

基于轮廓波局部高斯模型与全变差的彩色滤波阵列插值

丁丽媛, 练秋生

(燕山大学 信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

(dly0415@126.com)

摘要:彩色图像的彩色滤波阵列(CFA)插值是从单传感器数码相机通过CFA获得的采样图像中重构完整RGB图像的过程。针对Bayer格式图像提出了一种基于轮廓波局部高斯模型与全变差的彩色图像CFA插值算法。为进一步提高图像边缘插值质量,将图像梯度的稀疏性结合到图像插值过程中,并且图像梯度的稀疏性用彩色全变差(CTV)来衡量。实验结果表明,该算法比现有的图像插值算法在峰值信噪比与主观视觉效果两方面均有显著提高。

关键词:彩色滤波阵列;插值;轮廓波;局部高斯模型;彩色全变差

中图分类号: TP751; TP391.41 **文献标志码:** A

Color filter array interpolation based on contourlet local Gaussian model and total variation

DING Li-yuan, LIAN Qiu-sheng

(Institute of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinghuangdao Hebei 066004, China)

Abstract: Single-chip digital cameras use Color Filter Array (CFA) to sample different color information, the color image CFA interpolation algorithm interpolates these data to produce an RGB image. A color image CFA interpolation algorithm was proposed based on contourlet local Gaussian model and Total Variation (TV). In order to improve the edge interpolation quality, the sparsity of image gradient was integrated in interpolation process, and the Color Total Variation (CTV) was introduced to measure the sparsity of the image gradient. The experimental results show that the proposed algorithm outperforms the classical algorithms in terms of both Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and visual quality.

Key words: Color Filter Array (CFA); interpolation; contourlet; local Gaussian model; Color Total Variation (CTV)

0 引言

由于受产品结构和经济成本的限制,传统数码相机一般采用单传感器配置,这种单传感器相机通过彩色滤波阵列(Color Filter Array, CFA)获得图像的彩色信息。但是采集到的图像在每个像素位置处只有一种颜色分量,为了恢复另外两个分量,必须对其进行插值。彩色滤波阵列包含很多样式,其中普遍采用的是Bayer彩色滤波阵列^[1],如图1所示(每一方格代表一个像素, R 、 G 、 B 表示对应像素所含有的彩色分量)。彩色插值图像品质好坏主要取决于采用的插值方法,早期的彩色插值算法有:最近邻(Nearest Neighbor, NN)法、双线性插值法(Bilinear)和双三次插值法(Bicubic)^[2-3]、^[4]等。这些算法都是单通道插值,虽然方法简单,运算速度快,但在高频区域尤其是边缘失真比较明显。为了提高边缘的重构质量,文献中多采用一些自适应插值方法^[5]、^[7-10]、^[6-8]。在此类方法中,梯度分析是影响锐利边缘重构质量的关键因素。但是当信号超过Nyquist频率时,梯度估计的作用会随之减弱,导致彩色插值图像产生伪彩(Artifact)。所以如何使用图像本身先验知识作为约束条件来克服Nyquist频率限制是一项富有挑战性的工作。目前在一些彩色图像CFA插值算法中,普遍应用小波进行图像的稀疏表示^[4]、^[50]、^[9]。然而二维小波方向变换选择性差,难以表示轮廓、边缘和纹理等更高维的几何特征。为了克服这一缺点,Do等人提出了非自适应、多方向、

多分辨率几何表示方法——轮廓波变换^[10],其稀疏性比二维小波变换高,但是基函数在频域中是非局部的,因此本文采用了改进后频域局部化的轮廓波变换^[11]。根据轮廓波变换的分布特性,本文用局部高斯模型代替独立的拉普拉斯分布作为图像先验知识。两者的根本区别在于前者能有效利用变换系数的邻域统计特性。同时为进一步提高图像边缘插值质量,将图像梯度的稀疏性结合到图像插值中。彩色全变差利用了色差与亮度图像的梯度稀疏性,能够在保护细节成分的同时,有效消除锐利边缘处伪彩,优于文献^[12]中使用的单色图像全变差。

G	R	G	R	G	R
B	G	B	G	B	G
G	R	G	R	G	R
B	G	B	G	B	G
G	R	G	R	G	R
B	G	B	G	B	G

图1 Bayer CFA

1 本文所提出的CFA插值算法

彩色图像CFA插值系统利用Bayer成像模型进行采样,得到观测值: $y = \Phi\{x\}$,其中 $\Phi\{\cdot\}$ 是一个Bayer采样算子。

图像插值过程中用 l_1 范数来表示信号的稀疏性,在满足

收稿日期:2010-09-28;修回日期:2010-11-25。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60772079);河北省自然科学基金资助项目(F2010001294)。

作者简介:丁丽媛(1985-),女,河北邢台人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理;练秋生(1969-),男,江西遂川人,教授,博士,主要研究方向:数字图像处理、模式识别、压缩传感。

观测值条件下获得信号的最佳稀疏表示需满足^[13]:

$$\min \|\alpha\|_1 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \|y - \Phi\Psi\alpha\|_2^2 \leq \varepsilon$$

其中: Φ 为 Bayer 采样矩阵, Ψ 每一列对应稀疏变换的一个基向量, α 为稀疏变换系数组成的向量。在实际计算中, $\Psi\alpha$ 可通过稀疏逆变换实现。

本文在进行彩色图像 CFA 插值时, 由于每次迭代之后的重构结果与真实值间存在一个误差 n , 则 y 与 α 的关系可表示为: $y = \Phi\Psi\alpha + n$ 。通过最大后验概率法 (Maximum A Posteriori, MAP) 估计 $\hat{\alpha}$:

$$\hat{\alpha} = \arg \max f(\alpha | y) \quad (2)$$

其中 $f(\alpha | y)$ 为条件概率密度。根据贝叶斯公式得:

$$\hat{\alpha} = \arg \max \left\{ f(y | \alpha) \right\} \frac{f(\alpha)}{f(y)} \quad (3)$$

其中 $f(\alpha)$ 和 $f(y)$ 是 α 与 y 的概率密度, 且 $f(y)$ 为常数。对其右边取对数得:

$$\hat{\alpha} = \arg \max \{ \ln f(y | \alpha) + \ln f(\alpha) - \ln f(y) \} \quad (4)$$

由于 n 服从高斯分布, 所以有:

$$f(y | \alpha) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_n} \exp \left\{ -\frac{\|y - \Phi\Psi\alpha\|_2^2}{2\delta_n^2} \right\} \quad (5)$$

无论小波还是多尺度几何变换, 变换系数之间虽然近似不相关, 但它们不是统计独立的。为了利用变换系数的邻域统计特性, 本文采用轮廓波域局部高斯分布作为自然图像的先验知识, 使变换系数的概率分布符合局部高斯模型^[14], 则向量 α 的所有分量 α_i 均符合局部高斯分布:

$$f(\alpha) = \prod_{i=1}^N f(\alpha_i) = \prod_{i=1}^N \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_i} \right) \exp \left(-\frac{\alpha_i^2}{2\delta_i^2} \right) \quad (6)$$

将式(5)、(6)代入式(4), 去掉常数项, 系数合并后用 β 表示得:

$$\hat{\alpha} = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^N \frac{\alpha_i^2}{2\delta_i^2} + \beta \|y - \Phi\Psi\alpha\|_2^2 \right\} \quad (7)$$

根据拉普拉斯乘法, 式(7)可等价于含有约束条件的优化问题:

$$\min \sum_{i=1}^N \frac{\alpha_i^2}{2\delta_i^2} \quad (8)$$

$$\text{s.t. } y = \Phi\Psi\alpha$$

式(8)给出了对单通道图像插值时需要解决的优化问题。为了利用通道间相关性, 本文采用对色差图像 $G - R$, $G - B$ 以及亮度图像 $G + R + B$ 进行插值, 在这种情况下, 式(8)变为:

$$\min \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{[\alpha_g(i) - \alpha_r(i)]^2}{2\delta_{gr}^2(i)} + \frac{[\alpha_g(i) - \alpha_b(i)]^2}{2\delta_{gb}^2(i)} + \frac{[\alpha_g(i) + \alpha_r(i) + \alpha_b(i)]^2}{2\delta_{gb}^2(i)} \right\} \quad (9)$$

$$\text{s.t. } y_g = M_g\Psi\alpha_g, y_r = M_r\Psi\alpha_r, y_b = M_b\Psi\alpha_b$$

其中: α_r, α_g 和 α_b 表示 R, G 和 B 的变换系数, δ_{gr}, δ_{gb} 和 δ_{gb} 表示色差与亮度图像变换系数的标准差, y_r, y_g 和 y_b 是 Bayer 图像中 R, G, B 彩色分量矩阵, M_g, M_r 和 M_b 是三个掩模矩阵。

$$M_g(i, j) = \begin{cases} 1, (i, j) \in X_{G_1} \\ 1, (i, j) \in X_{G_2} \\ 0, (i, j) \in X_R \\ 0, (i, j) \in X_B \end{cases}, M_r(i, j) = \begin{cases} 0, (i, j) \in X_{G_1} \\ 0, (i, j) \in X_{G_2} \\ 1, (i, j) \in X_R \\ 0, (i, j) \in X_B \end{cases}$$

$$M_b(i, j) = \begin{cases} 0, (i, j) \in X_{G_1} \\ 0, (i, j) \in X_{G_2} \\ 0, (i, j) \in X_R \\ 1, (i, j) \in X_B \end{cases}$$

其中 $X_{G_1}, X_{G_2}, X_R, X_B$ 是空间坐标。

为进一步提高图像插值质量, 可将衡量图像梯度稀疏性的彩色全变差 (Color Total Variation, CTV) 结合到插值中。本文定义的彩色全变差是对单色图像全变差的扩展, 对去除锐利边缘处伪影效果明显。普通单色图像全变差为:

$$TV(x) = \sum_{i,j} \sqrt{(x(i+1, j) - x(i, j))^2 + (x(i, j+1) - x(i, j))^2}$$

本文定义的彩色全变差为:

$$CTV(R, G, B) = TV(R - G) + TV(R - B) + TV(R + G + B)$$

将彩色全变差作为惩罚项加入到优化方程后, 式(9)变为:

$$\min \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{[\alpha_g(i) - \alpha_r(i)]^2}{2\delta_{gr}^2(i)} + \frac{[\alpha_g(i) - \alpha_b(i)]^2}{2\delta_{gb}^2(i)} + \frac{[\alpha_g(i) + \alpha_r(i) + \alpha_b(i)]^2}{2\delta_{gb}^2(i)} \right\} + CTV(\Psi\alpha_r, \Psi\alpha_g, \Psi\alpha_b) \quad (10)$$

$$\text{s.t. } y_g = M_g\Psi\alpha_g, y_r = M_r\Psi\alpha_r, y_b = M_b\Psi\alpha_b$$

2 算法实现

本文采用凸集交替投影 (Projection Onto Convex Set, POCS) 算法^[15]求解式(10)。优化问题涉及以下 7 个凸集:

$$C_1 = \{\alpha_g, y_g = M_g\Psi\alpha_g\}, C_2 = \{\alpha_r, y_r = M_r\Psi\alpha_r\}$$

$$C_3 = \{\alpha_b, y_b = M_b\Psi\alpha_b\}$$

$$D_1 = \left\{ (\alpha_g - \alpha_r) : \sum_{i=1}^N \frac{[\alpha_g(i) - \alpha_r(i)]^2}{2\delta_{gr}^2(i)} \leq R_1 \right\}$$

$$D_2 = \left\{ (\alpha_g - \alpha_b) : \sum_{i=1}^N \frac{[\alpha_g(i) - \alpha_b(i)]^2}{2\delta_{gb}^2(i)} \leq R_2 \right\}$$

$$D_3 =$$

$$\left\{ (\alpha_g + \alpha_r + \alpha_b) : \sum_{i=1}^N \frac{[\alpha_g(i) + \alpha_r(i) + \alpha_b(i)]^2}{2\delta_{gb}^2(i)} \leq R_3 \right\}$$

$$E = \{(\alpha_g, \alpha_r, \alpha_b) : CTV(\Psi\alpha_r, \Psi\alpha_g, \Psi\alpha_b) \leq CTV(\Psi\hat{\alpha}_r, \Psi\hat{\alpha}_g, \Psi\hat{\alpha}_b)\}$$

POCS 算法交替向 7 个凸集进行投影, 它们的交点即为式(10)的最优解。

用 POCS 求 7 个凸集的交点主要包括以下步骤。

1) 将 α_g, α_r 和 α_b 的第 k 次迭代值 α_g^k, α_r^k 和 α_b^k 分别向 C_1, C_2 和 C_3 投影:

$$\begin{cases} \beta_g = \Psi^T[(1 - M_g)\Psi\alpha_g^k + y_g] \\ \beta_r = \Psi^T[(1 - M_r)\Psi\alpha_r^k + y_r] \\ \beta_b = \Psi^T[(1 - M_b)\Psi\alpha_b^k + y_b] \end{cases} \quad (11)$$

2) 利用梯度下降法将 $\gamma_1 = \beta_g - \beta_r, \gamma_2 = \beta_g - \beta_b$ 和 $\gamma_3 = \beta_g + \beta_r + \beta_b$ 分别投影到 D_1, D_2 和 D_3 得:

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_g^k(j) - \hat{\alpha}_r^k(j) &= \gamma_1(j) - \lambda_1 \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^N \frac{\gamma_1^2(i)}{2\delta_{gr}^2(i)} \right)}{\partial \gamma_1(j)} = \\ &= \gamma_1(j) \left(1 - \frac{\lambda_1}{\delta_{gr}^2(j)} \right) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\hat{\alpha}_g^k(j) - \hat{\alpha}_g^k(j) = \gamma_2(j) - \lambda_2 \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^N \frac{\gamma_2^2(i)}{2\delta_{gb}^2(i)} \right)}{\partial \gamma_2(j)} =$$

$$\gamma_2(j) \left(1 - \frac{\lambda_2}{\delta_{gb}^2(j)} \right)$$

$$\hat{\alpha}_g^k(j) + \hat{\alpha}_g^k(j) + \hat{\alpha}_g^k(j) = \gamma_3(j) - \lambda_3 \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^N \frac{\gamma_3^2(i)}{2\delta_{grb}^2(i)} \right)}{\partial \gamma_3(j)} =$$

$$\gamma_3(j) \left(1 - \frac{\lambda_3}{\delta_{grb}^2(j)} \right)$$

其中: $\delta_{gr}^2(j) = \max \left\{ \frac{1}{M} \sum_{i \in N(j)} [\alpha_g(i) - \alpha_r(i)]^2 - \delta_n^2, 0 \right\}$; $\lambda_1 = \frac{\delta_{gr}^2(j) \delta_n^2}{\delta_{gr}^2(j) + \delta_n^2}$; $N(j)$ 在本文中代表以变换系数 $\alpha_g(j) - \alpha_r(j)$ 为中心的 7×7 邻域, M 为 $N(j)$ 中的变换系数数量; δ_n^2 为插值中误差的方差, 且随着迭代次数 k 的增加而减小。同理可求出 $\delta_{gb}^2(j)$ 与 $\delta_{grb}^2(j)$ 以及 λ_2 与 λ_3 。

3) 利用梯度下降法将 $z^k (z^k = \tilde{R}^k, \tilde{G}^k, \tilde{B}^k)$ 向 E 投影得:

$$\hat{z}^k = z^k - \mu \cdot \frac{\partial CT(V(\tilde{R}^k, \tilde{G}^k, \tilde{B}^k))}{\partial z^k} \quad (13)$$

其中: $\mu = 10^{-3}/k$, \tilde{R}^k, \tilde{G}^k 和 \tilde{B}^k 的求解方法可参见下文具体步骤 5。

根据以上推导, 求解式(10)的具体步骤如下。

1) 初始化。首先采用 Hamilton-Adams 的方法^{[5]7-11} 对 Bayer 图像插值得到 x_0 , 再分别对 x_0 的 RGB 三通道进行轮廓波变换得到 α_r^k, α_g^k 和 α_b^k , k 为迭代次数, 且 $k = 1$ 。

2) 利用式(11) 将 $\alpha_g^k, \alpha_r^k, \alpha_b^k$ 投影到 C_1, C_2 和 C_3 。其中 Ψ 和 Ψ^T 分别表示轮廓波变换及其逆变换。

3) 利用式(12) 将 γ_1, γ_2 和 γ_3 向 D_1, D_2 和 D_3 投影。

4) 对 $P_1^k = \hat{G}^k - \hat{R}^k, P_2^k = \hat{G}^k - \hat{B}^k$ 和 $P_3^k = \hat{G}^k + \hat{R}^k + \hat{B}^k$ 应用梯度下降法调整其全变差: $\tilde{P}_1^k = P_1^k - \mu \cdot \frac{\partial TV(P_1^k)}{\partial P_1^k}$, $\tilde{P}_2^k = P_2^k - \mu \cdot \frac{\partial TV(P_2^k)}{\partial P_2^k}, \tilde{P}_3^k = P_3^k - \mu \cdot \frac{\partial TV(P_3^k)}{\partial P_3^k}$ 。其中: $P_1^k = \Psi(\hat{\alpha}_g^k - \hat{\alpha}_r^k), P_2^k = \Psi(\hat{\alpha}_g^k - \hat{\alpha}_b^k), P_3^k = \Psi(\hat{\alpha}_g^k + \hat{\alpha}_r^k + \hat{\alpha}_b^k)$ 。

5) 对由 $\tilde{P}_1^k, \tilde{P}_2^k$ 和 \tilde{P}_3^k 组成的线性方程组求解可得 \tilde{G}^k, \tilde{R}^k 和 \tilde{B}^k , 再利用式(13) 将 \tilde{G}^k, \tilde{R}^k 和 \tilde{B}^k 向 E 投影获得 \hat{G}^k, \hat{R}^k 和 \hat{B}^k 。

6) $\alpha_r^k = \Psi(\hat{R}^k), \alpha_g^k = \Psi(\hat{G}^k), \alpha_b^k = \Psi(\hat{B}^k), k = k + 1$, δ_n^2 随着迭代次数的增加而每次减小 $\Delta\delta (\Delta\delta = \delta_n^2/N, N$ 为最大迭代次数)。

7) 重复步骤 2) ~ 6), 直至 $k = N$, 完成插值过程。

3 实验结果

本文测试图像是从 Kodak 图像库中选取的 9 幅彩色图像, 实验中将其截成大小为 256×256 的图像 (如图 2 所示)。为验证算法有效性, 本文算法将与文献[5, 16-17] 中给出的三种算法进行比较。文献[5]是一种经典的自适应插值方法, 文献[16]是逐渐逼近的迭代方法, 文献[17]是基于交替投影 (Alternating Projections, AP) 的一步实现方法。表 1 列出了四种算法对测试图像进行 CFA 插值的彩色峰值信噪比 (Color Peak Signal To Noise Ratio, CPSNR)。

$$CPSNR = 10 \lg (255^2 / CMSE)$$

其中 $CMSE = \left(\frac{1}{3NM} \right) \sum_{c=r,g,b} \sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N (P(x, y, c) - \hat{P}(x, y, c))^2$,

$P(x, y, c)$ 和 $\hat{P}(x, y, c)$ 表示大小为 $N \times M$ 的原始与重构图像。带下划线数字表示较高的 CPSNR 值。

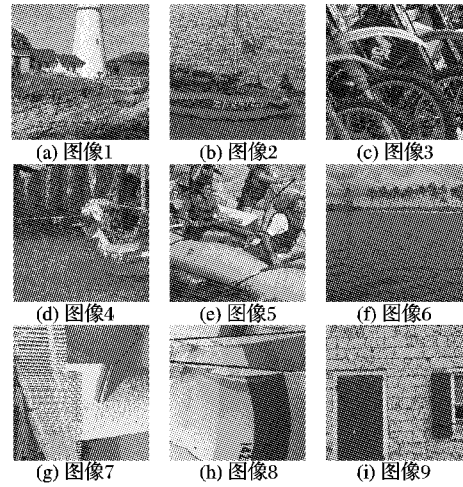


图 2 样本图像

表 1 4 种算法的 CPSNR 比较 dB

图像	文献[5]算法	文献[16]算法	文献[17]算法	本文算法
1	33.39	37.09	35.27	<u>37.67</u>
2	33.37	37.28	36.17	<u>38.20</u>
3	33.71	35.48	36.91	<u>37.01</u>
4	33.94	37.45	36.73	<u>37.74</u>
5	32.21	30.95	32.07	<u>33.49</u>
6	38.44	41.85	41.28	<u>42.65</u>
7	36.08	39.14	36.61	<u>39.21</u>
8	39.07	<u>40.95</u>	39.56	40.93
9	32.67	37.80	37.58	<u>37.88</u>

从表 1 中可以看出, 除图像 8 之外, 本文算法插值图像的彩色峰值信噪比均最高, 与文献[5, 17] 相比分别平均高出 3.55 dB 和 1.35 dB。就图像 8 而言, 文献[16] 插值结果的 CPSNR 值比本文算法高 0.02 dB, 但是总体上本文算法的 CPSNR 平均值比文献[16] 高 0.76 dB。图 3 给出了样本图像 7 的 CFA 插值结果 (为便于观察, 只显示了局部放大图像)。对比 (c) ~ (f) 四幅图像可看出本文算法重构图像的整体视觉效果最佳, 有效消除了锐利边缘处伪彩。

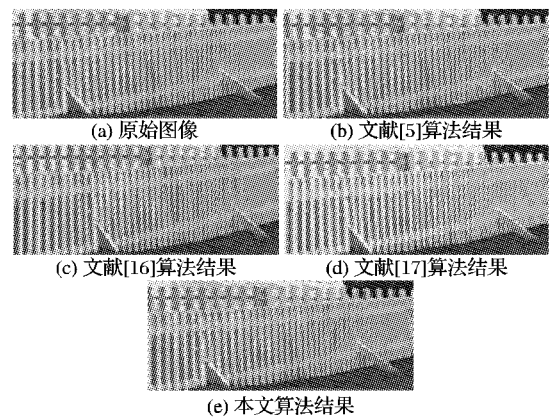


图 3 样本图像 7 的插值结果局部放大图

4 结语

为了在 CFA 插值中利用图像表示的稀疏先验知识, 本文提出了基于轮廓波局部高斯模型与全变差的彩色图像 CFA 插值算法。该算法使用轮廓波基函数稀疏表示图像克服了二 (下转第 1102 页)

表2 三种算法寻优结果比较

函数	算法	最小最优值	平均最优值
F_1	DE	2.9286	3.4202
	LDE	9.8725E-32	2.6825E-031
	SLDE	9.0125E-093	2.5802E-092
F_2	DE	3.0025E+003	3.1701E+003
	LDE	606.3254	678.4184
	SLDE	426.2459	494.5895
F_3	DE	496.5423	513.6734
	LDE	112.4215	125.0422
	SLDE	23.6548	36.8135
F_4	DE	0.7456	0.8185
	LDE	0	0
	SLDE	0	0
F_5	DE	0.4527	0.4967
	LDE	2.6645E-015	2.6645E-015
	SLDE	2.6645E-015	2.6645E-015

4 结语

本文提出一种基于 Laplace 变异的改进差分进化算法:在变异过程中引入了 Laplace 分布变异算子来提高寻优精度和收敛速度;根据进化的不同阶段,提出改进的自适应方式来调整进化策略及交叉概率。通过 5 个典型测试函数来测试 SLDE 算法的性能,实验结果表明本文提出的改进算法在求解精度、收敛速度、鲁棒性方面均具有明显优势,尤其适合求解连续域上高维多峰函数的数值最优化问题。

参考文献:

- [1] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient

heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341–359.

- [2] ZHANG M, LUO W, WANG XF. Differential evolution with dynamic stochastic selection for constrained optimization[J]. Information Sciences, 2008, 178(15): 3043–3074.
- [3] 黄小城, 王希武, 常东升, 等. 改进的差分演化算法在测试数据生成中的应用[J]. 计算机应用, 2009, 29(6): 1722–1724.
- [4] MAULIK U, SAHA I. Modified differential evolution based fuzzy clustering for pixel classification in remote sensing imagery[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(9): 2135–2149.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: Institute of Electrical and Electronics Engineers Signal Processing Society, 1995: 1942–1948.
- [6] 高岳林, 刘俊梅. 一种带有随机变异的动态差分进化算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(10): 2719–2722.
- [7] ALI M K. Differential evolution with preferential crossover[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 181(3): 11137–1147.
- [8] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H R, SALAMA M M A. Opposition-based differential evolution[J]. IEEE Computational Intelligence Society, 2008, 12(1): 64–79.
- [9] LAN K-T, LAN C-H. Notes on the distinction of Gaussian and Cauchy mutations[C]// Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Washington, DC: IEEE, 2008: 272–277.
- [10] RADHA T, MILLIE P, AJITH A. New mutation schemes for differential evolution algorithm and their application to the optimization of directional over-current relay settings[J]. Applied Mathematics and Computation, 2010, 216(2): 532–544.

(上接第 1042 页)

维小波方向选择性差的缺点,而且在图像阈值处理时采用局部高斯模型可有效利用变换系数的邻域统计特性。为进一步提高图像边缘重构质量,插值中对每次迭代的重构结果使用彩色全变差调整。本文采用的是迭代收缩插值方法,比非迭代算法运行时间要长,但是本文算法在客观指标 CPSNR 和主观视觉效果两方面均比文献[5, 16–17]有明显提高。用复杂度最低的算法来改善图像插值性能将是下一步需要深入研究的方向。

参考文献:

- [1] BAYER B E. Color imaging array: US, 3971065[P]. 1976–07–20.
- [2] LONGERE P, ZHANG X M, DELAHUNT P B. Perceptual assessment of demosaicing algorithm performance[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 90(2): 123–132.
- [3] HIRAKAWA K, WOLFE P J. Spatio-spectral color filter array design for optimal image recovery[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1876–1890.
- [4] GUNTURK B K, GLOTZBACH J, ALTUNBASAK Y. Demosaicking: Color filter array interpolation[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(1): 44–54.
- [5] HAMILTON J F, ADAMS J E Jr. Adaptive color plane interpolation in single sensor color electronic camera: US, 5629734[P]. 1997.
- [6] TSAI C Y, SONG K T. A new edge-adaptive demosaicing algorithm for color filter arrays[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(9): 1495–1508.
- [7] ZHANG L, LUKAC R, WU X L. PCA-based spatially adaptive denoising of CFA images for single-sensor digital cameras[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(4): 797–812.
- [8] ZHANG F, WU X L, YANG X K. Robust color demosaicking with

adaptation to varying spectral correlations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(12): 2706–2717.

- [9] MAIRAL J, ELAD M, SAPIRO G. Sparse representation for color image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(1): 53–69.
- [10] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091–2106.
- [11] LU Y, DO M N. A new contourlet transform with sharp frequency localization[C]// Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE, 2006: 1629–1632.
- [12] SAITO T, KOMATSU T. Sharpening-demosaicing method with a total-variation-based super-resolution technique[C]// Proceedings of SPIE Digital Library. Bellingham, WA: SPIE, 2005, 5678: 1801–1812.
- [13] CANDES E, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. Inverse Problems, 2007, 23(3): 969–985.
- [14] MIHCAK M K, KOZINTSEV I, RAMCHANDRAN K. Low-complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1999, 6(12): 300–303.
- [15] BREGMAN L M. The method of successive projection for finding a common point of convex sets[J]. Soviet Math, 1965, 6(3): 688–692.
- [16] LI X. Demosaicing by successive approximation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(3): 370–379.
- [17] LU Y M, KARZAND M, VETTERLI M. Demosaicking by alternating projections: Theory and fast one-step implementation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(8): 1–13.