

克隆粒子群算法的镜像层叠滤波器的优化设计

赵春晖, 肖晓俊

(哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:层叠滤波器是一种具有层叠性和阈值分解性的滑动窗非线性数字滤波器。层叠滤波器的优化设计过程关键就是对正布尔函数优化。本文利用了克隆粒子群优化算法的全局寻优能力和免疫系统的免疫信息处理机制,改善了粒子群优化算法摆脱局部极值点的能力,提高了算法进化过程中的收敛速度和精度。仿真实验的结果也表明,该算法在正布尔函数的优化效果得到了显著改善,收敛加快,试验结果表明该算法设计的层叠滤波器具有良好的细节保持能力和去噪声能力,有效地改善了滤波性能。

关键词:镜像阈值分解;正布尔函数(PBF);层叠滤波器;克隆选择;粒子群

中图分类号: TN911.26 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2008)02-0129-06

Optimizing stacked filters with mirrored threshold decomposition using an improved clone selection and PSO algorithm

ZHAO Chun-hui, XIAO Xiao-jun

(College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Stack filters are a class of nonlinear digital filters with sliding windows. Their two main properties are threshold decomposition and stacking. Optimal design of these filters requires optimization of a positive Boolean function (PBF). Optimization of stacked filters using traditional algorithms is easily trapped in a local optimum. To prevent this in recent years the bionic clone selection and PSO algorithms were proposed. The combination of these two algorithms avoids the problem of falling into a local minimum, greatly improving convergence speed and accuracy. Experimental results show that optimally stacked filters effectively suppress noise while retaining details of images and enhancing filtering capability.

Keywords: mirrored threshold decomposition; positive Boolean function (PBF); stacked filters; clone selection algorithm; Particle swarm optimization (PSO)

层叠滤波器是一类基于正布尔函数的非线性数字滤波器,阈值分解和层叠特性是它的2个主要特性^[1],被广泛地应用在信号和图像处理中。近些年来提出一种新的镜像层叠滤波器,拓展了层叠滤波器应用范围^[2]。文献[3]在镜像阈值分解的基础上,根据判决向量确定正布尔函数,提出一种快速镜像层叠滤波器优化方法,改善了滤波器的性能,具有更好的细节保持能力。文献[4]把克隆算法应用于优化传统的层叠滤波器,取得了较好的滤波效果。然而对于

镜像层叠滤波器的优化还没有深入研究,而且镜像层叠滤波器的优化比传统的层叠滤波器优化要困难得多,为了解决这个问题,本文采用了克隆选择和粒子群结合的方法。

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)在进化初期收敛速度快,在进化后期收敛速度明显变慢,同时算法收敛到一定精度时,无法继续优化,搜索结果会有较大波动,因此算法所能达到的精度较差。把克隆的免疫信息处理机制(多样性、克隆、免疫自我调节、免疫记忆等)引入到粒子群优化算法中,在粒子群优化算法的基本框架上,结合免疫系统的免疫信息处理机制给出了克隆粒子群优化算法。

收稿日期:2007-09-20.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60672034).

通讯作者:赵春晖, zhaochunhui@hrbeu.edu.cn.

这种克隆粒子群优化算法结合了粒子群优化算法具有的全局寻优能力、实现简单和免疫系统的免疫信息处理机制,从而避免了粒子群优化算法易于陷入局部极值点的缺点,提高了进化后期算法的收敛速度和精度.仿真结果说明所提出的克隆粒子群优化算法优于粒子群优化算法.

1 层叠滤波器及镜像阈值分解原理

层叠滤波过程可概括为阈值分解、二值滤波和叠加合成3个步骤,即首先将多值信号通过阈值分解转化为相对简单的一系列二值信号,然后对每一级的二值信号序列进行滤波,最后将二值输出信号叠加以得到最终输出信号值.

1.1 镜像层叠滤波器基本理论

在传统阈值分解的基础上,提出了镜像阈值分解的层叠滤波器.与传统阈值分解不同,镜像阈值分解允许对负的实数信号进行处理.假设有这样一个实数抽样序列 $X(1), X(2), \dots, X(N)$, 这里 $X(i) \in Q$, 并且 $Q = \{-M, \dots, 0, \dots, M\}$, 不同于阈值分解的传统形式, 向量 x 的镜像阈值分解是由2部分组成的, 每一部分有 $2M$ 个二进制向量. 第1部分与传统阈值分解的定义相同, 即

$$x^{-M+1}, \dots, x^0, \dots, x^M.$$

这里 x^m 的第 i 个元素的定义为

$$x_i^m = T^m(X(i)) = \begin{cases} 1, & X(i) \leq m, \\ -1, & \text{else.} \end{cases} \quad (1)$$

第2部分由镜像向量 s 的阈值分解形式构成, x 的镜像向量 s 定义为

$$S = [S(1) \quad S(2) \quad \dots \quad S(N)] = [-X(1) \quad -X(2) \quad \dots \quad -X(N)].$$

s 的阈值分解产生了第2部分的分解信号 $s^{-M+1}, \dots, s^0, \dots, s^M$, 这里 s^m 的第 i 个元素的定义为

$$s_i^m = T^m(S(i)) = \begin{cases} 1, & -X(i) \leq m, \\ -1, & \text{else.} \end{cases} \quad (2)$$

为了符号的方便, 向量 x 在 m 级上的镜像阈值分解可以表示为一个长度为 $2N$ 的二值向量. 第1部分的 N 个分量对应的是二值向量 x^m , 而第2部分的 N 个分量对应的是二值向量 s^m , 所以它的定义式为

$$T^m(X) = [x; s]^m = [x^m; s^m].$$

基于镜像阈值分解的二进制向量, 每一组二进制向量都服从层叠性. 即镜像阈值分解后的二进制向量序列:

$$x^{-M+1}, \dots, x^0, \dots, x^M \text{ 和 } s^{-M+1}, \dots, s^0, \dots, s^M.$$

这组二进制向量满足部分排序:

$$[x^i; s^i] \leq [x^j; s^j], i \leq j.$$

层叠滤波器的输出是输入抽样向量经过阈值分

解和镜像阈值分解后的二值序列经过处理后叠加恢复而成, 镜像层叠滤波器输出定义为

$$S_f(X_1, \dots, X_N) = \frac{1}{2} \sum_{m=-M+1}^M f(x_1^m, \dots, x_N^m; s_1^m, \dots, s_N^m).$$

这里 x_i^m 和 $s_i^m, i=1, 2, \dots, N$, 是式(1)和(2)中定义的阈值分解的结果, 函数 $f(\cdot)$ 是有 $2N$ 个变量的正布尔函数(PBF)^[4].

1.2 层叠滤波器的优化设计策略

设 $S(n)$ 、 $N(n)$ 和 $X(n)$ 分别为原始信号、噪声信号和观测信号, $S(\cdot)$ 代表层叠滤波器, $Y(n)$ 为层叠滤波器输出信号. 图1给出了层叠滤波器最优模型, 此时设滤波窗 W 大小为 $N=2K+1$.

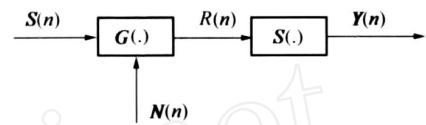


图1 层叠滤波器最优模型

Fig. 1 Optimal stack filter model

根据最小误差准则, 结构元约束最优层叠滤波器应满足下列条件, 当 $r=1$ 时, 满足 MAE 误差准则, 当 $r=2$ 时, 满足 MSE 误差准则.

$$C(S_f) = E[|S(n) - S_f(R(n))|], \quad (3)$$

$$f(x_1) \quad f(x_2), x_1 \quad x_2. \quad (4)$$

式(4)代表层叠性约束条件.

显然如果式(3)达到最小值, 则完成了基于 MAE 准则层叠滤波器的最优化设计. 因此, 层叠滤波器的优化问题被转化为求式(3)的最小值问题. 根据阈值分解性质, 可将式(3)转化为式(5):

$$MAE(S_f) = E[|S(n) - S_f(R(n))|] = \sum_{m=-M+1}^M E[|s^t(n) - f(r^t(n))|]. \quad (5)$$

式中: $s^t(n)$ 和 $r^t(n)$ 分别是期望信号 $S(n)$ 和输入信号 $R(n)$ 的阈值分解信号, 期望信号 $S(n)$ 和输入信号 $R(n)$ 都属于 Q . 根据信号估计理论和贝叶斯判决理论, 进一步将式(5)转化为式(6)的形式:

$$MAE(S_f) = \sum_{j=1}^{N^*} C(-1, a_j) P_f(1/a_j) + C(1, a_j) (1 - P_f(1/a_j)). \quad (6)$$

式中: $C(-1, a_j)$ 为当输入信号为 a_j 时, 理想信号为 -1 , 判断为 -1 的误判代价; $C(1, a_j)$ 为当输入信号为 a_j 时, 理想信号为 1 , 判断为 1 的误判代价. $P_f(1/a_j)$ 是输入为 a_j 时, 输出为 1 的概率; $1 - P_f(1/a_j)$ 是输入为 a_j 时, 输出为 -1 概率.

在实际应用中, $C(-1, a_j)$ 可估算为理想输出为 -1 时, a_j 在观测信号中出现的次数; $C(1, a_j)$ 可估

算为理想输出为 1 时, a_j 在观测信号中出现的次数. $P_f(1/a_j) = 0$ or 1 , 所以 P_f 可以看成是一个布尔函数真值表. 此外, 由于层叠滤波器具有层叠特性, 表达式(7)成立:

$$P_f(1/a_j) = P_f(1/a_i), \quad j = i. \tag{7}$$

因此, 基于 MAE 准则的层叠滤波器优化问题, 可进一步改写成与布尔函数真值表相关的表达式, 该式作为优化过程中的目标函数^[4-5].

$$\begin{aligned} \text{MAE}(S_f) = & \sum_{j=1}^{N^*} C(-1, j) P_f(1/a_j) + \\ & C(1, j) (1 - P_f(1/a_j)), \\ & P_f(1/a_j) = P_f(1/a_i), \quad j = i, \\ & P_f(1/a_j) = 0, 1, \quad \forall j. \end{aligned}$$

所以层叠滤波器的核心问题是正布尔函数, 确定了正布尔函数, 就可以确定层叠滤波器. 对于一个有 N 个输入变量的正布尔函数, 对于镜像阈值分解来说, 阈值分解输出二进制向量长度为 $2N$, 但不是所有 $2N$ 种可能的二进制向量都出现在输出端, 其镜像阈值分解后的二进制向量的个数为

$$N^* = 2(3^N) - 2^N.$$

即正布尔函数对应真值表的长度为 N , 这里 N 为滤波窗的尺寸. 正布尔函数又可以用一个判决向量, 即正布尔函数真值表 D 来表示:

$$D = [D(1) \dots D(N^*)].$$

式中: $D(i) = f(a_i)$, a_i 为正布尔函数输入的一种可能取值, 其长度为 $2N$.

其中代价函数 C 的计算: 首先初始化, 对任意 i 置 $C_i = 0$, 然后由噪声图像、镜像图像和期望图像训练 C . 迭代的具体过程: 在 t 时刻对噪声图像和镜像图像取窗值, 根据噪声图像窗值中心点的位置, 得到 t 时刻期望图像的值, 然后对它们进行镜像阈值分解. 设 $x_i = [\quad]$ 为 t 时刻输入图像的二进制窗向量, 若 t 时刻期望图像对应的值取为 0, 则 $C_i = C_i - 1$, 否则 $C_i = C_i + 1$. 这时 C 的长度为 2^{2N} , 其中有 $2^{2N} - N^*$ 个位置是不起作用的.

综上所述, 这种求代价函数最小化的问题可以转化成解决二进制线性的方式, 其具体的形式为

$$\min_{i=1}^{N^*} C_i D(i), \quad D(i) = 0 \text{ or } 1. \tag{8}$$

式中: 系数 C_i 是依赖于输入与期望信号设想的统计模型的权值, 也可以理解为当 i 出现在滤波窗中时, 正布尔函数 $f(\cdot)$ 输出判决为 1 的判决代价.

2 改进的克隆粒子群算法

2.1 离散 PSO 算法和克隆选择算法

PSO 算法首先随机初始化为一群粒子, 每个粒

子的位置代表解空间的一个候选解, 粒子的位置通过速度来调整, 解的优劣程度由适应度函数决定, 将一个粒子的位置带入一个目标函数就可以计算出其适应值. 其中, 第 i 个粒子在 d 维解空间的位置表示为 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id})$. 粒子在搜索空间单位位移由速度决定 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id})$, 初始速度是随机产生的, 选取 $[0, 1]$ 之间的随机数. 在每一次迭代中, 粒子通过动态地跟踪 2 个极值来更新其速度和位置: 第 1 个是粒子从初始到当前迭代次数搜索产生的最优解, 个体极值; 第 2 个是粒子种群目前的最优解, 全局极值, 其更新公式为

$$\begin{aligned} v_{id}^{k+1} = & w \times v_{id}^k + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{id} - x_{id}^k) + \\ & c_2 \times \text{rand}() \times (g_{id} - x_{id}^k), \end{aligned} \tag{9}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \tag{10}$$

$$w = w_{\max} - \frac{k \times (w_{\max} - w_{\min})}{K}. \tag{11}$$

式中: $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 为个体极值; $G_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{id})$ 为全局极值. w 是衰减因子, w_{\max} 、 w_{\min} 分别取 0.9 和 0.1; k 表示进化到第 k 代, 为 K 总的进化代数^[6].

因为层叠滤波器是一种数字滤波器, 优化的是正布尔函数, 所以本文采用一种离散二进制粒子群算法来进行优化, 则粒子的位置更新公式更改为

$$\begin{aligned} \text{if } v_{id}^{k+1} < \text{sig}(v_{id}^{k+1}), \text{ then } x_{id}^{k+1} = 1; \text{ else } x_{id}^{k+1} = 0, \\ \text{sig}(v_{id}^{k+1}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{id}^{k+1})}, \quad v_{id}^{k+1} \in [0, 1]. \end{aligned} \tag{12}$$

克隆选择算法借助生物学免疫系统的抗体克隆选择机理构造适用于人工智能的克隆算子, 此算法考虑了免疫应答中亲和力的成熟, 可以用来解决复杂问题. 对比遗传算法, 克隆选择算法在编码机制和评价函数的构造上基本一致, 但搜索的策略和步骤有所不同, 而且通过免疫记忆机制, 该算法可以保存各个局部最优解^[4].

2.2 算法实现步骤及参数分析

本文在基本粒子群算法的基础上, 将其基本算子结合克隆算法进行改进, 并结合镜像层叠滤波器理论, 基于这种改进型克隆选择粒子群算法对层叠滤波器进行优化设计, 其具体算法如下:

1) 初始化种群: 在 Matlab 中初始化种群就是要产生随机矩阵, 确定每个抗体的初始位置和速度, 用 X 表示粒子群的当前位置, V 为速度, m 是种群个数. 在层叠滤波器中就是要产生一个随机矩阵, 来表示式(8)中的 C , C 中的元素要满足正布尔函数编码要求, 其中 C 就对应于这里的 X , 设 L 是镜像窗口长度, 如取 $N = 5$ 则 $L = 2 \times N$, 就随机产生 X 长度

$S = 2^L$ 为 $m \times 1024$ 维的 0、1 随机序列矩阵, 然后再经过层叠约束^[3], V 是 $m \times 1024$ 初始速度是随机产生的 0~1 随机数. 初始种群的编码如图 2 所示.

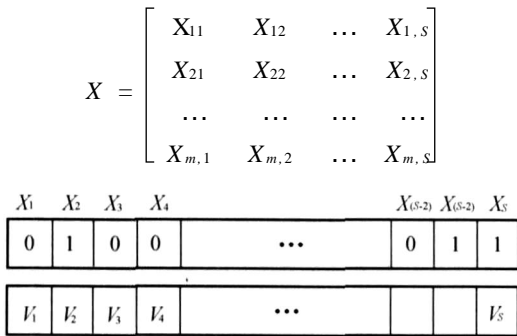


图 2 初始种群 C_i 和 V_i 的编码

Fig. 2 Initial population coding of C_i and V_i

2) 按式(9)、(10)对所有抗体的速度 V 和位置 X 进行更新, 计算亲和力, 亲和力的大小由优化的目标函数确定, 本文即根据式(8)中介绍的优化模型计算每个正布尔函数产生的 MAE 或是 MSE 值的大小; 以得到粒子的个体极值 P_{best} 和全局极值 G_{best} .

式(9)中权重因子 c_1 、 c_2 是调整粒子的自身经验与社会(群体)经验在其运动中所起的作用的权重. 如果 $c_1 = 0$, 则粒子没有自身经验, 只有“社会经验”, 它的收敛速度可能较快, 但在处理较复杂的问题时容易陷入局部最优点. 如果 $c_2 = 0$, 则粒子没有群体共享信息, 只有“自身经验”, 因为个体间没有交互, 一个规模为 S 的群体等价于运行了 S 个单个微粒的运行, 所以得到解的几率非常小. 在一般情况下, 权重因子选择可以使收敛效果和收敛速度达到平衡. 本文初始设置种群个数为 80, 最大速度 V_{max} 为 4.5 进行仿真实验, 当权重因子 $c_1 = c_2 = 2$ 时, 粒子种群在收敛速度和收敛效果上达到了最好的平衡点, 因而本文选取 2 作为权重因子, 权重因子与适应度关系曲线如图 3 所示, 其中权重因子 c 与适应度曲线指不同权重因子在相同进化代数达到的最终收敛效果. 因为采用离散二进制粒子群算法, 所以要选用 V_{max} 进行速度限制, 使粒子速度不至于过大或者过小, 根据式(12)可以看出, 相当于使粒子位置取 1 或者取 0 的可能性不至于过大. 这样的限制使 sig 函数不过分接近于 0 或者过分接近于 1, 也就是相当于提高了离散粒子从一种状态过渡到另一种状态的能力, 从而可以产生新的搜索位置, 当限制速度绝对值取 4 时, 即速度大于 4 的粒子的速度等于 4, 而速度小于 -4 的粒子的速度等于 -4, 粒子种群在收敛速度和收敛效果上可以达到最好的平衡点.

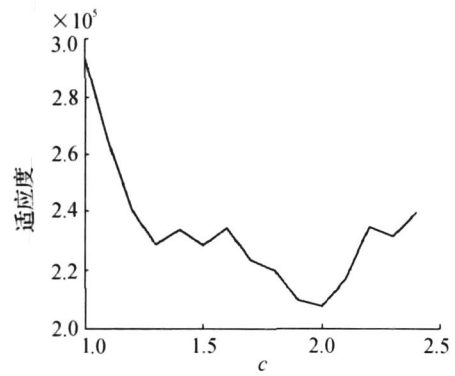


图 3 权重因子 c 与适应度曲线

Fig. 3 Weight factor c and fitness curve

3) 计算保留群体: 从当前位置 X 中选出部分亲和度高的进入记忆 M , 剩下的抗体记为 P_r , 产生记忆群体 M , 初始迭代时, M 由初始保留群体 M_r 中最好的 n 个群体组成, 在以后的迭代中, 由更新的保留群体和上一代优化产生的记忆群体中产生 $P = P_r + M$.

4) 对记忆群体 M 精简, 去掉不起作用的位, 即镜像阈值分解不可能出现情况对应的位置.

文献[3]介绍了镜像层叠滤波器的约束方法, 这里的判决向量 C 只有 $N^* = 2(3^N) - 2^N$ 是起作用的, 所以在应用这种方法约束层叠性时, 首先应判断当前的二进制向量是否起作用, 即对于一个二进制向量 $x_i = [j_1; j_2; \dots; j_N]$, 如果满足式(12)则它不会出现在镜像阈值分解的输出端(不起作用), 其中 $w(\cdot)$ 表示的是二进制向量中 1 的个数.

$$w(\cdot) = 0 \text{ 且 } (\cdot) > 0. \quad (12)$$

由式(12)可以计算出中的不会出现的阈值分解向量, 对应 C 中的位置上代价恒为零, 在计算适应度函数时不起作用, 可以略去.

5) 克隆: 对最好的 n 个群体进行克隆复制, 产生一个克隆群体 C , 每个个体克隆数目 S 是亲和力函数的增函数, 即最好的 n 个正布尔函数被克隆复制:

$$S = [(c \times f) / f_{avg}].$$

式中: f 是抗体的适应度, 也就是式(8)的值, f_{avg} 是种群的平均适应度, c 是比例常数, 这里取 3.

6) 变异: 对产生的克隆群体 C 进行小概率 P_m 变异操作, 其中 P_m 是自适应变化的, 产生新的群体 C_1 . 交叉: 以概率 P_c 交叉产生新的群体 C_2 .

交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的选择是影响克隆算法行为和性能的关键所在, 直接影响算法的收敛性. 针对不同的优化问题, 需要通过实验来确定 P_c 和 P_m 值^[10]:

$$P_c = \begin{cases} p_{c_1} - \frac{(p_{c_1} - p_{c_2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, f > f_{avg}, \\ p_{c_1}, f < f_{avg}, \end{cases}$$
$$P_m = \begin{cases} p_{m_1} - \frac{(p_{m_1} - p_{m_2})(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}}, f > f_{avg}, \\ p_{m_1}, f < f_{avg}. \end{cases}$$

式中: f_{max} 为群体中最大的适应度值; f_{avg} 为每代群体的平均适应度值; f 为要交叉的 2 个个体中较大的适应度值; f 为要变异个体的适应度值.

7) 淘汰:删除 C_2 中退化的个体,更新保留群体 P_r ,由新的群体 C_2 中适应度增加的个体替换 P_r 原始个体组成新的个体,恢复 M 中去掉的位,本文中由于层叠滤波器要满足层叠性的要求,因此要对新产生的布尔函数进行层叠性的约束.

8) 进化:用 C 中的 n_1 个较好的群体替换 P 中 n_1 个适应度最差的群体.

9) 根据式 (9) 和 (10),利用粒子的个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} 进行各粒子速度和位置的更新,在更新的过程中,要对新产生的粒子的位置进行层叠性的约束,以保证其为正布尔函数.计算适应度,若迭代收敛,则输出最好的群体即最优的正布尔函数用于滤波,否则返回步骤 2).

3 实验结果与分析

用前文确定的参数和算子,优化基于镜像阈值分解的层叠滤波器重建被椒盐噪声污染的图像.采用窗口尺寸为 1×5 的层叠滤波器处理被噪声污染的 256×256 卫星云图,在噪声概率分别为 0.10、0.15、0.20 时,在 MAE 准则下计算出重建后图像的 MAE 和 MSE 值,并与 PSO 算法和克隆算法优化结果作比较.

试验结果数据如表 1 所示.图 4 给出了 10 % 椒盐噪声条件下,PSO 算法、克隆算法 (Kelong) 和克隆粒子群算法 (PSO Kelong) 的收敛曲线;图 4 给出了 10 % 椒盐噪声条件下,上面 3 种算法的去噪效果图.比较图 4 的曲线可以看出,克隆算法较粒子群算法有更好的收敛特性,取得了更好的滤波性能.

由表 1 中数据可以看出,在镜像阈值分解下,粒子群算法搜索能力较差,容易陷入局部最优,克隆算法收敛较平稳,本文克隆粒子群算法 (PSO Kelong) 比粒子群算法和克隆算法取得了更好的滤波特性,收敛加快,MAE 和 MSE 值都得到了进一步减小,这就是说图像的噪声进一步降低,而且图像的细节保持能力也得到了提高.

表 1 PSO、Kelong 和 PSO Kelong 算法优化性能比较
Table 1 PSO, Kelong and PSO Kelong optimization comparison

噪声概率	类型	MAE	MSE
0.10	PSO	2.948 5	86.618 3
0.10	Kelong	2.251 1	75.066 3
0.10	PSO Kelong	2.189 8	63.791 2
0.15	PSO	3.745 4	97.255 1
0.15	Kelong	2.975 3	92.734 6
0.15	PSO Kelong	2.594 1	82.584 7
0.20	PSO	4.386 2	137.273 3
0.20	Kelong	3.751 7	118.523 7
0.20	PSO Kelong	3.126 4	98.375 6

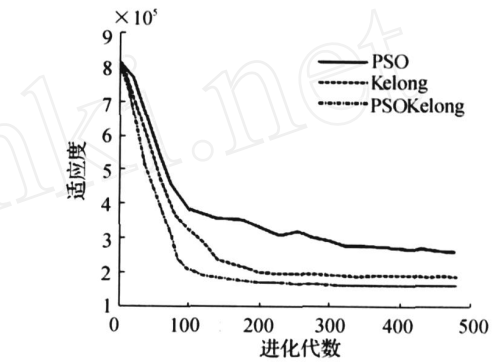
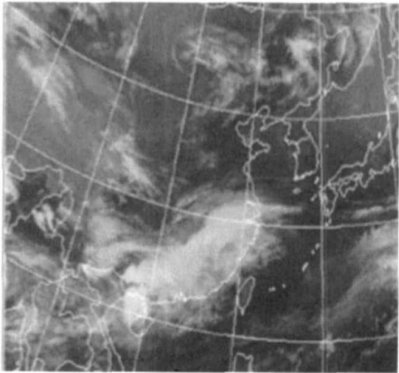
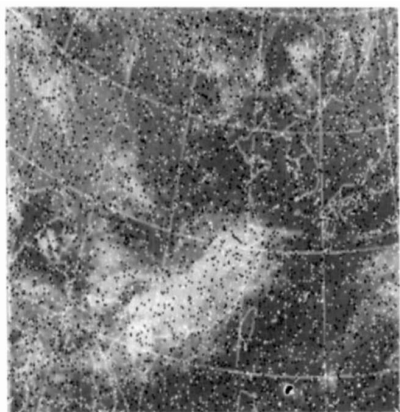


图 4 收敛曲线
Fig. 4 Convergence curves

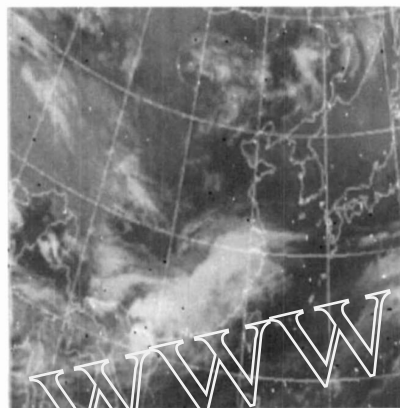
在噪声增加为 15 % 和 20 % 时,处理结果表明,MAE 和 MSE 的值均变化不大,这说明本文算法具有较强的去噪能力,并且算法具有稳定的收敛性.图 4 中的收敛曲线可以看出,改进的克隆粒子群算法很快趋于收敛,只需进化 130 代就可以达到最优解.图 5 给出了各种算法下的去噪效果图,由图可以直观地看出,图 5(e) 的滤波效果最好,细节保持也更好,图像边缘更清晰.



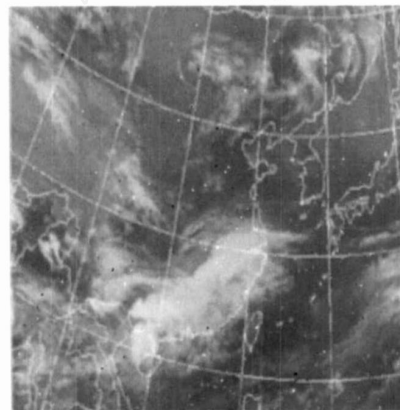
(a) cloud 图像



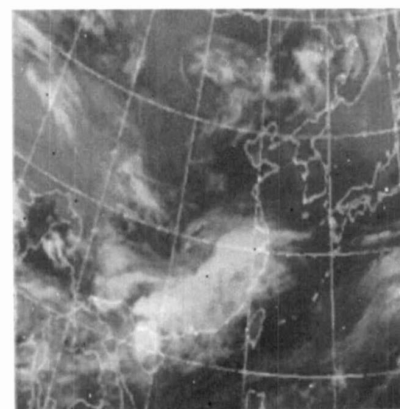
(b)加噪 10%图像



(c)PSO 滤波图像



(d) Kelong 滤波图像



(e)PSOKelong 滤波图像

图5 去噪效果图

Fig.5 Noise removal results

4 结束语

本文将克隆算法和粒子群算法相结合,并对该算法根据应用的需要作了各种改进.加入了自适应算子,能够根据优化的结果实时地改变变异概率,为克服各种算法在镜像条件下容易陷入局部最优解的问题,实验结果表明,最优结果比 PSO 和克隆算法要好,改进的算法具有更强寻优能力.层叠滤波器在图像的细节保持能力和去除噪声能力上都有很大的提高.该算法收敛速度更快,很快地达到全局最优,具有更强的稳定性.

参考文献:

- [1] COYLE E J, LIN J H. Stack filters and the mean absolute error criterion[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1988, 36(8): 1244-1254.
- [2] PARADES J L, ARCE G R. Optimization of stack filters based on mirrored threshold decomposition [J]. IEEE Transaction on Signal Procession, 2001, 49(6): 1179-1188.
- [3] 崔颖,赵春晖.基于镜像阈值分解的层叠滤波器优化[J].哈尔滨工程大学学报, 2006, 27(6): 904-907.
CUI Ying, ZHAO Chunhui. Optimization of stack filters based on mirrored threshold decomposition [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2006, 27(6): 904-907.
- [4] 赵春晖,孙莉,付正威.基于克隆选择算法的层叠滤波器的优化设计[J].哈尔滨工程大学学报, 2007, 28(4): 454-460.
ZHAO Chunhui, SUN Li, FU Zhengwei. Optimizing stack filters through a clone selection algorithm [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2007, 28(4): 454-460.
- [5] PARADES J L, ARCE G R. Stack filters, stack smoothers, and mirrored threshold decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(10): 2757-2767.
- [6] 吴静敏,左洪福.基于免疫粒子群算法的组合预测方法[J].系统工程理论方法应用, 2006, 15(3): 229-233.
WU Jingmin, ZUO Hongfu. A combined forecasting method base on PSO with immunity algorithms [J]. Systems Engineering Theory · Methodology Applications, 2006, 15(3): 229-233.

作者简介:



赵春晖 男,1965年生,教授、博士生导师,主要研究方向为智能信息处理技术、图像处理.获省部级科技奖5项,发表论文180多篇,出版著作3部.