

文献引用格式: 白冰 杨晓丽, 马瑜, 魏晶茹, 杨旭宁. 基于改进混合遗传的医学图像模糊增强研究[J]. 电视技术, 2017, 41(4/5): 16-23.

BAI B, YANG X L, MA Y, et al. Research on an medical image fuzzy enhancement based on improved hybrid genetic algorithm[J]. Video engineering, 2017, 41(4/5): 16-23.

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

DOI: 10.16280/j.videoe.2017.h4.004

基于改进混合遗传的医学图像模糊增强研究

白冰¹, 杨晓丽², 马瑜³, 魏晶茹³, 杨旭宁⁴

(1. 山东管理学院, 山东 济南 250357; 2. 北京邮电大学, 北京 100876;

3. 宁夏大学研究生院, 宁夏 银川 750021; 4. 青岛理工大学, 山东 青岛 266000)

摘要: 针对现有医学图像中存在有采集后图像质量不高、图像过暗等现象, 对遗传算法中的选择、交叉、变异特性进行研究, 同时结合粒子群优化、禁忌搜索及模糊增强算法, 提出一种基于改进混合遗传的医学图像模糊增强方法。该方法通过对传统遗传算法改进, 将粒子群优化思想及粒子空间对称分布原理引入以改善遗传算法缺乏明确的目标指向性、“突变”性过高的现象, 并且为有效降低粒子的同一位置二次搜索, 在算法执行过程中加入了禁忌搜索算法。最后, 通过与模糊增强算法相结合, 并设置二维方向寻优, 可自适应的同时寻找到两个模糊参数 F_p 、 F_e 最优值, 完成医学图像的模糊增强。实验结果表明, 改进后算法可有效改善过暗医学 CT 图像的质量, 增强效果较好。

关键词: 遗传算法; 粒子群优化算法; 粒子空间对称分布; 禁忌搜索; 模糊增强

Research on an medical image fuzzy enhancement based on improved hybrid genetic algorithm

BAI Bing¹, YANG Xiaoli², MA Yu³, WEI Jingru³, YANG Xuning⁴

(1. Shandong Management University, Jinan 250357, China;

2. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

3. Graduate School of Ningxia University, Yinchuan 750021, China;

4. Qingdao technological University, Shandong Qingdao 266000, China)

Abstract: Aiming at the phenomenon of existing medical images that the image quality is not high or too dark when collected, re-searching for the selection, crossover and mutation characteristics of genetic algorithm and combined with particle swarm optimization, tabu search, fuzzy enhancement algorithm that an medical image fuzzy enhancement method based on improved hybrid genetic algorithm is proposed. In this method, improved traditional genetic algorithm by introducing the thought of particle swarm optimization and particle spatial distribution principle, so the situation is improved that of genetic algorithm was lack of clear-oriented and ‘changing’ was too high. And adding tabu search algorithm in order to reduce the duplication optimization of particles by recording the position of the particle search in the later of iteration. Finally, the algorithmic search direction are setted to the 2D and combined with fuzzy enhancement algorithm that can adaptive search the optimal value of fuzzy parameters F_p and F_e to achieve medical image fuzzy enhancement. The experiments show that the improved algorithm is better for the enhancement of medical CT image that was too dark and can effectively improve the image quality.

Key words: genetic algorithm; particle swarm optimization; symmetry spatial distribution of particle; tabu search; fuzzy enhancement

随着计算机辅助医疗诊断技术的快速发展, 如何利用计算机技术进行医学图像增强处理以达到具体应用需求、提高诊断的准确率, 成为了目前医学界

所较为关注的一项核心技术。按照不同的操作空间进行划分, 常用的图像增强过程可以分为空域内直接增强^[1]和频域内间接增强这两种。其中, 基于空

基金项目: 宁夏回族自治区 2012 年科技攻关计划项目 (2012ZTC011); 宁夏回族自治区 2014 年科研支撑项目 (2012005); 国家自然科学基金资助项目 (41561087)

域内直接增强方法主要有:灰度变换、直方图变换、图像平滑和基于数学理论的增强等。

文献[2]对X线医学图像采用直方图规定化方法,在灰度域范围内实现全局均衡化调整。文献[3]提出一种基于直方图均衡化的图像增强算法,提升医学图像的局部对比度。虽然直方图增强法实现简单但是有时会出现局部对比度过增强现象,且算法多运算量较大、对噪声较敏感、实用性较差。

文献[4]提出基于图像平滑原理的加权二次滤波算法对乳房X射线图像进行增强。文献[5]采用图像分解的非线性滤波算法对医学图像实现了增强处理。虽然基于图像平滑原理增强法能够避免增强过程中图像噪声被放大现象,但是算法所含待调节参数较多且需要借助人工经验,算法通用性较低。

基于数学理论的增强算法的引入^[6-7],虽然也可以有效实现图像的增强,但是多未考虑算法的针对性,使得运算过程较为复杂、运算效率较低。

针对以往医学图像的增强方法中出现原因较多的采用算法通用性和运算效率低、增强效果不理想等问题,本文提出一种新的医学图像模糊增强方法。通过将粒子群优化思想引入到遗传算法中,可解决遗传算法缺少目标指向性的现象,并且结合禁忌搜索算法和粒子空间分布原理,以解决个体粒子在寻优过程中所出现的易陷入局部最优和搜索效率低等问题^[8]。最终,将改进后二维混合遗传算法(2D-HGA 2D-hybrid genetic algorithm)与传统模糊增强算法进行结合,以能够提高图像对比度并且同时搜索出模糊特征函数中参数 F_p 、 F_e 的最优值为目标,实现图像增强。

1 遗传、粒子群优化算法基本原理

1.1 传统遗传算法

遗传算法作为一种最典型的智能优化算法,源于物种“适者生存”思想,于20世纪中叶被提出。传统遗传算法主要分六步执行:初始化种群、个体适应度评价、个体适应度大小排序、选择操作、交叉操作和变异操作。

算法中的基因序列改变(交叉、变异)设计,提高了对全局最优解搜索技能。但是与此同时,基因序列的改变是随机的,使得算法寻优时有一定的盲目性,无法实现对最优解的“导向”性寻优。

1.2 传统粒子群优化算法

粒子群优化算法根据鸟群和鱼群在寻找食物过程中独特的行为特点,最早于1995年被提出,是一

种仿生类算法^[9]。传统粒子群优化算法主要分五步执行:初始化种群、更新粒子位置和飞行速度、评估粒子适应度、更新粒子的历史最优值和群体的全局最优值。

由于随着搜索进程的不断进行,粒子的位置和飞行速度在随时做着更新,这导致传统粒子群算法受到方向指引而具有很好的目标指向性。但是,这种指向性的存在会致使算法出现错误值。

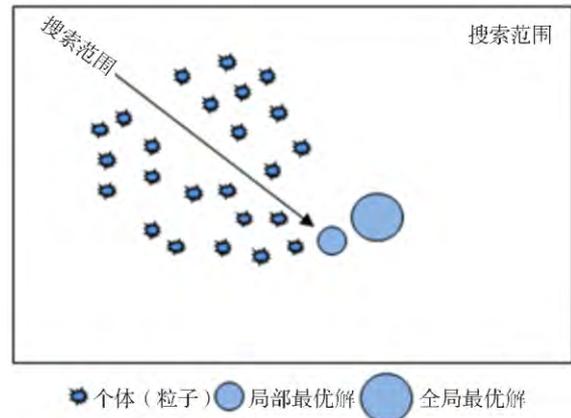


图1 搜索陷入局部最优解

如图1所示,对种群初始化后,所有粒子都会分散在“目标”附近同一区域,因此时错误解与之距离较近,所以粒子中会有若干粒子早早接触局部最优解而导致粒子间“谎报结果”深陷其中。

2 改进二维混合遗传算法

2.1 改进粒子群优化算法

针对传统粒子群优化算法过早收敛现象,利用粒子空间对称分布原理将目标周围的 $|(m-n)|/2$ 个粒子自动调整,即将图1中全局最优解一侧为 m 另一侧为 n ,且 $m \neq n$ 状态,调整为图2所示状态。

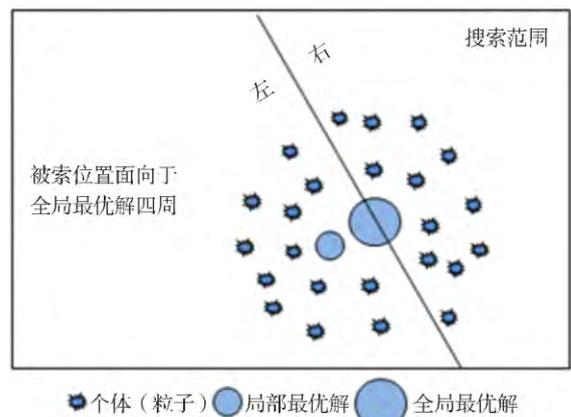


图2 粒子空间对称分布

调整公式为

$$x_{ij} = \begin{cases} -rand \cdot (x_{ij} - gbest_k) + gbest_k & x_{ij} > gbest_k \text{ 且 } m > \frac{N}{2} \\ rand \cdot (gbest_k - x_{ij}) + gbest_k & x_{ij} < gbest_k \text{ 且 } n > \frac{N}{2} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $gbest_k$ 表示当 $j = k$ 时整个群体所搜索到的目前为止最优位置向量, $rand$ 定义为一随机变量且取值在 $[0, 1]$ 之间, x_{ij} 为粒子针对未知量寻优位置向量(或数值)。

考虑到后期会有算法融合操作, 因此加入具有存档优势的禁忌搜索算法^[10] 判断搜索空间是否重复, 避免重复搜索、提高算法的速度。

2.2 基于改进混合遗传算法的二维寻优

本文将改进粒子群优化算法与遗传算法相结合, 弱化两者弊端、提高了全局寻优能力。并且考虑到若实现、提高图像模糊增强精度, 应该同时搜寻两个未知参数、寻优维度设定为二维。

因此, 改进混合遗传算法执行流程图如图 3 所示, 过程概述如下:

1) 种群各属性初始化并且预设空白禁忌表, 分别标号为 table1 至 table4。

令种群中粒子总数为 N , 整个种群的寻优范围为无限 D 维空间, 因此种群中第 i 个粒子自身的飞行速度向量、位置向量可分别表示为^[11]

$$\begin{cases} v_{ij}^1 = (v_{i,1}^1, v_{i,2}^1, \dots, v_{i,D}^1) \\ v_{ij}^2 = (v_{i,1}^2, v_{i,2}^2, \dots, v_{i,D}^2) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_{ij}^1 = (x_{i,1}^1, x_{i,2}^1, \dots, x_{i,D}^1) \\ x_{ij}^2 = (x_{i,1}^2, x_{i,2}^2, \dots, x_{i,D}^2) \end{cases} \quad (3)$$

粒子自身所寻找到的历史最优位置向量可表示为

$$\begin{cases} pbest_{ij}^1 = (pbest_{i,1}^1, pbest_{i,2}^1, \dots, pbest_{i,D}^1) \\ pbest_{ij}^2 = (pbest_{i,1}^2, pbest_{i,2}^2, \dots, pbest_{i,D}^2) \end{cases} \quad (4)$$

群体粒子所共同维护的全局最优位置向量可表示为

$$\begin{cases} gbest_j^1 = (gbest_1^1, gbest_2^1, \dots, gbest_D^1) \\ gbest_j^2 = (gbest_1^2, gbest_2^2, \dots, gbest_D^2) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$ 为粒子数, $j = 1, 2, \dots, D$ 为粒子所在维度, 上角标 1、2 分别代表针对第一、二个未知量所对应的各参量表示。

2) 判断在结束条件下算法是否可以终止迭代。

若结束条件成立则直接执行步骤 12), 若结束条件不成立则顺序执行步骤 3)。

3) 更新每个粒子的飞行速度状态向量以及位置状态向量。

飞行速度向量更新方程为

$$\begin{cases} v_{ij}^1(gap + 1) = w \cdot v_{ij}^1(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_{ij}^1(gap) - x_{ij}^1(gap)) + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest_j^1(gap) - x_{ij}^1(gap)) \\ v_{ij}^2(gap + 1) = w \cdot v_{ij}^2(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_{ij}^2(gap) - x_{ij}^2(gap)) + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest_j^2(gap) - x_{ij}^2(gap)) \end{cases} \quad (6)$$

位置向量更新方程为

$$\begin{cases} x_{ij}^1(gap + 1) = x_{ij}^1(gap) + v_{ij}^1(gap + 1) \\ x_{ij}^2(gap + 1) = x_{ij}^2(gap) + v_{ij}^2(gap + 1) \end{cases} \quad (7)$$

式中: w, c_1, c_2 分别为操作系数^[12]、学习系数^[13], $rand_1, rand_2$ 取值为 $[0, 1]$, gap 代表迭代次数。

4) 计算在保证目标函数有值的条件下的粒子数值, 获得粒子待选解集。

设置目标函数、约束条件、评价函数、惩罚系数分别为:

$$\begin{aligned} & \max f(x_{ij}^1, x_{ij}^2) \quad (8) \\ & st. \begin{cases} g_{e1} = pbest_{ik}^r - pbest_{i,k-1}^r \geq 0, \quad e1 = i = 1, 2, \dots, \\ N \text{ 且 } k = 1, 2, \dots, D \\ g_{e2} = gbest_k^r - gbest_{k-1}^r \geq 0, \quad e2 = k = 1, 2, \dots, D \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

$$F(x_{ij}^1, x_{ij}^2) = R \cdot [|f_1(x_{ij}^1, x_{ij}^2)|^\beta + |f_2(x_{ij}^1, x_{ij}^2)|^\beta] + f(x_{ij}^1, x_{ij}^2) \quad (10)$$

$$R = (c \cdot t)^\alpha \quad (11)$$

式中: 上角标 r 为搜索未知量标号, α, β 和 c 为经验设定值 ($\alpha = \beta = 2$ 且 $c = 0.5$), $f_1(\cdot)$ 为在约束条件 g_{e1} 下的目标函数最值, $f_2(\cdot)$ 为在约束条件 g_{e2} 下的目标函数最值。

通过计算目标函数值, 比较当前位置 x_{ij}^1, x_{ij}^2 的 $pbest$ 与 $gbest$ 的大小, 若满足交换条件则进行禁忌表更新, 即将 $x_{ij}^1, pbest_{ij}^1$ 更新后保存到 table1, 将 $x_{ij}^2, gbest_j^2$ 更新后保存到 table2, 将 $x_{ij}^1, pbest_{ij}^1$ 更新后保存到 table3, 将 $x_{ij}^2, gbest_j^2$ 更新后保存到 table4。

5) 选择过程。根据蒙特卡罗法原理,粒子被选中的概率与适应度值成正比。进行多次的选择,以最终能够在 N 个粒子中选择出 M 个偶数粒子。

6) 交叉过程。按照经典交叉原则,将所选出的 M 个粒子进行两两交叉操作,以得到新粒子 M 个:

$$\begin{cases} x_{A_j}^1(gap+1) = r \cdot x_{A_j}^1(gap) + (1-r) \cdot x_{B_j}^1(gap) \\ x_{B_j}^1(gap+1) = r \cdot x_{B_j}^1(gap) + (1-r) \cdot x_{A_j}^1(gap) \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} x_{B_j}^2(gap+1) = r \cdot x_{B_j}^2(gap) + (1-r) \cdot x_{A_j}^2(gap) \\ x_{A_j}^2(gap+1) = r \cdot x_{A_j}^2(gap) + (1-r) \cdot x_{B_j}^2(gap) \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} v_{A_j}^1(gap+1) = w \cdot v_{A_j}^1(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot [pbest_{A_j}^1(gap) - x_{A_j}^1(gap+1)] + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot [gbest_j^1(gap) - x_{A_j}^1(gap+1)] \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} v_{A_j}^2(gap+1) = w \cdot v_{A_j}^2(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot [pbest_{A_j}^2(gap) - x_{A_j}^2(gap+1)] + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot [gbest_j^2(gap) - x_{A_j}^2(gap+1)] \end{cases}$$

$$\begin{cases} v_{B_j}^1(gap+1) = w \cdot v_{B_j}^1(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot [pbest_{B_j}^1(gap) - x_{B_j}^1(gap+1)] + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot [gbest_j^1(gap) - x_{B_j}^1(gap+1)] \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} v_{B_j}^2(gap+1) = w \cdot v_{B_j}^2(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot [pbest_{B_j}^2(gap) - x_{B_j}^2(gap+1)] + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot [gbest_j^2(gap) - x_{B_j}^2(gap+1)] \end{cases}$$

式中: A, B 分别代表两个不同的粒子并且 $A \neq B$, $A, B \leq N$ 量值 $x_{A_j}^1(\cdot)$ 、 $x_{B_j}^1(\cdot)$ 代表交叉后所得的两个子代粒子针对第一个未知量的值, $x_{A_j}^2(\cdot)$ 、 $x_{B_j}^2(\cdot)$ 代表交叉后所得的两个子代粒子针对第二个未知量的值, $v_{A_j}^1(\cdot)$ 、 $v_{B_j}^1(\cdot)$ 代表交叉后所得的两个子代粒子针对第一个未知量所在位置的飞行速度向量值, $v_{A_j}^2(\cdot)$ 、 $v_{B_j}^2(\cdot)$ 代表交叉后所得的两个子代粒子针对第二个未知量所在位置的飞行速度向量值^[14]。

7) 变异过程。对 $M+N$ 个粒子“替代”操作,实现粒子状态的更新。

将飞行速度向量中加入“替代算子”:

$$\begin{cases} v_{i_j}^1(gap+1) = w \cdot \Delta x_{i_j}^1(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_{i_j}^1(gap) - x_{i_j}^1(gap)) + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest_j^1(gap) - x_{i_j}^1(gap)) \\ v_{i_j}^2(gap+1) = w \cdot \Delta x_{i_j}^2(gap) + \\ c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_{i_j}^2(gap) - x_{i_j}^2(gap)) + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest_j^2(gap) - x_{i_j}^2(gap)) \end{cases} \quad (16)$$

将位置向量中加入“替代算子”:

$$\begin{cases} x_{i_j}^1(gap+1) = x_{i_j}^1(gap) + \Delta x_{i_j}^1(gap) \\ x_{i_j}^2(gap+1) = x_{i_j}^2(gap) + \Delta x_{i_j}^2(gap) \end{cases} \quad (17)$$

式中: 所采用的“替代”方程 $\Delta x_{i_j}^1(gap)$ 、 $\Delta x_{i_j}^2(gap)$ 可表示为

$$\begin{cases} \Delta x_{i_j}^1(gap) = \Delta x_{i_j}^1(gap-1) + \\ (\Delta x_{i_j}^1(gap) - \Delta x_{i_j}^1(gap-1)) / gap \\ \Delta x_{i_j}^2(gap) = \Delta x_{i_j}^2(gap-1) + \\ (\Delta x_{i_j}^2(gap) - \Delta x_{i_j}^2(gap-1)) / gap \end{cases} \quad (18)$$

式中 $\Delta x_{i_j}^1(gap)$ 、 $\Delta x_{i_j}^2(gap)$ 分别代表在迭代次数为 gap 次下第一、二个未知量寻优位置向量的累积差^[14]。

8) 计算粒子适应度,将粒子按适应度值由高到低排序,选择出适应度值最高的前 N 个粒子。

9) 调整粒子在二维空间中的位置分布。

$$x_{i_j}^1 = \begin{cases} -rand \cdot (x_{i_j}^1 - gbest_k^1) + gbest_k^1, & x_{i_j}^1 > gbest_k^1 \text{ 且 } m > \frac{N}{2} \\ rand \cdot (gbest_k^1 - x_{i_j}^1) + gbest_k^1, & x_{i_j}^1 < gbest_k^1 \text{ 且 } n > \frac{N}{2} \end{cases} \quad (19)$$

$$x_{i_j}^2 = \begin{cases} -rand \cdot (x_{i_j}^2 - gbest_k^2) + gbest_k^2, & x_{i_j}^2 > gbest_k^2 \text{ 且 } f > \frac{N}{2} \\ rand \cdot (gbest_k^2 - x_{i_j}^2) + gbest_k^2, & x_{i_j}^2 < gbest_k^2 \text{ 且 } e > \frac{N}{2} \end{cases} \quad (20)$$

10) 搜索位置的智能判断。

分别提取 table1 和 table3 中的两处数据 ($x_{i_j}^1$ 、 $x_{i_j}^2$) 进行“搜索位置重复”判断。若有位置重复,则

继续 11)。若无位置重复,则转至 2) 重新执行算法。

11) 搜索未知区域,并执行算法回转 Step 2。

12) 输出全局最优解。

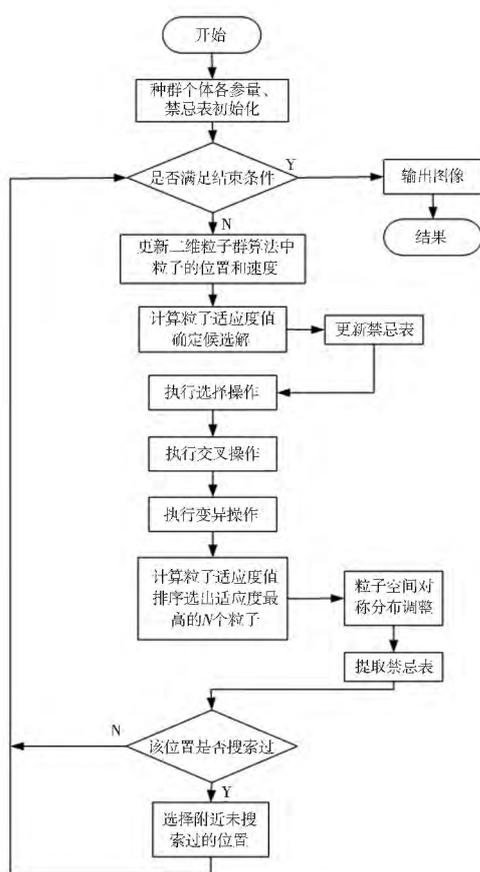


图 3 改进二维混合遗传算法寻优流程图

3 改进二维混合遗传算法与模糊增强算法结合

3.1 传统模糊增强算法

三维实景被采集成二维图像的过程中有时因出现信息丢失现象而导致图像信息不完整,即图像产生不可预测的模糊特性。Pal. S. K 等人针对成像过程中这一不足,研究出一种基于图像模糊特性的增强算法^[15],以提高图像的可视性。标准模糊增强算法主要分三步执行:模糊特征提取、增强变换、特征还原。分别利用模糊特征函数公式(21)、模糊增强算子公式(22)、公式(21)的逆变换进行^[16],并且在模糊特征提取过程中获得模糊特征平面 FFP(Fuzzy feature plane)。

$$P_{u,v} = F(x_{u,v}) = \left[1 + \frac{(x_{\max} - x_{u,v})}{F_p} \right]^{-F_e} \quad (21)$$

$$P'_{u,v} = T_k(P_{u,v}) = \begin{cases} 2(P_{u,v})^2 & 0 \leq P_{u,v} \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - P_{u,v})^2 & 0.5 \leq P_{u,v} \leq 1 \end{cases} \quad (22)$$

式中: F_e 默认使用值为 2 或 1; x_{\max} 为图像所含灰度范围内的极值; (u, v) 为图像像素某一坐标点; $k = 1, 2, \dots, \infty$; $T_k(\cdot)$ 函数表示对公式(21)执行多次增强变换。

在模糊特征函数中,两个模糊参数 F_p 、 F_e 取值的最优与否对算法中模糊增强变换的准确性有很大的影响。因此,为确保图像获得较好的预处理(增强),对两个模糊参数的精确选取至关重要。然而,目前多根据图像灰度区域分布的观察或经验等方式去进行模糊参数选取,具有较强的主观性和复杂性。

在对图像执行模糊增强操作中,文献[17]中所给出的一种结合粒子群优化的图像模糊增强算法较为精典。不过,因未考虑传统粒子群优算法自身缺陷,并且文献中固定参数 F_e 值为 1 仅自动寻优参数 F_p 的值,导致算法精度以及处理后的图像效果还可进一步提升。

3.2 结合算法

本文将所提出 2D-HGA 算法与传统模糊增强算法相互融合,将两大仿生智能优化算法运行过程中进行“优劣互补”的同时实现了双参数寻优,达到增强图像对比度的目的。充分考虑到了图像的复杂性、处理过程中的模糊性及避免恒定参量的弊端、自适应的搜索两个模糊参数值。

本文算法对图像增强过程概述如下,图 4 为改进后结合算法进行图像增强流程图:

- 1) 算法各属性初始化。
- 2) 判断是否满足结束条件。若满足则转至 15) 若不满足则继续 3)。
- 3) 粒子自身状态(x_{ij} 及 v_{ij})更新。
- 4) 模糊特征提取。

根据计算得到的两个模糊参数值,利用公式(21)对待增强图像进行模糊特征提取,得到一组有效的 FFP 平面。

- 5) 计算各粒子寻址准确度(或适应度),明确待选解,并将 table1~4 中数据进行更新。

为了能够对处理后图像的质量进行有效性评估,制定 FC(FC, Fuzzy clarity) 函数值作为一项重要指标,寻找其最大值以确定出双参数 F_p 、 F_e 的最优值。

$$FC(i) = \lg [(Sd(i) + 0.1 \cdot Ffd(i) / Fcs(i)) \cdot Gl(i) \cdot E(i)] \cdot Gl(i) \cdot E(i) \quad (23)$$

式中: $Sd(i)$ 、 $Gl(i)$ 、 $E(i)$ 分别为处理后图像像素均方差、灰度级数、信息熵, $Ffd(i)$ 、 $Fcs(i)$ 分别为图像的 FFP 平面的模糊清晰度、模糊紧支度。

令目标函数为

$$\max f(x_{ij}^1, x_{ij}^2) = \max H(P) \quad (24)$$

6) 选择操作。

7) 交叉操作, 交叉概率设为 P_{cross} 。

8) 变异操作, 变异概率设为 $P_{variation}$ 。

9) 计算粒子适应度, 选出前 N 个粒子。

10) 粒子位置空间对称分布调整。

11) 粒子搜索位置自判断。

若该位置已被搜索过, 则继续 12)。若该位置未被搜索过, 则转至 2)。

13) 利用模糊增强算子公式(22) 获得新模糊特征平面——图像模糊增强变换^[16]。

14) 利用模糊特征还原公式(21) 还原特征平面——图像模糊特征还原。

15) 图像输出。

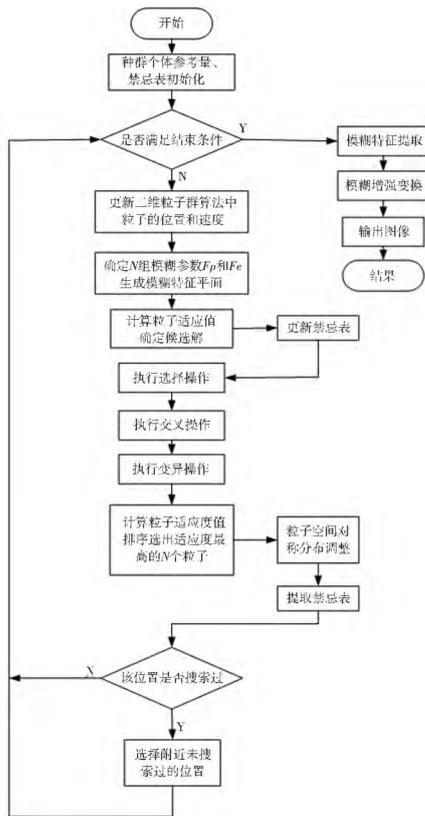


图4 结合算法进行图像增强流程图

4 仿真实验及结果分析

为了验证本文算法的可行性, 分别选用临床采集的胸透 CT、肺部 CT 切片图进行了增强操作, 并与经典的直方图规定化(HS) 增强、传统基于粒子群优化的模糊(TFPSO) 增强方法进行了对比^[14]。算法中迭代次数限定为最大 150 次、随机生成粒子 80 个、 P_{cross} 数值为 0.9、 $P_{variation}$ 数值为 0.1, 所用图像大小为 256×256 。使用 2012 版 MATLAB 进行实验仿真测试。

4.1 主观视觉效果对比

实验 1: 以一组过暗胸透 CT 图像为处理对象, 如图 5a 所示, 可以看到人物骨骼及内脏器官因为整体亮度过低而非常难以辨认。当采用 HS 增强方法对图 5a 进行增强后, 如图 5b 所示, 虽然图像“曝光”量过高, 图像不仅没有得到有效增强, 反而不如之前容易辨认。图 5c 为用 TFPSO 增强方法的结果, 与原图相比, 该图可识别度得到较好的提升。本文算法对图像增强后, 由图 5d 可以清楚地看到骨骼数目、器官整体轮廓及连接, 增强效果最好。

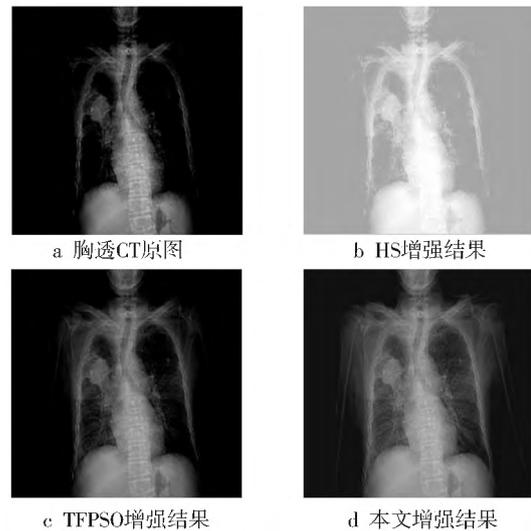


图5 对胸透 CT 图像进行增强

实验 2: 以一组过暗肺部 CT 切片图像为处理对象, 如图 6a 所示, 可以看到图像整体偏暗, 并且血管走向不清晰。图 6b 为使用 HS 增强方法对图像增强后所得结果, 可以看出图像得到增强, 但是局部过增强, 有噪声影响。图 6c 为利用 TFPSO 增强方法对过暗肺部 CT 增强效果图, 图 6d 为利用本文方法对过暗肺部 CT 增强效果图, 可以看出两种方法增强后图

像清晰度与原图相比都有了较为明显的提升,而且图 6d 中能够更加清楚的看到腹部血管脉络走向及脉络数目。

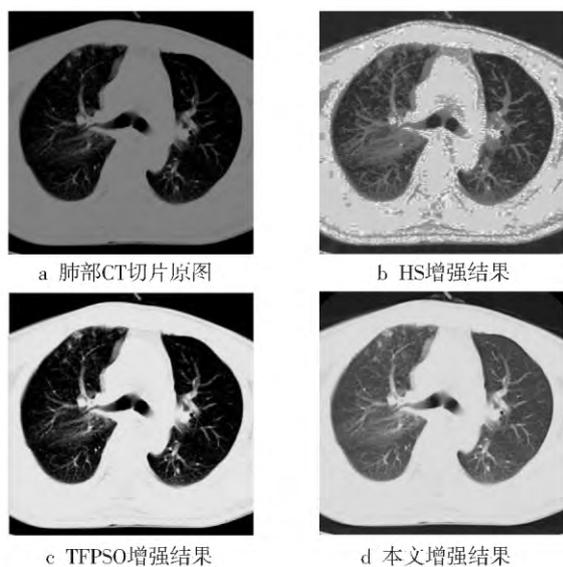


图 6 对肺部 CT 切片图像进行增强

4.2 客观数据结果对比

为客观评价使用本文算法在图像模糊增强处理过程中的优势,特对两组图像增强后熵值结果进行了对比,如表 1 所示。

表 1 熵值对比

增强方法	图像 熵值	
	胸透 CT	肺部 CT
原图像(未处理)	3.57	4.72
HS 增强	3.86	6.80
TFPSO 增强	4.79	5.66
本文方法	5.64	5.98

由上表可看出,使用本文方法增强后图像熵值较原图像相比有了明显的提高,分别增大 57.98%、26.69%。TFPSO 增强方法后所得图像与原图像相比虽然有了一定的提高,但是熵值仅分别增大 34.17%、19.91%。而使用 HS 增强方法后,过暗肺部 CT 切片图像的熵值虽然比本文方法高,但是由图 5b 已看出,这是过度增强的结果。

由于图像模糊增强效果是否明显,很大程度上取决于 F_p 、 F_e 的取值优劣^[16]。因此,本文将图像模糊特征提取中所获得 F_p 、 F_e 的值在表 2 中罗列比较。

表 2 F_p 、 F_e 最优值对比

增强方法	胸透 CT		肺部 CT	
	F_e	F_p	F_e	F_p
HS 增强	无	无	无	无
TFPSO 增强	1	242	1	265
本文方法	2.2	455	1.6	403

由上表可看出,TFPSO 增强方法虽然能够获得 F_p 的值,但 F_e 的值始终默认为 1,有一定的局限性。而且算法未考虑传统粒子群算法因粒子早早接触局部最优解而导致粒子间“谎报结果”深陷其中的特点,使得搜索到的 F_p 值不精确。本文方法将粒子群优化算法与遗传算法相结合,加入禁忌搜索和粒子空间对称分布调整思想,确保了算法的精度。并且通过设置粒子二维寻优,可同期得到最优 F_p 、 F_e 值。

在本文算法后期调试阶段,又抽取 20 副过暗医学 CT 图像(胸透 CT、肺部 CT 各 10 副图)进行了处理和对比分析。经检测,使用本文方法处理后的两组图像熵值能够分别平均提升 53.61% 以上和 21.43% 以上。

5 结论

本文所提出算法,在传统粒子群优化算法的基础上,加入遗传算法中交叉、变异思想以提高粒子群优化算法的全局搜索能力。为了提高算法搜索效率,在算法迭代过程中不断调整粒子下一步执行状态(位置、速度),使粒子尽可能的环绕在以全局最优解为圆心的圆形区域内,减少搜索范围,而且每次迭代均进行位置重复搜索判断以避免粒子重复搜索。

通过实验验证,本文方法可实现医学 CT 图像的自适应模糊增强,并且较好的解决了以往针对医学图像的增强方法中所普遍出现的处理后图像可视度较低、算法通用性和运算效率不够高等现象。

参考文献:

- [1] 任炎辉,李仅伟,毕卫红. 一种优化参数的图像增强算法[J]. 电视技术, 2012, 36(3): 7-10.
- [2] 袁丽婷,邱力军. 基于 Matlab 的 X 线医学图像增强与直方图处理方法[J]. 第四军医大学学报, 2007, 28(4): 376-378.
- [3] SINGH S, BOVIS K. An evaluation of contrast enhancement techniques for mammographic breast masses [J]. Transactions on information technology in biomedicine, 2005, 9(1): 109-119.
- [4] ZHOU Y, PANETTA K, AGAIAN S. Mammogram enhancement using alpha weighted quadratic filter [C]//The 31st Annual International Conference of the IEEE Engineer-

- ing in Medicine and Biology Society. [S. l.]: IEEE, 2009: 3681-3684.
- [5] ZHOU Y, PANETTA K, AGAIAN S. Nonlinear filtering for enhancing prostate MR images via alpha-trimmed mean separation[C]//2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. [S. l.]: IEEE, 2010: 3698-3701.
- [6] 陈延梅, 吴勃英. 基于数学形态学的图像增强方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(6): 906-908.
- [7] 霍荣, 邓家先, 谢凯明. 一种改进的低对比度图像增强算法[J]. 电视技术, 2015, 39(11): 27-31.
- [8] 祁莹. 基于混沌云粒子群算法的可用输电能力研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2014.
- [9] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science. [S. l.]: IEEE, 1995: 39-43.
- [10] 仲晓敏, 赵雪峰. 基于改进禁忌搜索算法的测试用例自动生成[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(6): 2058-2061.
- [11] 潘章明, 唐川. 搜索空间边界连接的微粒群优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2012, 34(7): 154-159.
- [12] SHI Y H, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//IEEE International Conference on Evolutionary Computation and IEEE World Congress on Computational Intelligence. [S. l.]: IEEE, 2010: 69-73.
- [13] TRELEA I C. The particle swarm optimization algorithms: convergence analysis and parameter selection[J]. Information processing letters, 2003, 8(5): 317-325.
- [14] 白冰. 基于优化改进的图像模糊增强算法研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2016.
- [15] PAL S K, KING R A. Image enhancement using fuzzy sets[J]. Electronics letters, 1980, 16(9): 376-378.
- [16] 白冰, 马瑜, 杨晓丽, 等. 基于二维粒子群优化的图像模糊增强算法研究[J]. 电视技术, 2015, 39(19): 18-23.
- [17] 叶志伟, 常胜, 高山. 基于 PSO 的图像自适应模糊增强算法[J]. 湖北民族学院学报(自然科学版), 2007, 25(4): 415-419.



作者简介:

白冰(1990—) 硕士, 助教, 主要从信号、图像处理与模式识别方向的研究;

杨晓丽(1991—) 女, 博士生, 主要从事信号处理与模式识别方向的研究;

马瑜(1974—) 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事计算机视觉与模式识别方向的研究;

魏晶茹(1991—) 女, 硕士生, 主要从事图像处理与模式识别方向的研究;

杨旭宁(1993—) 本科生, 主要从计算机网络与模式识别方向的研究。

责任编辑: 哈宏疆

收稿日期: 2016-12-07

(上接第 10 页)

- [6] TAHOSES P G, CORREA J. Enhancement of chest and breast radiographs by automatic spatial filtering[J]. IEEE transactions on medical imaging, 1991, 10(3): 330-335.
- [7] LAINE A, FAN J, YANG W. Wavelets for contrast enhancement of digital mammography[J]. IEEE engineering in medicine and biology magazine, 1995, 14(5): 536-550.
- [8] NERCESSIAN S C, PANETTA K A, AGAIAN S S. Non-linear direct multi-scale image enhancement based on the luminance and contrast masking characteristics of the human visual system[J]. IEEE transactions on image processing, 2013, 22(9): 3549-3559.
- [9] 吕丽丽, 高昆, 邵晓光, 等. 基于人眼视觉特性的高动态范围彩色图像自适应增强方法[J]. 北京理工大学学报, 2012, 32(4): 415-419.
- [10] 张菲菲, 谢伟, 石强, 等. 人眼视觉感知驱动的梯度域低照度图像对比度增强[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 26(11): 1981-1988.
- [11] 才溪. 多尺度图像融合理论与方法[M]. 北京: 电子工业出版社, 2014.
- [12] BURT P J, ADELSON E. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE transactions on communication, 1983, 31(4): 532-540.
- [13] 张铮, 倪春霞, 苑春苗, 等. 精通 Matlab 数字图像处理与识别[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2013.
- [14] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [15] 张雯雯, 刘黎平. 基于提升静态小波包变换的自适应消噪方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(9): 1051-1055.
- [16] SELESNICK W, BARANIUK R G, KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. IEEE signal process magazine, 2005, 22(6): 123-141.



作者简介:

杨洋(1990—) 硕士生, 主研图像处理与视频图像处理;

屈汉章(1956—) 博士, 主研小波分析及其应用;

吴成茂(1968—) 硕士生导师, 主研图像处理与视频图像处理、信息加密等。

责任编辑: 哈宏疆

收稿日期: 2016-05-24