

文章编号 1004-924X(2009)02-0417-09

改进免疫算法用于图像复原

张煜东, 吴乐南

(东南大学 信息科学与工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要:为了更好地对图像进行超分辨率重建,对传统的正则化方法进行了改进,提出了更符合实际的新模型:加性广义高斯白噪声与各向异性正则化项。为求得新模型的最优解,引入免疫进化算法并做如下改进:引入记忆单元群,使算法并行地运行在两个抗体群上;提出一种疫苗的自适应选取及接种方法;将混沌算子作为防僵化算子嵌入。分析与实验表明,基于新模型重建的图像不仅对噪声的类型与方差具有稳健性,而且重建图像的信噪比改善量(ISNR)比传统模型高 1.5 dB 左右,同时提出的改进免疫进化算法能够更快收敛,所需步数仅是遗传算法的 8%,传统免疫算法的 40%。结果表明,新模型与改进免疫算法组成的图像超分辨率复原系统具有稳定可靠的性能。

关键词:超分辨率;图像复原;直接搜索法;免疫算法;记忆单元;混沌映射

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

Improved immune algorithm for image restoration

ZHANG Yu-dong, WU Le-nan

(School of Information Science & Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In order to improve the performance of super-resolution restoration for an image, a new model involving general white Gaussian distributed noise and anisotropy regularization is presented. To acquire the optimal solution of the new model, immune algorithm is proposed and improved in three aspects: a memory unit group is introduced to make the algorithm perform on two independent groups parallelly; an adaptive method of exporting vaccines and inoculation is presented; and a chaos operator is implanted to the algorithm for anti-freezing. Analysis and experimental results demonstrate that the restoration based on this proposed model is robust both to different types of noises and to variances of noises. Moreover, the Improved Ratio of Signal to Noise (ISNR) of the restored image using this proposed model is 1.5 dB higher than that using traditional model. Meanwhile, improved immune algorithm can converge fastly, the steps of iteration are 8% that of the total steps for GA, and 40% that of the total steps for immune algorithm. The system consisting of the proposed novel model and improved immune algorithm is reliable on the super-resolution restoration.

Key words: super-resolution; image restoration; direct search method; immune algorithm; memory unit; chaos mapping

收稿日期:2008-05-14;修订日期:2008-07-10.

基金项目:高等学校科技创新工程重大项目培育资金资助项目(No. 706028);江苏省自然科学基金资助项目(No. BK2007103);国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2008AA01Z227);国家自然科学基金自主项目(No. 60872075)

1 引言

设 X 为原始高分辨率图像数据矩阵(由于对 X 未知, 也称其为状态), A_i 为第 i 次观测过程中的降质矩阵, E_i 为第 i 次观测过程中的噪声, Y_i 为第 i 次观测到的降质图像数据矩阵, n 为总观测次数, 则观测得到的低分辨率图像为 $Y_i = A_i X + E_i, i = 1, 2, \dots, n$ (n 可以取 1)。此时模型退化为单帧图像复原, 由于此时能利用的信息较少, 所以 $n = 1$ 情况下的超分辨率复原是多帧图像超分辨率复原的基础, 也是当前研究的热点与难点。

文献 [1] 通过 Markov 随机场 (MRF) 和 Gibbs 随机场理论, 指出在最大后验概率 (MAP) 意义下, 求解的最佳 X 等价于如下泛函的极小化

问题:
$$J(X) = \sum_{i=1}^n \|Y_i - A_i X\|_2^2 + \lambda \|\nabla X\|_2^2, \quad \lambda > 0$$

$\sum_{i=1}^n \|Y_i - A_i X\|_2^2$ 表示数据拟合项, 衡量数据拟合程度; $\|\nabla X\|_2^2$ 为 Tikhonov 正则化项, 是一个凸函数。是正则化参数, 可以通过 GCV^[2] 和 L-curve^[3] 法求得, 调节其大小保证 $J(X)$ 是凸函数。

如果没有噪声(例如量化噪声等)的影响, 且的取值能够保证 $J(X)$ 是凸的^[4], 则根据凸规划定理, 任一局部极小点都是全局极小点, 就可采用直接搜索法搜索, 如条件迭代模型 ICM^[5]。然而实际上很难保证没有噪声的存在, 并且的确定也由于需要计算大型矩阵的特征值, 导致计算量太大。因此, Krikpatrick^[6] 指出, 对于求能量最小的状态(即 X), 实际中若继续使用 ICM 方法, 只能保证收敛到局部最低能量, 必须使用模拟退火算法(SA)等才可以从理论上保证其收敛到全局最小。Geman^[7] 发展并改进了 SA 算法, 并证实其比现行的图像复原算法 MAP, POCS 有效。同时指出改进的 SA 算法仍然存在速度太慢的问题, 预言未来可能出现新的算法。

随着智能优化这一领域的日益活跃, 尤其在寻找全局最优解方面的突出表现, 越来越多的学者将智能优化算法应用于图像处理。Kouichi Arakaki 等人^[8] 提出用 GA 进行灰度图像的复原, Hung-Hsu Tsai 等人^[9] 提出用遗传算法(GA)设计多通道彩色滤波器, 与经典滤波相比, 该方法可以同时满足噪声衰减、彩色保留与边缘维持的要求。Jong Bae Kim 等^[10] 提出用 GA 设

计等照度线约束下的区域移除和复原算法。刘志军等^[11] 采用并行 GA 进行图像复原; 李映等^[12] 提出一种自适应免疫 GA 用于图像分割, 并证实其比传统的 OTSU, FCM 算法性能更好。

然而, 通过分析模型 1 及其求解方法, 发现其存在以下 3 个缺陷: (1) 噪声必须是高斯白噪声, 否则数据拟合项的效果就会迅速下降; (2) 由于正则化项选取的是 Tikhonov 正则化项, 虽然能保证模型 1 是凸的, 但是在边缘处的复原效果较差; (3) 由于 GA 自身的特性, 收敛过程容易早熟, 且收敛速度慢。

本文针对上述 3 个问题, 一一提出解决方法。结构如下: 第 2 节针对传统正则化方法, 指出其限制条件是加性白高斯噪声(AWGN)和各向同性正则化项, 为此提出新模型采用广义高斯白噪声与各向异性正则化项来描述图像退化模型; 第 3 节为了求得新模型的解, 引进免疫进化算法(IA), 并对其改进, 得到改进的免疫算法(IIA), 详细讨论了算法流程, 并从理论上验证其收敛; 第 4 节分为 3 个实验, 首先验证选用的各向异性正则化项优于传统的 Tikhonov 正则化项, 其次验证新模型对于各种类型的噪声均具有稳健性, 最后验证了 IIA 算法优于 IA 与 GA 遗传算法; 第 5 节为结论。

2 改进的图像退化模型

作为对比, 首先列出传统图像复原的模型。

模型 1:

$$X = \arg \min_X J(X) = \arg \min_X \left[\sum_{i=1}^n \|Y_i - A_i X\|_2^2 + \lambda \|\nabla X\|_2^2 \right]. \quad (1)$$

为了清晰起见, 下文分别对式中 Tikhonov 正则化项 $\|\nabla X\|_2^2$ 与数据拟合项 $\sum_{i=1}^n \|Y_i - A_i X\|_2^2$ 进行改进, 并给出理论依据。

2.1 各向异性正则化项

考虑到 Tikhonov 算子是标准的 Laplace 热传导方程解, 为各向同性平滑, 不能很好地保持图像细节。表 1 列举了几个典型的各向异性正则化项: Perona 项^[6], Geman 项^[13], Hebert 项^[14]。其中区域平滑要求 $\phi(0) = 0, \lim_{s \rightarrow 0^+} \phi(s) / s$

> 0 ; 保持边缘要求 $\lim_{s \rightarrow +\infty} \phi(s) = 0, \lim_{s \rightarrow +\infty} s\phi(s)/\phi(s) = 0$; 稳定平滑要求 $\phi(s)/s$ 在 $[0, +\infty)$ 上连续和严格单调下降。

表 1 几个典型的正则化函数 ($s = \|\nabla X\|_2$)

Tab. 1 Several classical regularization functions

来源	正则化项 $\phi(s)$	凸性	区域平滑	保持边缘	稳定平滑
Tikhonov	s^2	是	是	否	否
Perona	$1 - e^{-s^2}$	否	是	不全满足	是
Geman	$s^2 / (1 + s^2)$	否	是	不全满足	是
Hebert	$\ln(1 + s^2)$	否	是	不全满足	是

从表 1 可见, Tikhonov 性能并不好, 而其被广泛应用的原因仅仅是因为简单, 且能保持凸性, 搜索最小点速度快。

2.2 广义高斯白噪声模型

传统模型仅考虑 AWGN。从实际情况出发, 假设噪声为广义高斯分布^[15], 其概率密度函数定义如下

$$y(x; p, m, s) = \frac{p}{2s} \frac{1}{(1/p)} \exp\left\{-\left[\frac{|x-m|}{s}\right]^p\right\}, \quad (2)$$

式中, Γ 为标准的 Gamma 函数, p 是广义高斯噪声的形状参数, m 是均值, s 是标准差。当 $s = \sqrt{(1/p)/\Gamma(3/p)}$ 时, 分布具有单位方差, 通过调整 s 的值可以改变噪声强度。

广义高斯分布当 $p = 1$ 时是 Laplace 分布, 当 $p = 2$ 时是高斯分布, 当 $0 < p < 1$ 时是重尾分布^[16], 而当 $p \rightarrow \infty$ 时则可以近似逼近均匀分布, 可见广义高斯噪声几乎可以模拟工程中遇到的所有噪声类型。

2.3 改进的图像退化模型

综合上述各项异性正则化项与广义高斯白噪声模型, 提出了一种新的能量函数的模型模型 2:

$$X = \arg \min_X J(X) = \arg \min_X \{ \|Y - AX\|_p^p + [\Phi(s)] \}. \quad (3)$$

式(3)中 $\|\cdot\|_p$ 表示对向量(将矩阵拉直后)的 p

范数的 p 次方, $p > 0$, 这里的 p 就是式中的形状参数 p , 可见模型 2 的第一项反映了在不同噪声类型下数据的拟合程度, 称为数据拟合项。第二项为正则化项, 可以任意选取表 1 中的各项异性正则化项, 其中 Perona 项效果最好(3.1 节实验证实)。

改进的新模型对噪声具有更广的适用性, 且对边缘具有更好的保持能力, 这是传统模型所没有的。

3 改进的免疫算法

为了更快收敛, 本文不采用经典的 GA 算法, 而采用更优的智能优化方法——免疫算法(Immune Algorithm, IA), 并对其做出改进。

3.1 免疫算法简介

免疫算法^[17]是在进化算法理论框架的基础上引入新的算子: 免疫算子, 形成的一种新的优化算法, 因鲁棒性良好而被广泛应用。目前, IA 已有相当大的改进, 但仍不能解决早熟和群体多样性问题。从根源上, 归咎于 IA 对现实生物演化过程过于简单的模拟。

定义 1(抗原): 在人工免疫系统中, 指问题及其约束, 与进化算法中的适应度函数类似。

定义 2(抗体): 指问题的候选解, 与进化算法中的个体相似。

定义 3(抗原-抗体亲和度): 反映单个抗体的单个结合部位和单价抗原的结合力, 在人工免疫系统中, 表示抗体不同位置对抗原的影响。

定义 4(抗体-抗体亲和度): 反映抗体与抗体间的结合能力, 在人工免疫系统中, 一般指候选解的距离。

定义 5(疫苗): 指根据环境或待求问题的先验知识所得到的对最佳抗体的估计。

3.2 改进的免疫算法原理

3.2.1 记忆单元

免疫记忆是免疫系统的一个重要特点, 当机体接触过某种抗原后再次接触相同抗原时, 抗体出现的潜伏期较初次应答明显缩短, 抗体含量大幅度上升, 而且维持时间长, 这种当同一种抗原再次入侵机体时引起的比初次免疫更强的、高亲

和度的抗体产生现象,称为免疫记忆。

本文引进免疫记忆的思想,在构造普通抗体群的同时也构造记忆单元,它们各自独立演化:抗体群是与抗原作用的基本种群,强调全局搜索;而记忆单元主要是在抗体种群的基础上,进行变尺度的局部搜索,一方面记忆搜索过程,另一方面通过记忆学习,保持种群的多样性。

3.2.2 自适应疫苗选取

在传统免疫算法中,疫苗提取的基本过程为分析问题,搜索特征信息,进而根据特征信息制作免疫疫苗。然而在大部分情况下,待求问题很难形成较为成熟的先验知识,而且为寻求全局求解的局部方案需要付出的代价常超出其应占的比例,使计算成本增加、效率降低。为了提高算法的通用性与应用的便利性,这里提出一种自适应疫苗选取与注射的方法。

3.2.3 混沌映射

混沌^[18]是非线性系统的本质特征,具有随机性、遍历性及规律性等一系列特殊性质,已经作为在搜索过程中避免陷入局部最优的一种优化机制而引入。但是,相关研究成果多数只是将变异算子中的随机序列简单地用混沌序列代替,以表明混沌变异是实数编码进化算法变异算子的有效实现。这些算法虽然思路直观、实现简单,却没有充分发挥混沌的作用。

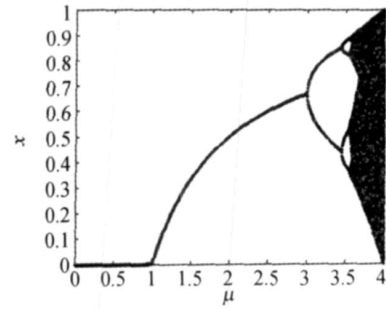
Logistic 映射

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n), n = 0, 1, 2, \dots, \quad (4)$$

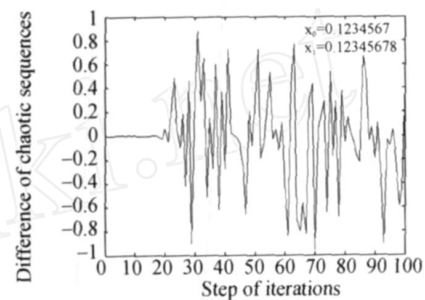
是一个典型的混沌系统。式中 μ 是控制参量: μ 确定后,由任意初值 $x_0 \in [0, 1]$ 可迭代出一个确定的时间序列,该序列是没有任何随机扰动的确定系统,如图 1(a) 所示。随着 μ 的增加,系统将呈现出不同的性质:

- (1) 当 $0 < \mu < 1$ 时,系统形态十分简单,除了不动点 0 外,没有其它周期点;
- (2) 当 $1 < \mu < 3$ 时,不动点 0, $1 - 1/\mu$ 为仅有的两个周期点;
- (3) 当 $3 < \mu < 4$ 时,系统由倍周期通向混沌。

图 1(b) 表明,只要初始条件有细微改变,两混沌系统迭代就毫不关联。鉴于混沌系统的伪随机性、遍历性与初始条件的极端敏感性,可将混沌算子作为防僵化算子^[19]嵌入,以保护算法的有效模式和最优解。



(a) Logistic 序列进入稳态混沌过程
(a) Course of Logistic sequence entering steady-state chaotic



(b) 初始值分别为 0.123 456 7 与 0.123 456 78 的两混沌序列之差
(b) Difference of two chaotic sequences with different initial values

图 1 混沌映射示意图

Fig. 1 Sketch map of chaotic mapping

3.3 改进的免疫算法步骤

Step1 初始化,设定算法终止条件,给定抗体群数目规模 P ,记忆单元规模 $t < P$,抗体死亡比例 $T\%$,混沌初始化抗体群 $A(0)$,混沌的遍历性保证抗体遍历所有状态;

Step2 分别计算抗体群和记忆单元的亲合度;

Step3 抗体群更新,将抗体群中亲合度弱的 $T\%$ 抗体用 $T\%$ 个亲合度强的记忆单元和抗体群中的个体代替;

Step4 针对典型灰度图像 256 进制的特点,采用自适应免疫提取与接种算子;

Step4.1 按照适应度对抗体进行升序排序:前 t 个放入记忆单元,后 $P - t$ 个放入普通抗体群;

Step4.2 记抗体群 $A(k) = [a^{k,1}, \dots, a^{k,P}]$, 其中

$$a^{k,m} = \begin{bmatrix} x_{11}^{k,m} & \dots & x_{1n}^{k,m} \\ \dots & \ddots & \dots \\ x_{ni}^{k,m} & \dots & x_{nm}^{k,m} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中 $a^{k,m}$ 表示第 k 代抗体群中第 m 个抗体, 定义参考抗体 $R^k = (r_{ij}^k)_{n \times n} = 1/t * \sum_{i=1}^t a^{k,i}$, 设 $a^{k,\min}$ 是当前最好抗体, 如果 $J(R^k) < J(a^{k,\min})$, 则互换;

Step4.3 接种疫苗: 设 P_V 为表征抗体是否接种疫苗的随机变量, 对普通抗体群注射疫苗: if $P_V = \text{True}$ ($x_{ij}^{k,m} = r_{ij}^k$) end, 则得到接种了疫苗的抗体 ($a^{k,m}$);

Step4.4 免疫选择, 分两步:

Step4.4.1 免疫检测: 对接种了疫苗的抗体进行检测, 若其亲和力小于父代, 则说明疫苗有效, 接种后的抗体将作为下一代父体。

$$\text{if } J(a^{k,m}) < J(a^{k,m}) \\ a^{k,m} = (a^{k,m}) \text{ end}$$

Step4.4.2 退火选择: 对于那些亲和力大于父代的, 按照如下概率选择其作为下一代父体:

$$P(a^{k,m} = (a^{k,m})) = \frac{\exp\{J(a^{k,m})/T_k\}}{\sum_{m=t+1}^p \exp\{J(a^{k,m})/T_k\}}, \quad (6)$$

其中 T_k 是趋近于零的温度控制序列;

Step5 混沌变异:

Step5.1 按照适应度对抗体进行升序排序, 更新记忆单元与普通抗体群;

Step5.2 综合考虑抗体亲合度、进化代数、抗体分布情况, 自适应对整个抗体群混沌变异:

$$(a^{k,m}) = a^{k,m} + \frac{m}{P} \times [\exp(-\frac{k}{ne}) + 1] \times g[\mu, D^{k,m}] \times \frac{255}{D_{\max}^k(+)}, \quad (7)$$

$$D^{k,m} = \min\{\exp(a^{k,m} - a^{k,j}) \mid j = m\}, \quad (8)$$

$$g[\mu, D^{k,m}] = D^{k,m} \times [L(\mu) - 0.5]. \quad (9)$$

式(8)中 $D^{k,m}$ 表示抗体 $a^{k,m}$ 与其它抗体的亲和力, 式(9)中 $L(\mu)$ 表示参数为 μ 的混沌序列, 当 $\mu = 4$ 时, $L(\mu) - 0.5$ 是分布中心为零的混沌序列; 式第二项的 m/P 考虑了抗体在抗体群中的排名, 排名靠前则相对质量较高, 变异尺度相对较少, 利于细搜索。[$\exp(-k/ne) + 1$] 中 ne 是最大进化代数, μ 为控制参数, 该项考虑进化代数, 使算法在进化初期以较大的变异尺度搜索, 进化后期以较小的变异尺度搜索。 $g[\mu, D^{k,m}]$ 根

据抗体分布情况自适应控制变异尺度, $D^{k,m}$ 越大, 该抗体越远离其它抗体, 变异尺度相对较大, 利于粗搜索; $D^{k,m}$ 越小, 则该抗体附近区域有很多其它抗体, 变异尺度相对较小, 利于细搜索。 $255/[D_{\max}^k(+)]$ 是归一化项, D_{\max}^k 是第 k 代对 D 最大值的估计。

Step5.3 混沌选择, 分两步:

Step5.3.1 混沌检测: 对混沌变异后的抗体进行检测, 若其亲和力小于父代, 则说明混沌变异有效, 变异后的抗体将作为下一代父体。

$$\text{if } J((a^{k,m})) < J(a^{k,m}) \quad a^{k,m} = (a^{k,m}) \text{ end}$$

Step5.3.2 退火选择: 对于那些亲和力大于父代的, 按照如下概率选择其作为下一代父体:

$$P(a^{k,m} = (a^{k,m})) = \frac{\exp\{J(a^{k,m})/T_k\}}{\sum_{m=t+1}^p \exp\{J(a^{k,m})/T_k\}}, \quad (10)$$

其中, T_k 是趋近于零的温度控制序列;

Step6 $k = k + 1$, 若满足停止条件, 则终止计算; 否则返回 Step2。

3.4 IIA 收敛性证明

定理 1 IIA 算法以概率 1 收敛到全局最优解。

证明: IIA 算法运行在普通抗体群和记忆单元两个种群上, 但是, 如果抗体群中出现最优解, 则记忆单元中一定获得, 反之亦然。因此, 只要二者之一收敛, 则算法必定收敛。下面以记忆单元的随机演化过程为基础分析算法的收敛性。

记普通抗体群为 $A(k)$, 记忆单元为 $M(k)$, $\vartheta(A(k)), \vartheta(M(k))$ 分别为 $A(k)$ 与 $M(k)$ 中最优解的个数, $P_0(k) = P\{\vartheta(M(k)) = 0\}$ 为第 k 步时记忆单元中最优解的个数, 则由贝叶斯条件概率公式有:

$$P_0(k+1) = P\{\vartheta(M(k+1)) = 0\} = P\{\vartheta(M(k+1)) = 0 \mid \vartheta(M(k)) > 0\} \times P\{\vartheta(M(k)) > 0\} + P\{\vartheta(M(k+1)) = 0 \mid \vartheta(M(k)) = 0\} \times P\{\vartheta(M(k)) = 0\} = P\{\vartheta(M(k+1)) = 0 \mid \vartheta(M(k)) = 0\} \times P_0(k). \quad (11)$$

式(11)最后一个等号是依据记忆单元的性质, 可知 $P\{\vartheta(M(k+1)) = 0 \mid \vartheta(M(k)) > 0\} = 0$ 。又

$$P\{\vartheta[M(k+1) > 0] | \vartheta[M(k) = 0]\} = P_I + P_{II}, \tag{12}$$

即记忆单元获得最优解的概率由两部分组成： P_I 为记忆单元本身演化获得最优解的概率， P_{II} 为从普通抗体群中获得最优解的概率。注意到混沌变异概率 $p_m > 0$ ，所以 $P_I > 0$ ，又因为 $P_{II} > 0$ ，所以存在 > 0 ，满足下式：

$$P\{\vartheta[M(k+1) > 0] | \vartheta[M(k) = 0]\} > 0, \tag{13}$$

所以

$$P\{\vartheta[M(k+1) = 0] | \vartheta[M(k) = 0]\} = 1 - P\{\vartheta[M(k+1) > 0] | \vartheta[M(k) = 0]\} < 1. \tag{14}$$

将上式代入式(11)即得 $\lim_k p_0(k) = 0$ ，因此

$$P\{\vartheta[M(k) > 0]\} = 1. \tag{15}$$

4 实验

采用 256 × 256 的标准 MarPicture 图像，取方差为 5 的 5 × 5 高斯模糊核，加均值 0、标准差 = 1 的广义高斯白噪声 ($p = 0.5, 1, 2, 4$)，降采样为 128 × 128 的图像，如图 2 所示。

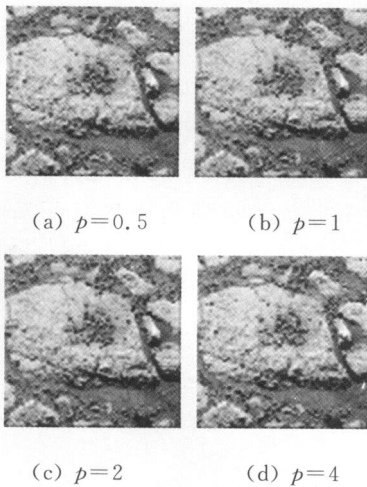


图 2 p 取不同值时的降质图

Fig. 2 Degradation images with different p

4.1 新模型的有效性

采用 Perona 正则化项、Geman 正则化项、Hebert 正则化项的新模型分别记为模型 2-1、模型 2-2、模型 2-3。对比模型采用传统模型 1，能量函数见式(1)，求解算法采用迭代正则化图像复原算法 (IRIR)^[20]，正则化参数 自适应变化，初值为 0.05，评价参数为信噪比改善量 (ISNR)。

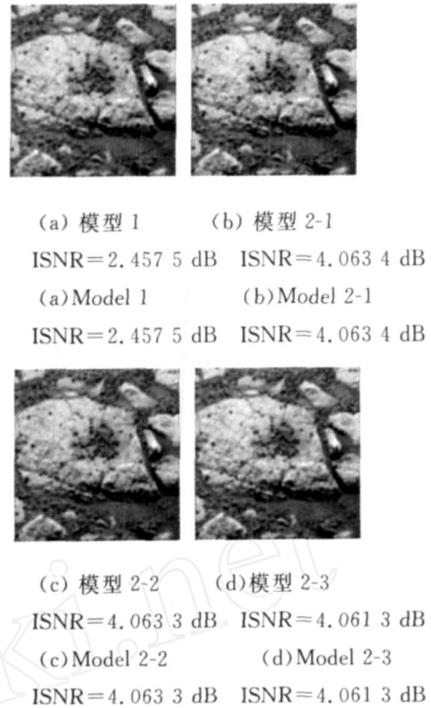


图 3 $p = 0.5$ 时各算法的复原效果比较

Fig. 3 Comparison of different algorithms with $p = 0.5$

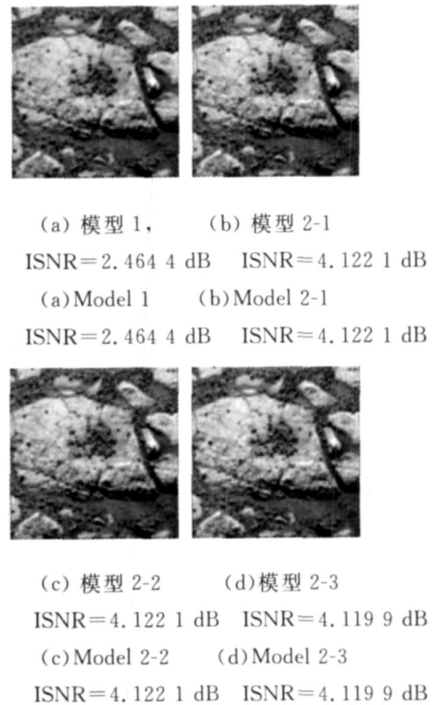


图 4 $p = 1$ 时各算法的复原效果比较

Fig. 4 Comparison of different algorithms with $p = 1$

图 3 ~ 6 给出对各种类型的噪声的传统模型与本文模型复原的结果。主观上看，模型 2 的恢

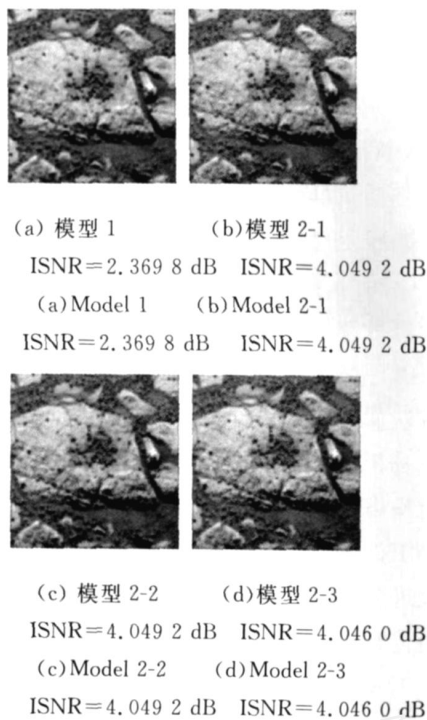


图 5 $p=2$ 时各算法的复原效果比较

Fig. 5 Comparison of different algorithms with $t=2$

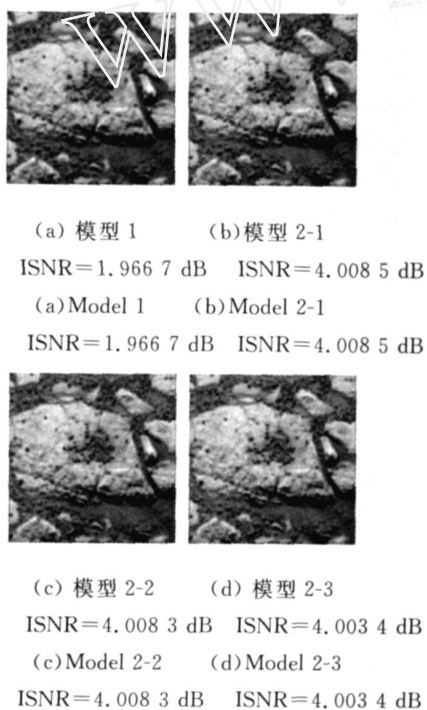


图 6 $p=4$ 时各算法的复原效果比较

Fig. 6 Comparison of different algorithms with $p=4$

复质量优于模型 1,尤其在图像细节方面,比如图像中心岩石上的沙子,模型 2 恢复出来的沙子具有清晰的边缘。客观上看,模型 2 的 ISNR 整体优于模型 1,尤其是采用 Perona 的模型 2-1。

因此,各项异性正则化项比传统的 Tikhonov 项效果要好,其中 Perona 项效果最好。

同时,可以看出算法对不同类型 p 的噪声均能很好地复原,表明新模型对噪声类型 p 具有稳健性。

4.2 对噪声方差具有稳健性

选取 Perona 正则化项(即模型 2-1)。分别取 p 值为 0.5, 1, 2, 4, 同时依次取 σ 值为 0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, 4, 4.5, 5, 将得到的结果用光滑曲线连接,如图 8 所示。可以看出当 σ 从 0.5 增大到 5 时,由于噪声强度增加,复原图像的 ISNR 从 4.2 下降到 3.8 左右,但并没有因为 σ 的大范围变化而导致算法失效。复原图像的 ISNR 始终维持在一个较高的水准,因此模型 2 对 σ 具有稳健性。

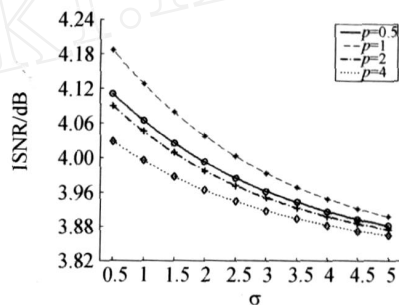


图 7 模型 2 对方差 σ 具有稳健性

Fig. 7 Variance of model 2 with stability

4.3 IIA 比 IA 算法收敛更快

设置 IIA 中 $P=1000, t=20, T=40$, 最大演化代数数为 5000。

对 $p=2$, 选取模型 2-1, 分别采用 IRIR、GA、IA 与 IIA 算法得到图 8, 可以看出 IA 与

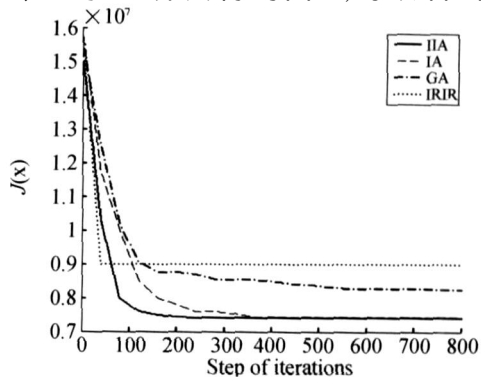


图 8 各算法迭代次数比较图(每 20 代记录一次)

Fig. 8 Comparison of iterative steps of different algorithms (record every 20 steps)

IIA 两者都能收敛到全局最优点, 但 IA 在 500 代之后才收敛, 而 IIA 在 200 代即已收敛到最小值附近。传统的 GA 算法在 800 代时还未收敛, 实验表明 GA 需要迭代到 2 500 代之后才能搜索到全局最优。可见本文算法仅需要 GA 的 8% 的收敛步数即能找到全局最优。

注意到 IRIR 在约第 20 步已经收敛, 这是因为 IRIR 是迭代求解, 与其它搜索算法原理不同, 并且 IRIR 在能量函数为 9.0014×10^6 的时候已经收敛, 显然陷入了局部最小。

5 结 论

本文提出了一种描述图像退化的新模型及其解决方法, 具有以下创新点:

(1) 采用了广义高斯噪声模型, 更好地考虑实际噪声的类型;

(2) 模型对于噪声类型 p 与噪声方差 具有稳健性, 对于大范围内变化的 p 与 性能稳定;

(3) 引入了各向异性正则化项, 更好地保持了图像边缘;

(4) 对几个各项异性正则化项做了仿真, 得出 Perona 正则化项最优的结论。

(5) 对传统 IA 算法做出如下改进: (1) 继承了 IA 算法的免疫算子, 具有比 GA 算法更强的抗早熟与抗群体单一性能力; (2) 引入记忆单元群, 进行变尺度局部搜索, 保持了群体的多样性; (3) 引入自适应疫苗选取, 降低计算成本, 提高计算效率, 提高了算法的通用性与应用的便利性; (4) 充分利用混沌算子的完全随机性, 避免了算法僵化。

分析与实验表明, 基于新模型重建的图像不仅对噪声的类型与方差具有稳健性, 而且重建图像的 ISNR 比传统模型高 1.5 dB 左右, 同时提出的改进免疫进化算法能够更快收敛, 所需步数仅是遗传算法的 8%, 传统免疫算法的 40%。

未来进一步的研究方向在于: (1) 继续研究能够更精确描述图像退化的模型; (2) 如何更好地去除不同类型噪声的影响; (3) 将 IIA 算法应用到各种领域中去。

参考文献:

- [1] BESAG J. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems[J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1974(36):192-236.
- [2] NGUYEN N X. Numerical algorithms for image superresolution [DB/OL]. Stanford University. <http://www.cse.ucse.edu/~milanfar/Nguyen-PhDThesis.ps>, 2000.
- [3] BOSE N K, LERTRATTANAPANICH S, KOO J. Advances in superresolution using L-curve [C]. *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Sydney*, 2001:433-436.
- [4] 江洁, 邓琼, 张广军. 基于小波变换的正则化盲图像复原算法[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(4):582-586.
JIANG J, DENG Q, ZHANG G J. Regularization algorithms for blind image restoration based on wavelet transform[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(4):582-586. (in Chinese)
- [5] QIAN W, CLARKE L P. Wavelet-based neural network with fuzzy-logic adaptivity for nuclear image restoration [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1996, 84(10):1458-1473.
- [6] KIPKPATRICK S, GELLATT C D, VECCHI M P. *Optimization by Simulated Annealing* [M]. IBM Thomas J. Watson Research Center, Yorktown Heights, 1982.
- [7] GEMAN S, GEMAN D, STOCHASTIC R. Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984(6):721-741.
- [8] CHEN Y W, NAKAO Z, ARAKAKI K, et al.. Restoration of gray images based on a genetic algorithm with Laplacian constraint [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1999, 103(2):285-293.
- [9] TSAI H H, YU P T. Genetic-based fuzzy hybrid multichannel filters for color image restoration[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 114(2):203-224.
- [10] KIM J B, KIM H J. Region removal and restoration using a genetic algorithm with isophote constraint[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(9-10):1303-1316.
- [11] 刘志军, 丁明跃, 周成平, 等. 基于并行遗传算法的图像超分辨率复原[J]. *中国图象图形学报*, 2004, 9(1):62-68.
LIU ZH J, DING M Y, ZHOU CH P, et al.. A

- parallel genetic algorithm for image super-resolution restoration [J]. *Journal of Images and Graphics*, 2004,9(1):62-68. (in Chinese)
- [12] 李映,赵荣椿,张艳宁,等. 基于自适应免疫遗传算法的图像分割[J]. 模式识别与人工智能, 2005,18(2):193-197.
LI Y, ZHAO R CH, ZHANG YN, et al.. Image segmentation using adaptive immune genetic algorithm[J]. *PR & AI*, 2005, 18(2):193-197. (in Chinese)
- [13] GEMAN S, MCCLURE D E. Bayesian image analysis: an application to single photon emission tomography [C]. In: *Proceedings of the Statistical Computing Section, American Statistical Association*. 1985:12-18.
- [14] HEBERT T, LEAHY R. Statistic-based MAP image restoration form Poisson data using Gibbs priors [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992,40(9):2290-2303.
- [15] 王光新,王正明,段晓君. 基于广义高斯噪声分布模型的迭代正则化图像复原[J]. 中国图像图形学报, 2004,9(8):978-983.
WANG G X, WANG ZH M, DUAN X J. Iterative regularized image restoration based on a generalized gaussian model for noise [J]. *Journal of Images and Graphics*, 2004,9(8):978-983. (in Chinese)
- [16] ADLER R J, FELDMAN R E, TAQQU M S. A practical guide to heavy tails [J]. *Boston, Birkhauser*, 1998.
- [17] 杨照华,祁振强,房建成. 空中目标的免疫识别算法[J]. 光学精密工程, 2006,14(5):922-928.
YANG ZH H, QI ZH Q, FANGJ CH. Immune recognition algorithm and its application to air target detection and recognition[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(5):922-928. (in Chinese)
- [18] 黄峰,冯勇. 利用图像分割思想的二维混沌映射及图像加密算法[J]. 光学精密工程, 2007,15(7):1096-1104.
HUANG F, FENG Y. Novel 2D chaotic map based on image segmentation and image encryption approach[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(7):1096-1104. (in Chinese)
- [19] WANG N, WEI C J, SHENG Z H. Genetic algorithm combined with a chaotic sequence[J]. *Systems Engineering Theory & Practice*, 1999, 19(11):1-7.
- [20] HONG M C, STATHAKI T, KATSA GLOS A K. Iterative regularized least-mean mixed-norm image restoration[J]. *Optical Engineering*, 2002, 41(10):2515-2524.

作者简介:



张煜东(1985-),男,江苏苏州人,博士研究生,主要从事图像处理、进化算法、神经网络的研究。E-mail: zhangyudongnuaa@gmail.com

导师介绍:

吴乐南(1952-),男,安徽枞阳人,工学博士,教授,博士生导师,主要从事多媒体信号处理的研究。E-mail: wulun@seu.edu.cn