

改进克隆选择算法的层叠滤波器的优化设计

赵春晖, 赵 华, 万 建

(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:层叠滤波器优化设计的核心是正布尔函数最优化的问题. 为了提高优化速度并对层叠滤波器进行全局优化设计, 提出了一种改进的克隆选择算法. 该算法引入多克隆算子和记忆单元及保留群体同时进化的思想. 多克隆算子中的个体克隆规模根据个体的亲和度浓度自适应变化; 重组操作在父代记忆个体与子代变异后的记忆个体之间展开, 避免了近亲繁殖; 保留群体的变异保证了群体的多样性. 实验结果证明, 该算法优化的层叠滤波器能在较短的时间内得到较好的滤波结果.

关键词:层叠滤波器; 多克隆算子; 克隆选择; 变异; 重组

中图分类号: TN911. 26 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785 (2008) 03-0254-05

Optimal design of stack filters using an improved clonal selection algorithm

ZHAO Chun-hui, ZHAO Hua, WAN Jian

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

Abstract: The optimal design of stack filters is actually an optimization of a positive Boolean function. In order to speed up the optimizing rate and produce a global optimal design of the stack filters, an improved clonal selection algorithm (ICSA) is presented, which introduces a polyclonal operator and simultaneous evolution of the memory unit and the reserved group. The number of clonal particles in the memory unit can adaptively change with their affinity concentration. Regrouping operations are made between parent generations and child generations in the memory unit, avoiding problems caused by breeding two close particles. The preservation of group mutations guarantees diversity. Our experimental results confirmed that stack filters optimized with ICSA produce better filtering results in less time.

Keywords: stack filters; polyclonal operator; clonal selection; mutation; regrouping

层叠滤波器是近年来非线性滤波器领域中的主导滤波器, 这类滤波器概括了一大类排序统计滤波器和形态滤波器, 而且具有良好的去除噪声和细节保持能力. 层叠滤波器的优化设计是该研究领域的热点问题之一, 许多优化方法相继被提出, 例如遗传算法 (genetic algorithm, GA), 模拟退火算法, 粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 等等, 但它们均存在收敛速度慢, 易早熟的问题. 最早的克隆选择算法 (clonal selection algorithm, CSA) 由 De Castro 于 1999 年在借鉴生物免疫系统的克隆选择原理的基础上提出^[1], 随后研究者对其进行改进, 获得了

一些研究成果^[2-4]. 为了更好地解决层叠滤波器优化算法收敛速度慢, 全局寻优能力差的问题, 在基本克隆选择算法基础上, 对其克隆算子进行了改进并加入其他免疫机制, 提出一种改进克隆选择算法 (improved clonal selection algorithm, ICSA). 该算法优化的层叠滤波器相对于 GA 优化的层叠滤波器具有更好的滤波效果, 同时优化速度更快.

1 层叠滤波器基本理论

层叠滤波器是一种由正布尔函数定义的非线性数字滤波器. 通过对输入信号阈值分解, 层叠滤波器将多值信号的问题转化为二值信号问题, 且具有并行体系结构, 适于 VLSI 实现. 层叠滤波器的优化设计可归结为最优正布尔函数的选取, 层叠性和阈值分解性是层叠滤波器的两大特性.

收稿日期: 2007-10-15.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60672034).

通讯作者: 赵春晖. E-mail: zhaochunhui@hbeu.edu.cn

1.1 阈值分解

假设 $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_i, \dots, X_l)$ 是一个长度为 l 的多值信号向量, 其中 $X_i \in Q, Q = \{0, \dots, M\}$, 则信号的阈值分解如下:

$$x_i' = T'(X_i) = \begin{cases} 1, & X_i = t \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

则阈值分解信号可以表示为

$$x' = \{x_1', x_2', \dots, x_i', \dots, x_l'\}.$$

1.2 正布尔函数的层叠性

长度为 N 的矢量 X 和 Y , 若对于任意 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, 均满足条件 $X(i) = Y(i)$, 则称 $X = Y$ 对于矢量序列 X_1, X_2, \dots, X_k 若满足条件 $X_1 = X_2 = \dots = X_k$, 则称该矢量序列具有层叠性. 一个有 N 输入的布尔函数 $f: \{0, 1\}^N \rightarrow \{0, 1\}$, 任取 2 个包含 N 个分量的二值向量 X 和 Y , 若 $X = Y \Rightarrow f(X) = f(Y)$, 则称布尔函数具有层叠性, 或者称其为正布尔函数. 根据以上性质, 可以得到层叠滤波器 S_f 基于正布尔函数 $f: \{0, 1\}^N \rightarrow \{0, 1\}$ 的定义:

$$S_f(X) = \bigwedge_{t=1}^{M-1} f(x^t).$$

式中: $x^t = T'(X)$ 为输入信号的阈值分解向量.

2 层叠滤波器的优化模型

基于 MAE 准则^[5]进行优化时可以得到较好图像细节保持能力, 基于 MSE 准则进行优化时可以得到较好抑制噪声能力. 文中基于 MAE 准则进行层叠滤波器的最优化设计, 以得到较好的边缘保持性, 适用于对图像细节要求较高的场合. 最小平均绝对误差准则 (MMAE) 的表达式如下:

$$\text{MMAE}(S_f) = \min E[|D(n) - S_f(R(n))|]. \quad (1)$$

式中: $D(n)$ 为期望信号, $R(n)$ 为输入信号向量, $S_f(R(n))$ 为滤波器输出信号. 由式 (1) 可得

$$\text{MMAE}(S_f) = \min_{m=-M+1}^M E[|d^m(n) - f(r^m(n))|]. \quad (2)$$

式中: $d^m(n)$ 和向量 $r^m(n)$ 分别为期望信号和输入信号向量的阈值分解信号.

根据信号估计理论和贝叶斯判决理论, 由式 (2) 进一步推导如下公式:

$$\text{MAE}(S_f) = \sum_{j=1}^{N^*} [C(0, r_j) P_f(1/r_j) + C(1, r_j) P_f(0/r_j)], \quad (3)$$

$$P_f(1/r_i) = P_f(1/r_j) \text{ if } r_i = r_j, \quad (4)$$

$$P_f(1/r_j) = 0 \text{ or } 1 \forall j \quad (5)$$

式中: $N^* = 2^N$, N 为观测窗长.

在实际应用过程中, $C(0, r_j)$ 等于理想输出为 0 时的二值矢量 r_j 在观测信号中出现的次数, $C(1, r_j)$ 等于理想输出为 1 时的二值矢量 r_j 在观测信号中出现的次数. $P_f(0/r_j)$ 和 $P_f(1/r_j)$ 分别为输入 r_j 为输出为 0 和 1 的概率. 因为 $P_f(0/r_j)$, $P_f(1/r_j)$ 等于 0 或者 1, 所以可以将其直接进行二进制编码, 便生成对应的布尔函数真值表, 生成的布尔函数经过层叠性判断和约束后即生成为初始的正布尔函数, 对其采用一定的优化算法进行优化, 以式 (3) 作为评价优化过程中正布尔函数的优劣, 从而得到最优正布尔函数定义的层叠滤波器对噪声图像进行层叠滤波处理.

3 克隆选择算法

虽然目前对克隆选择算法的研究还处于起步阶段, 相应的研究成果比较少, 但是研究表明, 利用克隆选择算法的思想在解决组合优化问题时, 能够较好的保持群体多样性和避免陷入局部最优解^[6-8]. 克隆选择算法与其他智能算法 (如遗传算法、粒子群算法等) 之间有如下的区别:

- 1) 它在记忆单元即群体较优个体基础上运行, 确保了快速收敛至全局最优解;
- 2) 它的亲和度的计算反映了系统的多样性;
- 3) 它的克隆选择算子实现了在候选解附近的局部搜索, 进而实现全局搜索.

3.1 基本的克隆选择算法

巴西人工免疫学研究专家 Castro 博士于 1999 年在借鉴生物免疫系统的克隆选择原理的基础上提出了最早的克隆选择算法, 其算法步骤如下:

- 1) 生成初始种群 P , 由记忆单元 M 和保留群体 P_r 组成, 即 $P = M + P_r$;
- 2) 根据亲和度选择 n 个个体组成群体 (P_n);
- 3) 克隆这 n 个最好的个体, 生成一个克隆临时种群 C , 克隆规模和抗体—抗原亲和度成正比;
- 4) 对克隆的临时种群进行变异, 变异的概率和抗体—抗原亲和度相对应, 由此得到抗体群 C_1 ;
- 5) 从 C_1 中选取改进的个体组成记忆单元 M , P 中亲和度低的个体也被 C_1 中其他个体取代.

3.2 改进的克隆选择算法

结合层叠滤波器理论, 在基本克隆选择算法的基础上, 对算法进行了如下改进:

- 1) 实现了记忆单元与保留群体同时进化. 此操作既保证了算法的收敛性又保持了种群的多样性.
- 基本克隆选择算法中的 3) ~ 5) 可称为单克隆算子、

包括克隆、变异和选择. 记忆单元的进化采用多克隆算子, 包括克隆、变异、重组 (类似遗传算法中的交叉操作) 和选择. 保留群体采用遗传算法中的随机变异.

2) 克隆算子的改进. 基本算法中根据个体的亲和度确定克隆规模, 文中根据个体亲和度的浓度克隆个体, 个体的浓度越低, 群体的多样性越好, 克隆的规模也越大, 这样既考虑了个体适应度的变化, 也强调了个体之间的相互作用.

3) 重组算子. 重组操作在当前记忆单元和克隆变异后的群体之间进行. 与遗传算法中交叉不同, 该操作避免近亲繁殖, 有效保证记忆单元的多样性.

文中提出的 IC-SA 算法的具体实现过程如下:

1) 产生初始群体 P , 对应于层叠滤波器的初始正布尔函数;

2) 计算群体 P 的适应度即抗体-抗原亲和度, 适应度的大小由目标函数即式 (3) 确定;

3) 产生记忆单元 M , 初始迭代时, 由群体 P 中适应度值较低的 n 个体组成, 在以后的迭代中, 由更新保留群体 P_r^* 和进化后的记忆群体产生;

4) 对记忆单元采用多克隆算子进化, 即克隆、变异、重组和选择, 得到新的群体;

5) 由新群体选出适应度较低的个体组成进化后的记忆群体 M^* ;

6) 初次迭代, 保留群体 P_r 由群体中除记忆单元外的个体组成, 以后迭代过程中, 对保留群体 P_r 进行随机变异, 由变异后的优秀个体替代上一代个体, 得到更新群体 P_r^* ;

7) 满足迭代次数, 输出适应度最低的个体作为最优的正布尔函数进行滤波, 否则返回 3).

4 仿真结果

在 Matlab 环境下, 分别以 256×256 spine-surf 医学灰度图像 (细节较少) 和 512×512 peppers 灰度图像 (细节较多) 为样本图像, 基于 MAE 准则采用 IC-SA 对滤波窗尺寸为 3×3 的层叠滤波器进行优化设计, 并且比对了不同噪声概率条件下, 采用 GA 算法优化的层叠滤波器的滤波结果. 当 IC-SA 算法参数不同时, 优化结果也不同. 仿真实验证明, 种群规模为 60, 记忆单元个体为 10, 记忆单元变异概率为 0.005, 保留群体变异概率为 0.01 时, 算法找到的最优个体的滤波效果最好.

对加入 10% 椒盐噪声的 spine-surf 医学灰度图像和 peppers 灰度图像进行滤波处理, GA 和 IC-SA 2 种优化算法的收敛曲线如图 1 所示.

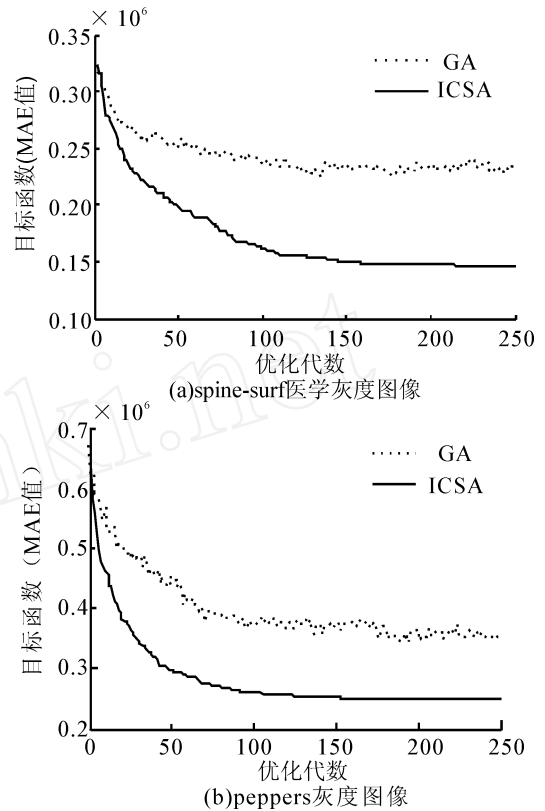


图 1 GA 和 IC-SA 的优化收敛曲线
Fig 1 Convergent curves under two optimizing algorithms

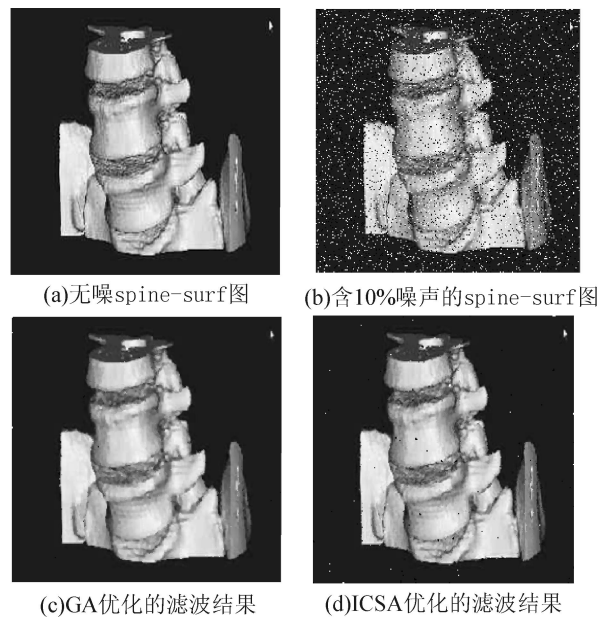


图 2 样本图和滤波结果
Fig 2 Training sample images and filtering results

由图 1 中 2 种算法的收敛曲线可以看出, 相对于遗传算法, 本文改进的克隆选择算法能够更快地找到令目标函数值最小的正布尔函数, 即最优的层叠滤波器. 训练样本图像及 2 种算法优化的层叠滤波器的滤波图像如图 2、3 所示, 从中可以更直观的看出不同算

法设计的最优层叠滤波器的滤波效果.

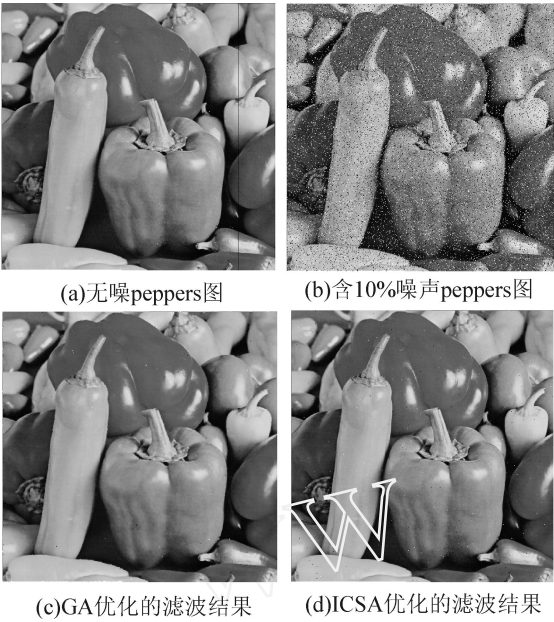


图 3 Peppers样本图和滤波结果

Fig 3 Peppers training sample images and filtering results

为了更好说明基于 IC-SA 优化的层叠滤波器的性能,表 1 给出了 GA 优化设计的层叠滤波器 (GA stack filter, GASF), CSA 优化设计的层叠滤波器 (clonal selection algorithm stack filter, CSASF)和 IC-SA 优化设计的层叠滤波器 (IC-SA stack filter, IC-SASF)分别在 5%、10%及 15%噪声概率下滤波处理后期望图像与重建图像间的 MAE和 MSE值.

表 1 不同噪声概率下 3 种优化算法设计的滤波器的滤波误差

Table1 Filtering errors under different noise probability by three optimizing algorithms

噪声概率	滤波器	spine-surf		peppers	
		MAE	MSE	MAE	MSE
$P=0.05$	GASF	2.265	55.85	2.195	25.23
	CSASF	2.237	55.30	1.644	24.64
	ICSAF	1.189	56.25	1.214	29.89
$P=0.01$	GASF	2.855	70.28	2.641	35.49
	CSASF	2.032	68.77	2.335	33.78
	ICSAF	1.731	79.41	1.941	54.29
$P=0.15$	GASF	3.183	108.3	3.015	69.68
	CSASF	2.642	104.6	2.261	64.67
	ICSAF	2.317	123.7	2.456	81.45

由表 1 可以看出,相对于 GA 算法,其他学者研究的克隆选择算法^[7]优化的层叠滤波器具有较好的去除噪声能力,而本文提出的 IC-SA 算法优化的层叠滤波器对图像的高频分量即图像的细节部分保持较好,而对图像平坦部分即低频分量的滤波处理,

效果相对较差.在噪声污染较小的情况下,IC-SA 算法优化的层叠滤波器的去除噪声和细节保持的性能较为平衡.

5 结束语

克隆算子的操作过程实际上是在点 a 的邻域内,提供了多个不同的局部搜索方向,最后由克隆选择选取候选解邻域内的局部最优,同时实现全局搜索与局部搜索.在此基础上改进的克隆算子既考虑到个体亲和度的变化也考虑了个体间的相互作用,更接近现实系统;重组算子促进抗体间信息的交流,有利于增加种群多样性,提高种群的收敛速度.在 MAE 准则下,提出了一种改进的克隆选择算法对层叠滤波器进行优化设计.在 MATLAB 环境下,以 256×256 Lena 灰度图像和 512×512 云灰度图像为样本图像,仿真实现了窗口尺寸为 3×3 的最优层叠滤波器,并比对了不同噪声概率下 3 种算法优化的层叠滤波器.改进算法优化的层叠滤波器对图像高频分量的处理效果较好.

参考文献:

[1] De CASTRO L N, Von ZUBEN F J. The clonal selection algorithm with engineering applications [C] // Proc of GECCO 00, Las Vegas, USA, 2000: 36-37.

[2] 刘若辰. 免疫克隆策略算法及其应用研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2005.

L U Ruochen. Immunity clonal strategy algorithm and the application [D]. Xi'an: Xidian University, 2005.

[3] ADNAN A. Clonal selection algorithm with operator multiplicity [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 2(2): 1909-1915.

[4] 沈艳军, 汪秉文. 基于实数编码的克隆选择算法及其应用 [J]. 华中科技大学学报, 2004, 32(2): 41-42.

SHEN Yanjun, WANG Bingwen. Clonal selection algorithm and the application based on real number coding [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2004, 32(2): 41-42.

[5] LEEW L, FAN K C, CHEN Z M. Design of optimal stack filters under the MAE criterion [J]. IEEE Trans on SP, 1999, 47(12): 3345-3355.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 刘若辰, 杜海峰, 焦李成. 免疫多克隆策略[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(4): 571-576.

LIU Ruochen, DU Haifeng, JIAO Licheng. Immunity multi-clonal strategy [J]. Computer Research and Development, 2004, 41(4): 571-576.

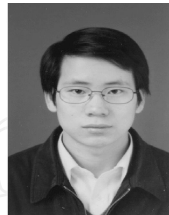
作者简介:



赵春晖,男,1965年生,教授,博导,主要研究方向为智能信息与图像处理、非线性信号处理和通信信号处理,在国际和国家级核心期刊上发表论文 200 多篇,其中被 SCI EI ISTP 检索 100 余篇,出版著作和教材 10 部,获部级自然科学奖 2 项、科技进步奖 3 项,获省级教学成果奖 4 项。



赵 华,女,1981 年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、层叠滤波器。



万 建,男,1980 年生,博士研究生,主要研究方向为图像处理、信号检测与识别。

2008 年全国模式识别学术会议

Chinese Conference on Pattern Recognition 2008 (CCPR 2008)

为了进一步促进模式识别研究的快速发展,加强国内外同行间的学术交流与合作,2008 年全国模式识别学术会议 (Chinese Conference on Pattern Recognition 2008) 将于 2008 年 10 月 22 - 24 日金秋时节在北京召开。会议将邀请国内外著名学者做特邀学术报告,并向国内外同行征集有关模式识别理论方法研究和应用技术的学术论文。会议论文集将由 IEEE 出版,电子版将在 IEEE Xplore 发布。

论文主题包括 (但不限于) 以下内容:

1. 模式识别基础理论 (基于认知的识别方法,统计与结构模式识别,人工神经网络、核方法,模型选择、贝叶斯学习,特征提取、降维与特征选择,无监督学习、聚类,集成学习,半监督学习等);
2. 图像与视频处理 (图像处理与增强,图像与视频分割,图像特征提取,基于内容的图像/视频检索,图形学与可视化,信息隐藏与数字水印);
3. 计算机视觉 (视觉信息加工模型,摄像机标定、三维视觉,机器人定位和视觉导航,目标检测与识别,运动目标检测与跟踪,运动目标行为分析,视频内容语义理解);
4. 语音语言信息处理 (语音识别与说话人识别,语音合成,机器翻译、口语翻译、人机对话,自然语言处理的基础研究,文本检索、自动文摘、信息抽取,语料库与语言知识库建设);
5. 模式识别应用 (多模态人机交互,情感计算,脑成像分析与计算,医学图像、遥感图像,文字识别与文档分析,生物特征识别,生物信息学,网络内容管理、搜索与安全,工业应用)。

会议网站: <http://www.nipr.ia.ac.cn/ccpr2008>