector inverse halftoning algorithm based on image fusion model

ZHENG Hai-hong, ZENG Ping

(College of Computer, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A color inverse halftoning algorithm was proposed for vector error diffusion halftone images. The analysis of matrix gain model based error diffusion system demonstrates that the vector inverse halftoning problem is equivalent to that of refining correlated high frequency noise. By using K-L transformation to remove correlation among different color opponents, an image fusion model based on laplacian pyramid, which is able to convert high frequency noise to tractable impulse noise, was constructed. Finally Wiener filter with median filter was chosen as a denoising processor. Experiments show that the proposed scheme can overcome color shift and reduce mottle. Moreover the scheme can well reconstruct contone image and outperform the traditional methods at peak signal to noise ratio by 2~3 dB.

**Key words:** information processing; inverse halftoning; error diffusion; matrix-gain model; image fusion model

数字半调是一种将连续色调图像变换为等观半色调图像(通常为二值图像)的技术,由半色调图像重构连续色调图像为逆半调。在传真、纸质图书数字化等应用中,人们只能获得半调图,如

需对这些图像进行缩放、压缩、渲染处理,必须首先进行逆半调。

目前较成熟的逆半调方法有:线性滤波<sup>[1]</sup>、非线性滤波<sup>[2-3]</sup>、小波方法<sup>[4]</sup>、基于凸集上的投影、查

收稿日期:2007-06-02.

基金项目:国防科技预研基金项目(51416050205DZ0144).

作者简介:郑海红(1979-),女,讲师,博士。研究方向:图像处理。E-mail:hhzheng@mail.xidian.edu.cn

通信作者:曾平(1956-),男,教授,博士生导师。研究方向:图形图像处理,色彩管理。E-mail:zp8637@126.com

找表<sup>[5]</sup>和决策树<sup>[6]</sup>、神经网络以及基于最小均方误差和最大后验概率估计<sup>[7]</sup>等,它们都能取得较好的逆半调效果,但也普遍存在某些不足。其中,估值方法基于迭代,运算量大;投影方法以误差分散核为先验知识,限制了算法的使用范围;查找表、神经网络和决策树方法在进行逆半调前必须用一些参考图像作为训练样本对系统进行训练,需要较长的启动时间;大部分滤波方法虽然复杂度低,但保持图像细节的能力较差;小波方法虽能保持图像细节,但由于在时、频域内进行运算,复杂度比较高。

Danxra-Venkata N. 等人提出了一种矢量误差分散半调方法<sup>[8]</sup>,克服了传统彩色半调方法因未考虑彩色分量之间的相关性而产生人眼敏感的人工纹理的缺点。采用上述传统逆半调方法处理矢量误差分散半调图时,由于没有考虑颜色分量间的相关性,常常导致逆半调图像颜色偏移并且产生杂色。

矩阵增益模型的引入为定量分析误差分散系统奠定了基础,作者通过分析发现,矢量逆半调问题可等效为相关性高频噪声的去除问题,因此去除相关性并构造有效抑制高频噪声的方法是解决矢量逆半调问题的一种途径。

## 1 误差分散系统的矩阵增益模型

图1为传统误差分散半调系统,为表示方便,将图像看作一维信号。 $x(m) \in [0, 1]$ 、 $b(m) \in \{0, 1\}$ 分别为连续色调图像和半调图像在  $m$  位置处的像素值, $u(m)$ 为量化输入, $h$ 为误差分散核的权重系数, $e(m)$ 为量化误差, $Q(\cdot)$ 为标准的阈值量化因子,则误差分散半调可表示如下

$$u(m) = x(m) - h * e(m), e(m) = b(m) - u(m)$$

$$b(m) = Q(u(m)) = \begin{cases} 1, & u \geqslant 1/2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

Danxra-Venkata N. 将量化因子等效为线性矩阵增益  $\bar{K}_s$  和加性噪声  $n(m)$  的联合作用,如图2所示,其中  $\bar{h}$  为考虑了颜色分量间相关性的误差分散核矩阵,在线性最小均方误差意义下

$$\bar{K}_s = \arg \min_{\bar{K}} E[\|b(m) - \bar{A}u(m)\|^2]$$

线性化的矢量误差分散系统有两个输入(原始输入信号  $x(m)$  和量化噪声  $n(m)$ )和一个输出(半调图  $b(m)$ ),在频域分析该系统,信号和噪声通道的调制传递函数分别为

$$B_s(z) = \bar{K}_s [\bar{I} + \bar{H}(z)(\bar{K}_s - \bar{I})]^{-1} X(z) \quad (1)$$

$$B_n(z) = [\bar{I} - \bar{H}(z)] N(z) \quad (2)$$

式中: $B_s(z)$ , $B_n(z)$ 分别为信号通道和噪声通道输出的频域表示; $X(z)$ , $N(z)$ , $\bar{H}(z)$ 分别为  $x(m)$ , $n(m)$ , $\bar{h}$  的频域表示, $\bar{I}$  为单位矩阵。整个系统的响应为

$$B(z) = B_s(z) + B_n(z) \quad (3)$$

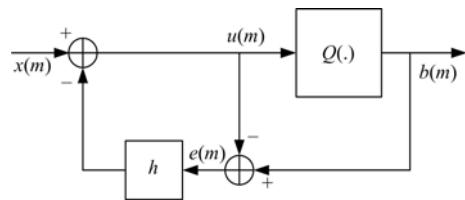


图1 传统误差分散半调系统

Fig. 1 Traditional error diffusion system

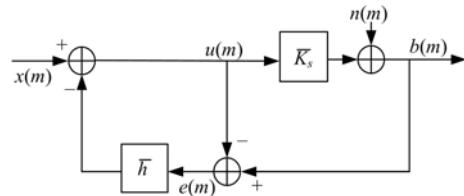


图2 基于矩阵增益模型的误差分散系统

Fig. 2 Matrix-gain model based error diffusion system

## 2 矢量逆半调算法

### 2.1 算法思想

由式(1)~(3)可推出,逆半调图像

$$X(z) = [\bar{K}_s^{-1} + \bar{H}(z)(\bar{I} - \bar{K}_s^{-1})] B(z) - [\bar{K}_s^{-1} + \bar{H}(z)(\bar{I} - \bar{K}_s^{-1})][\bar{I} - \bar{H}(z)] N(z) \quad (4)$$

为叙述方便,令

$$\alpha = [\bar{K}_s^{-1} + \bar{H}(z)(\bar{I} - \bar{K}_s^{-1})] B(z) \quad (5)$$

$$\beta = [\bar{K}_s^{-1} + \bar{H}(z)(\bar{I} - \bar{K}_s^{-1})][\bar{I} - \bar{H}(z)] N(z) \quad (6)$$

由于式(4)中的  $N(z)$  无法定量确定,因此不能直接求解逆半调图像。然而,式(6)表明  $\beta$  为噪声图像,又因为式(4)中的  $X(z)$  为原始连续色调图像,不含任何噪声,所以式(5)的  $\alpha$  为一幅含  $\beta$  噪声的彩色图像。将  $\beta$  进一步化简为

$$\beta = \bar{K}_s^{-1} [\bar{I} - \bar{H}(z)]^2 N(z) + \bar{H}(z) [\bar{I} - \bar{H}(z)] N(z) \quad (7)$$

由于  $\bar{H}(z)$  的各颜色分量间具有相关性,而  $\beta$  是  $\bar{H}(z)$  的函数,因此  $\beta$  的各颜色分量间也具有相关

性;另外,  $\bar{H}(z)$  为低通滤波器,所以式(7)的第一项为高频噪声项,第二项约为零。综上,  $\beta$  是一幅含相关性高频噪声的图像。可见,图像  $\alpha$  含有相关性高频噪声。若  $\tilde{\omega}$  为去相关算子,  $\Phi$  为去噪算子,则

$$x(m) = \tilde{\omega}^{-1}[\Phi[\tilde{\omega}(Z^{-1}(\alpha))]] \quad (8)$$

式中:  $Z^{-1}$  表示  $Z$  反变换。

Ohta 等人于 1980 年提出了一种动态 K-L 彩色区域变换方法<sup>[9]</sup>,能较好地去除颜色分量间的相关性,加之为一种线性变换,计算简单,因此选择  $\tilde{\omega}$  为 K-L 变换,去相关算子不改变图像中噪声的性质。

若去相关算子后所得图像分别用  $I_1, I_2, I_3$  表示,  $I_1, I_2, I_3$  相互独立且含有高频噪声,可对其分别消噪。由于各分量的噪声特性互不相同且较复杂,如:  $I_1$  中像素值大于零,甚至有些像素值超过了 255;  $I_2, I_3$  中的像素值有正有负,传统的去噪方法不能有效去除噪声,于是,构造如图 3 所示的去噪算子  $\Phi$ :首先对  $I_i$  ( $i=1, 2, 3$ ) 进行  $K$  层 Laplacian 金字塔<sup>[10]</sup> 分解,使得  $L_{p_{K-1}}$ (低频图像)不含噪声,  $L_{p_j}, j \in \{0, 1, \dots, K-2\}$  为高频图像;构造图 3 所示的融合模型,将  $L_{p_j}$  中的高频噪声转化为脉冲噪声,然后重构图像,并用维纳滤波器消除金字塔重构引入的线性噪声,中值滤波抑制融合产生的脉冲噪声。

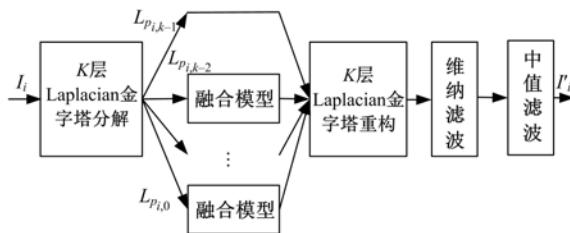


图 3 去噪算子  $\Phi$  的构造

Fig. 3 The construction of denoising operator

## 2.2 图像融合模型

设  $L = \{L_{i,j} | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$  为含高频噪声的图像,  $G^L = \{G_{i,j}^L | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$  为  $L$  的梯度图。

**定义 1** 称  $L$  的同尺寸图像  $D^L = \{D_{i,j}^L | |d_{i,j}^L| > d^L + d^\delta\}$  时为 1,否则为 0} 为  $L$  的距离图,其中  $d_{i,j}^L = \frac{1}{9} \sum_{r=-1}^1 \sum_{c=-1}^1 |L_{i+r, j+c} - L_{i, j}|$ ,  $d^L = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N d_{i,j}^L$ ,  $d^\delta = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (d_{i,j}^L - d^L)$ 。

**定义 2** 称  $L$  的同尺寸图像  $E^L = \{E_{i,j}^L | |G_{i,j}^L| > G^L + G^\delta\}$

时为 1,否则为 0} 为  $L$  的边缘图,其中  $T$  为锐边缘阈值。

**定义 3** 称  $N^L(L) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N D_{i,j}^L \bar{E}_{i,j}^L$  为  $L$  的噪声测度,用以表示非锐边缘像素被噪声污染的平均程度,其中  $\bar{E}_{i,j}^L$  为  $E_{i,j}^L$  的补。

**定义 4** 用一个控制参数为  $s$  的线性相位滤波器  $F_s$ <sup>[11]</sup> ( $s$  与  $F_s$  的截止频率  $f_s$  成反比) 对  $L$  的滤波结果记为:  $L_s = F_s(L)$ ,  $s$  的定义域  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_k, \dots, s_l\}$  且  $s_1 < s_2 < \dots < s_k < \dots < s_l$ 。对  $\forall s_i, s_j \in S$  且  $s_i \neq s_j$ , 称  $L_{s_i}, L_{s_j}$  互为  $L$  的同源图像。

**性质 1** 对  $L$  的同源图像集  $\{L_{s_i} | s_i \in S\}$ ,  $\exists s_k \in S$ , 使  $N^L(L_{s_k}) = \min(N^L(L_{s_i}))$ , 且  $\forall s_i < s_j < s_k, \exists N^L(L_{s_i}) > N^L(L_{s_j})$ ;  $\forall s_k < s_i < s_j, \exists N^L(L_{s_i}) < N^L(L_{s_j})$ 。

**证明**  $\because S$  有界,  $\therefore \exists s_k \in S$  使  $N^L(L_{s_k}) = \min(N^L(L_{s_i}))$ 。

(1) 若  $s_i < s_j < s_k$ , 有  $f_{s_i} > f_{s_j} > f_{s_k}$ , 进而有  $D^{H_{s_i}} > D^{H_{s_j}}$  (“>” 的含义为 1 的个数多); 又因为  $E^{L_{s_i}} \approx E^{L_{s_j}}$ , 所以  $N^L(L_{s_i}) > N^L(L_{s_j})$ 。

(2)  $s_k < s_i < s_j$ , 有  $f_{s_j} < f_{s_i} < f_{s_k}$ , 进而有  $E^{L_{s_j}} < E^{L_{s_i}} < E^{L_{s_k}}$  (“<” 的含义为 1 的个数少); 被模糊掉的锐边缘像素( $E^{L_{s_k}} - E^{L_{s_j}}$ ,  $E^{L_{s_k}} - E^{L_{s_i}}$  对应的像素)与其 8 邻域像素的平均距离较大,导致  $D^{H_{s_j}} > D^{H_{s_i}}$ , 所以  $N^L(L_{s_j}) > N^L(L_{s_i})$ 。

**定义 5** 称  $L_R = L_{s_o} + g(T) G^L E^L$  为融合图像,其中,  $E^L$  为  $L$  的边缘图,  $G^L = (L_{s_o} - L_{s_k})$  为  $L$  的梯度图,  $L_{s_k}, L_{s_o}$  ( $s_k < s_o < s_l$ ) 为  $L$  的同源图像,  $g(T) > 0$  为边缘锐化程度函数,点乘表示数组乘。

**定理 1**  $L_R$  中的噪声为加性脉冲噪声。

**证明** 由性质 1 知,  $L_{s_k}$  是噪声测度最小的图像,又因为  $s_k < s_o$ , 则  $f_{s_k} > f_{s_o}$ , 即  $L_{s_o}$  是进一步去除  $L_{s_k}$  中噪声且边缘有所损失的一幅平滑图像。由  $(L_{s_o} - L_{s_k}) E^L$  的计算过程可知其中含正值、负值和零 3 类元素,且幅度较大,分别用  $N_+$ 、 $N_-$ 、 $N_0$  表示,其个数分别为  $n_+$ 、 $n_-$ 、 $n_0$ ,  $p_1$ 、 $p_2$ 、 $p_0$ , 表示概率,则融合图像

$$(L_R)_{i,j} = \begin{cases} (L_{s_o})_{i,j} + N_+, p_1 = \frac{n_+}{n_+ + n_- + n_0} \\ (L_{s_o})_{i,j} + N_-, p_2 = \frac{n_-}{n_+ + n_- + n_0} \\ (L_{s_o})_{i,j} + N_0, p_0 = \frac{n_0}{n_+ + n_- + n_0} \end{cases}$$

(( $L_R$ )<sub>i,j</sub> 表示  $L_R$  在  $(i, j)$  处的像素值) 符合加性脉冲噪声的理论模型<sup>[12]</sup>。

### 2.3 算法实现步骤

- (1) 根据式(6)计算图像  $\alpha$ , 并求  $\alpha' = Z^{-1}(\alpha)$ ;
- (2) 利用去相关算子  $\bar{\omega}$  去除图像  $\alpha'$  的相关性, 得到不相关图像  $I_i (i=1, 2, 3)$ ;
- (3) 用去噪算子处理  $I_i (i=1, 2, 3)$ :
  - ① 进行  $K$  层 Laplacian 金字塔分解得到  $L_{p_{i,j}} (j=0, 1, 2, \dots, k-1)$ ,
  - ② 对  $L_{p_{i,j}} (j=0, 1, 2, \dots, k-2)$  进行融合,
  - ③ Laplacian 金字塔重构  $I_i$  图像,
  - ④  $3 \times 3$  维纳滤波、 $3 \times 3$  中值滤波, 得图像  $I'_i$ ,
- (4) 去相关算子逆变换将  $I'_1, I'_2, I'_3$  转换成 R、G、B, 得到逆半调图像  $\hat{x}(m)$ 。

半调噪声特性一定, 去噪过程中参数的选择仅与图像有关, 融合图像(定义 5)中各参数的估计如下。根据性质 1, 总能找到  $s_k$  使得  $N^L(L_{s_k})$  最小, 令  $s_o = s_k + \epsilon, 0.1 < \epsilon < 0.3$ 。锐边缘阈值  $T$  通过统计梯度图  $G^L$  的直方图(将  $G^L$  的像素值由小到大等分为 10 个集合并将像素分配到集合中)获得, 因为它反映了不同尺度边缘的分布情况, 并且图像不同, 其分布也自适应变化。设由  $G^L$  的 10 个数据集合的下边界构成的向量为  $thre_i (0 < i \leq 10)$ , 用  $thre_0$  的值作为  $I_1$  锐边缘的阈值, 用  $thre_1$  作为  $I_2$  和  $I_3$  锐边缘的阈值。为计算简便, 取边缘锐化程度函数  $g = aT + b, a < 0$ 。其中, 常数  $a, b$  通过实验事先确定。实验时, 对不同的图像, 首先按上述方法确定  $T$ , 再按使逆半调效果最佳原则逐步获取  $g$ , 由此可得到一组数据  $\{(T_i, g), 1 \leq i \leq 50\}$ , 并通过多项式拟合得到系数  $a, b$  的值。

## 3 实验验证

以  $512 \times 512$  像素等 Lena 图为例, 在 Pentium4/2.4 GHz 计算机上进行仿真。构造高斯窗口滤波器如下所示, 令  $K=3$ 。

$$\omega = \frac{1}{400} \begin{bmatrix} 4 & 10 & 12 & 10 & 4 \\ 10 & 25 & 30 & 25 & 10 \\ 12 & 30 & 36 & 30 & 12 \\ 10 & 25 & 30 & 25 & 10 \\ 4 & 10 & 12 & 10 & 4 \end{bmatrix}$$

图 4(a) 为矢量彩色半调局部图, 图 4(c)~(e) 为用传统逆半调方法逆半调的结果图, 图 4(f)

为本文算法的逆半调图。从图中可以看出, (f) 中人眼敏感的蓝色“脉冲”噪声明显较其他图像减少, 若计算各图像的峰值信噪比(PSNR), 图 4(f) 略有优势。



(a) 矢量半调局部图



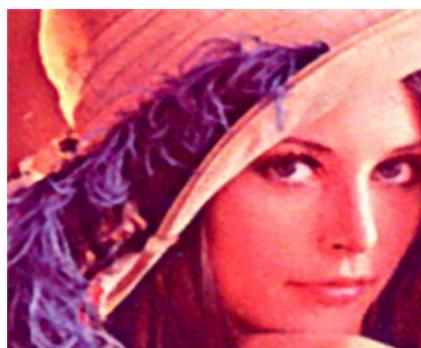
(b) 原图



(c) 小波方法<sup>[4]</sup>, PSNR = 27.11



(d) MAP 方法<sup>[7]</sup>, PSNR = 27.17

(e) 快速逆半调方法<sup>[1]</sup>, PSNR=27.58

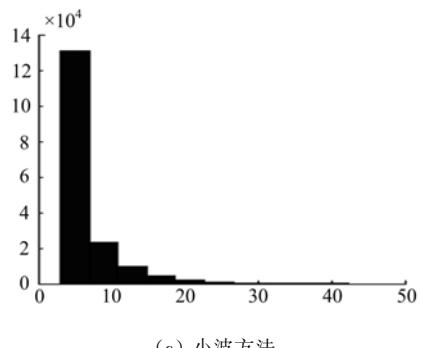
(f) 本文方法, PSNR=30.20

图4 4种逆半调算法的结果图

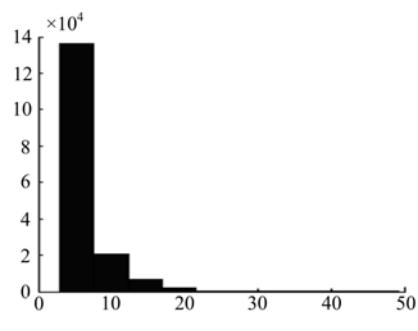
Fig. 4 Results of 4 inverse halftoning methods

在Opponent彩色空间<sup>[13]</sup>计算逆半调图像与原始连续色调图像的色差图 $\Delta E$ ,并显示其直方图,通常当 $\Delta E_{i,j} > 3$ 时,人眼能分辨出它是不同于原图的其他彩色,称其为杂色。图4(c)~(f)的杂色直方图如图5(a)~(d),其横坐标表示色差,纵坐标表示像素数。

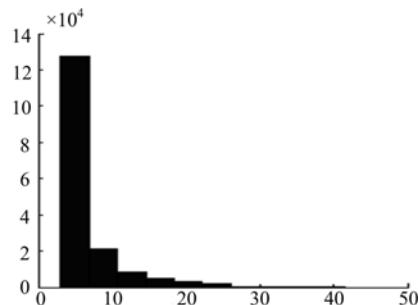
从图中可以看出:图5(d)的最大色差不超过40,而其他均已超过;另外,图5(d)的杂色集中在色差较小的相似色,且数量较少,而其他图像杂色的数量均为图5(d)杂色的3倍左右,这说明本文逆半调图像与原始连续色调图像的色差小,并且杂色少,因此颜色偏移现象较传统方法不明显。



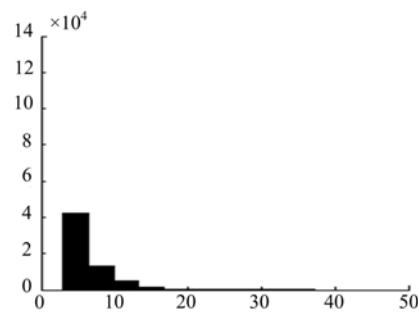
(a) 小波方法



(b) MAP方法



(c) 快速逆半调方法



(d) 本文方法

图5 4种逆半调图像的杂色直方图

Fig. 5 Mottle histogram of 4 inverse halftoning methods

#### 4 结束语

通过分析基于矩阵增益模型的线性系统,提出了矢量逆半调方法。该算法能较好地重建彩色连续色调图像,但由于将非线性的量化因子等效为线性的增益存在一定误差、低通滤波器并非理想低通滤波器,使图像 $\alpha$ 中仍存在少量低频噪声,主要分布在 $I_2$ 、 $I_3$ 分量上。低频噪声导致逆半调图像中仍有少量杂色,有待以后解决。

#### 参考文献:

- [1] Kite T D, Venkata N D, Evans B L, et al. A fast, high quality inverse halftoning algorithm for error diffused halftones[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9):1583-1592.

- [2] Shen M Y, Kuo C C J. A robust nonlinear filtering approach to inverse halftoning[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(1):84-95.
- [3] 孔月萍,曾平,郑海红,等. 基于中值金字塔变换的图像逆半调[J]. 西安电子科技大学学报, 2006, 33(6):917-921.  
Kong Yue-ping, Zeng Ping, Zheng Hai-hong, et al. Inverse halftoning based on the median pyramid[J]. Journal of Xidian University, 2006, 33(6):917-921.
- [4] Xiong Z, Orchard M, Ramchandran K. Inverse halftoning using wavelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(10):1479-1483.
- [5] Mese M, Vaidyanathan P P. Look-up table (LUT) method for inverse halftoning[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(10):1566-1578.
- [6] Kim H Y, de Queiroz R L. Inverse halftoning by decision tree learning[C]// IEEE Int Conf Image Process, Barcelona; Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2003:913-916.
- [7] 郑海红,曾平. 基于最大后验概率的逆半调改进方法[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(12): 1340-1343, 1357.  
Zheng Hai-hong, Zeng-ping. Improved inverse half-toning method via maximum A posteriori[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2005, 39(12):1340-1343, 1357.
- [8] Danxra-Venkata N, Evans B L. Design and analysis of vector color error diffusion halftoning systems [J]. IEEE Trans Image Processing, 2001, 10(10): 1552-1556.
- [9] Ohta Y, Kanade T, Sakai T. Color information for region segmentation [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1980, 13: 222-241.
- [10] Peter J B, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Transaction on Communications, 1983, 31:532-540.
- [11] Kite T D, Venkata N D, Evans B L, et al. A fast, high quality inverse halftoning algorithm for error diffused halftones[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9):1583-1592.
- [12] Pitas I, Venetsanopoulos A N. Nonlinear mean filters in image processing[J]. IEEE Trans Acoust, Speech, Signal Processing, 1986, ASSP-34 (3): 573- 584.
- [13] Zhang X, Wandell B A. A spatial extension of CIELAB for digital color image reproduction[C]// Proc SID Symp, 1996:731-734.