

基于 IFOA 算法和模糊熵的图像自适应增强研究

陈智勇

青海师范大学, 青海 西宁 810000

摘要: 传统的医学图像增强算法存在适用性差、计算量大和参数人工设置等缺点。本文结合果蝇优化算法的良好全局最优搜索性能, 针对 FOA 算法存在局部最优问题, 将改进因子引入 FOA 算法, 提出一种 IFOA 优化模糊熵的自适应医学图像增强算法。实验结果表明, IFOA 算法可以有效地突出图像的特征, 改善图像的视觉效果, 提高效率, 避免手工调整参数的不便, 在保证图像质量最佳的情况下, 可以自动配置出最佳的模糊增强参数, 实现医学图像的自适应增强。

关键词: 果蝇优化算法; 自适应; 图像处理

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1000-2324(2017)01-0104-04

Research on Adaptive Enhancement of Image Based on IFOA Algorithm and Fuzzy Entropy

CHEN Zhi-yong

Qinghai Normal University, Xining 810000, China

Abstract: For there are poor application, a great number of calculations and the artificial parameter settings in the traditional medical image enhancement algorithm, this paper took advantage of the good global optimal search performance and local optimum in FOA to introduce improved factors into it to propose an optimized IFOA adaptive fuzzy entropy image enhancement algorithm. The results showed that the IFOA algorithm could effectively underline the image characteristics, improvement of visual effect and efficiency of images to avoid the manual adjustment of parameters in favor of automatic configuration for the optimal parameters of fuzzy enhancement in order to achieve the adaptive enhancement of medical image.

Keywords: Fruit Fly Optimization Algorithm; adaptive enhancement; image process

医学图像具有复杂的成像机理, 在生成和传输过程中容易受到噪声污染, 传统的医学图像增强方法具有成本高、效率低下的问题^[1]。因此, 如何提高医学图像的质量, 满足临床诊断和应用的需要是当前图像处理研究的重要课题。目前, 医学图像增强算法主要有空域法、频域法和模糊增强处理^[2]。空域法主要是对图像进行直接处理, 算法主要有直方图变换、直方图均衡、局部灰度、边缘提取和平滑滤波等。频域法则是通过图像的变换处理实现图像增强的目的。模糊增强通过模糊化处理原始图像, 之后利用特征平面中的各种性质对图像进行处理, 最后通过模糊逆变换实现原始图像的增强。常用的图像增强算法均存在适用性差、计算量大和参数人工设置等缺点, 因此构建出一种基于图像灰度性质并进行自动调节的医学图像增强算法具有重要的理论价值和实际意义。

果蝇优化算法^[3] (Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA) 是由果蝇觅食行为衍生出来的群搜索算法, 与其他算法相比较, 该算法拥有收敛速度快、复杂程度低、控制参数少等诸多优点, 因此被广泛地应用于参数优化和工程实践。目前还未看到其应用于图像模糊熵增强的相关文献, 针对果蝇优化算法易陷入“早熟”和局部最优的问题, 将改进因子引入 FOA 算法, 避免 FOA 算法陷入局部最优, 提出一种改进的 FOA 算法 (Improved Fruit Fly Optimization Algorithm, IFOA)。在 IFOA 算法的基础上, 将 IFOA 算法应用于图像模糊熵增强。

1 图像模糊增强

1981年由 Pal SK 等^[4]提出的一种新隶属度函数的图像对比度增强算法, 该算法流程如下:

1) 依据公式(2), 针对不同图像和增强的目的, 调整隶属度函数中的参数(F_e , F_d , g_{max}), 所有 μ_{mn} 构成的集合为模糊特征平面, g_{mn} 表示最大像素值, F_e 为指数型模糊因子, F_d 分为倒数型模糊因子, 通过这些参数的调整可以控制模糊性大小。

因此选择好模糊参数 F_e 和 F_d 可以实现图像的有效增强。当 $\mu_{mn}=G(g_c)=0.5$ 时, 该点叫做渡越点。

收稿日期: 2016-10-11

修回日期: 2016-11-25

作者简介: 陈智勇(1981-),男,硕士,讲师,主要研究方向为统计自动化及其应用. E-mail:chenzhiyong@qhnu.edu.cn

数字优先出版:2017-01-07 http://www.cnki.net

渡越点 g_c 和模糊参数的选择满足公式 (1) 的条件^[5]:

$$G_{mn} = \begin{cases} < 0.5 & g_{mn} < g_c \\ = 0.5 & g_{mn} = g_c \\ > 0.5 & g_{mn} > g_c \end{cases} \quad (1)$$

确定渡越点 g_c 之后, F_e 已知时, 由公式(2)能够计算获得 F_d 。

2) 通过 G 变换将图像从空间域映射到模糊域。

$$\mu_{mn} = G(g_{mn}) = [1 + \frac{g_{\max} - g_{\min}}{F_d}]^{-F_e} \quad (2)$$

根据公式(3)的变换, 实现模糊增强的修正, 修正后的隶属度($\mu_{mn} \rightarrow \mu'_{mn}$)^[8]:

$$T(\mu_{mn}) = \begin{cases} 2 \cdot [\mu_{mn}]^2 & 0 \leq \mu_{mn} \leq 0.5 \\ 1 - 2 \cdot [1 - \mu_{mn}]^2 & 0.5 \leq \mu_{mn} \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

模糊增强的重点在于增强大于 0.5 的隶属度值 μ_{mn} , 同时减小小于 0.5 的隶属度值, 达到减小 G 的模糊性的目的。

3) 通过 G^{-1} 反变换, 获取新灰度级 g'_{mn} , 实现图像从模糊域反映射到图像的空间域^[9,10]:

$$g'_{mn} = G^{-1}(\mu'_{mn}) = g_{mn} - F_d \left[(\mu'_{mn})^{\frac{-1}{F_e}} - 1 \right] \quad (4)$$

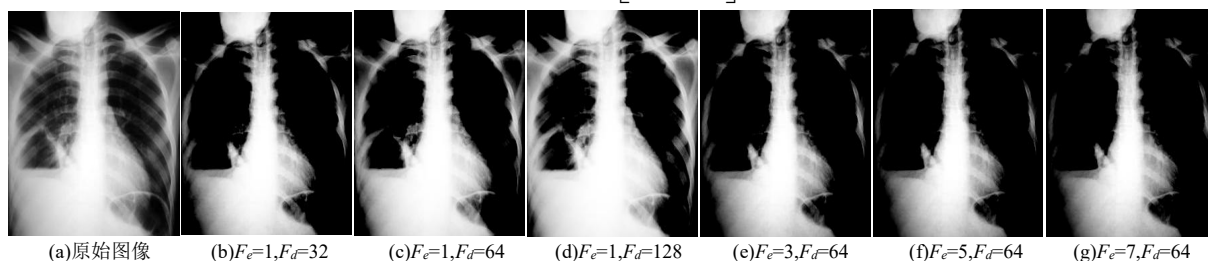


图 1 不同 F_e 和 F_d 时, 图像不同增强效果

Fig.1 The effects of different F_e and F_d on enhanced images

2 改进果蝇优化算法

2.1 果蝇优化算法

果蝇优化算法流程如下:

Step 1: FOA 参数初始化, 初始果蝇开始位置 X_begin 、 Y_begin , 设定种群大小 $Popsiz$ 、最大迭代次数 $Iteration$;

Step 2: 依据公式 (5) 和 (6), 实现果蝇个体寻优方向和距离的计算:

$$x_i = X_begin + Value \times rand() \quad (5)$$

$$y_i = Y_begin + Value \times rand() \quad (6)$$

其中, x_i 和 y_i 表示果蝇个体的位置, $Value$ 表示果蝇的搜索距离;

Step 3: 根据公式 (7) 和 (8), 计算果蝇个体距离坐标原点的距离 d_i , 之后求距离 d_i 的倒数, 计算出味道浓度 S_i ;

$$d_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \quad (7)$$

$$s_i = \frac{1}{d_i} \quad (8)$$

Step 4: 根据公式 (9), 计算味道浓度判定函数值 (适应度函数值), 判定当前时刻果蝇个体的位置和当前时刻的味道浓度;

$$Smell_i = Function(s_i) \quad (9)$$

Step 5: 迭代寻优, 搜索寻优找到果蝇个体的最优位置(x_b , y_b)和最优味道浓度值 $Smell_b$;

Step 6: 将果蝇最优位置和最优味道浓度记录并保留, 令 $Smellbest = Smell_b$, $X_begin = x_b$, $Y_begin = y_b$ 向群体最优位置方向迭代寻优;

Step 7: 重复 Step 2~Step 5, 假如当前时刻的味道浓度优于前一时刻的味道浓度, 返回 Step 6; 否则, 返回 Step 2~Step 5。

2.2 改进的果蝇优化算法

由公式 (7) 和公式 (8) 可知, 味道浓度判定值 S_i 由计算距离求倒数之后, 其值急剧变小, 此时将值极小的味道浓度 S_i 当成评定准则, 容易导致 FOA 算法产生“早熟”问题和局部最优问题^[6,7]。

为了提高 FOA 算法的搜索性能, 避免 FOA 算法产生“早熟”问题和局部最优问题, 将改进因子 β 引入 FOA 算法, 提出一种基于改进的果蝇优化算法, 其改进公式如下^[6,7]所示:

$$d_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \tag{10}$$

$$s_{Mi} = \frac{1}{d_i} + \beta \tag{11}$$

其中, S_{Mi} 表示 IFOA 算法的味道判定函数。

$$\beta = \begin{cases} g \times d_i \\ K \times X_axis \text{ or } K \times Y_axis \end{cases} \tag{12}$$

其中, g 服从均匀分布, K 表示常数。

3 基于 IFOA 的图像模糊增强

3.1 模糊增强的度量

由于图像模糊增强的效果是沿着图像信息熵减小方向推进的, 因此通过信息熵评价指标可以实现图像模糊增强前后的效果的度量^[8]。

信息熵可由公式 (13) 进行定义:
$$H = - \sum_{i=1}^{256} p_i \log(p_i) \tag{13}$$

其中, p_i 表示归一化后的直方图

模糊熵由公式 (14) 进行定义:
$$SH = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [S_n(m_{ij})] \tag{14}$$

其中, MN 表示图像的尺寸大小, S_n 表示 Shannon 函数, 其中

$$S_n = -m_A(x_i) \ln(m_A(x_i)) - (1 - m_A(x_i)) \ln(1 - m_A(x_i)) \tag{15}$$

3.2 适应度函数

模糊熵是一种用来评价图像增强效果的参数, 由于模糊熵主要反映图像的明亮程度, 其存在对比度敏感性较低的缺点, 改进的模糊熵评价公式如公式 (16) 所示^[9]:

$$Fitness(m) = \frac{\max(m_{ij}) - \min(m_{ij})}{1 + \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [S_n(m_{ij})]} \tag{16}$$

其中, $\max(m_{ij}) - \min(m_{ij})$ 表示模糊对比度, $\max(m_{ij})$, $\min(m_{ij})$ 分别表示模糊特征平面的最大值和最小值, $\max(m_{ij}) - \min(m_{ij})$ 越大, 图像越清晰,

模糊熵 $SH = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [S_n(m_{ij})]$ 越小, 图像越清晰, 因此适应度函数 $Fitness(m)$ 越大, 图像模糊增强效果越好, 质量越高。

3.3 算法流程

初始化时, 随机产生一定数量的种群, 计算每个种群所对应的 $Fitness(m)$, 寻找种群中适应度 $Fitness(m)$ 的最大值, 然后根据 FOA 算法规则更新粒子的速度和位置。直到计算了给定的代数后, 用寻得的最大适应度值所对应的模糊增强参数 F_e , F_d 进行医学图像模糊增强。

其算法步骤如下:

- 1) 初始化果蝇群体位置和算法参数;

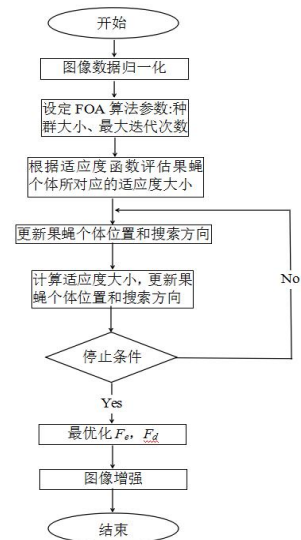


图 2 IFOA 模糊增强算法流程图
Fig.2 The process of fuzzy enhancement algorithm for IFOA

2) 计算每个种群所对应的 $Fitness(m)$, 将个体历史最优值和群体历史最优值比较; 若优于个体或群体历史最优值, 则保留当前值的位置, 同时更新个体或群体历史最优值, 反之, 则保留上一个历史最优值;

3) 按照果蝇优化位置的更新规则移动粒子到新的位置;

4) 判断最大代数是否达到, 若 $Iteration < Maxgen$, 则寻优结束; 反之, 返回第 2 步骤;

5) 以最终寻得的最大适应度值 $Fitness(m)$ 所对应的模糊增强参数 F_e, F_d 进行医学图像模糊增强。

4 实验分析

为了验证 IFOA 算法优化模糊熵进行图像增强的有效性和可靠性, 设置 IFOA 算法参数设置如下: 果蝇种群大小为 20, 最大迭代次数为 100, 以 2 幅标准测试图像为测试对象, 研究 IFOA 优化模糊熵进行图像增强的效果, 其增强结果如图 3 和图 4 所示。

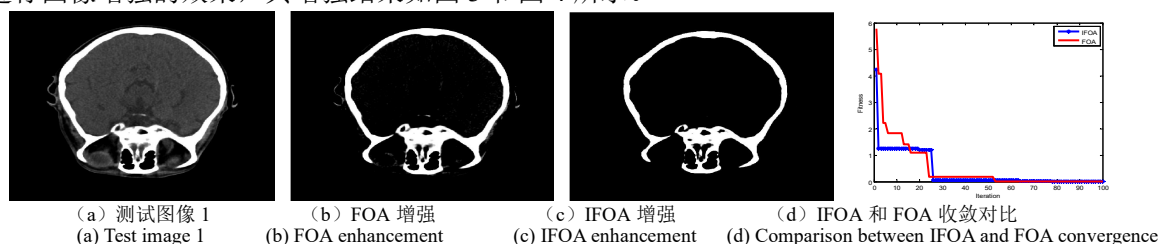


图 3 测试图像 1 增强效果图
Fig.3 The enhanced effects of test image 1

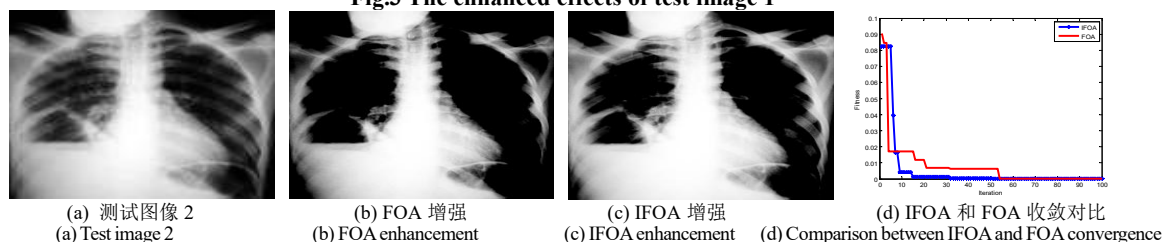


图 4 测试图像 2 增强效果图
Fig.4 The enhanced effects of test image 2

通过 IFOA 算法优化图像模糊增强结果对比可知, 本文提出的方法可以有效地增强图像的特征, 同时提高图像的视觉效果, 提高效率, 避免手工调整参数的不变, 在保证图像质量最佳的情况下, 配置最佳的模糊增强参数。

5 结论

针对传统的医学图像增强算法存在适用性差、计算量大和参数人工设置等缺点, 结合果蝇优化算法的良好全局最优搜索性能, 针对 FOA 算法存在局部最优问题, 将改进因子引入 FOA 算法, 提出一种 IFOA 优化模糊熵的自适应医学图像增强算法。通过果蝇优化算法实现图像模糊增强参数 F_e, F_d 的最优化选择。实验结果表明, 果蝇优化算法进行图像模糊增强的效果优于传统算法, 有一定的工程实用价值, 同时能够实现模糊增强参数的自适应调整, 效率大大提高。

参考文献

- [1] 唐土生, 陈绚青. 基于超模糊熵 ULPCNN 二值图像分割算法研究与实现[J]. 激光杂志, 2016(1):113-116
- [2] 姚兰, 肖建. 基于严格等价函数的区间二型模糊熵及其图像阈值分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015(6):1074-1081
- [3] Wen-Tsao Pan. A new fruit fly optimization algorithm: Taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26(7):69-74
- [4] 全永奇, 李太君, 邓家先, 等. 模糊集与非线性增益相结合的自适应图像增强算法[J]. 计算机应用研究, 2016(1):311-315
- [5] 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
- [6] 王静静, 贾振红, 覃锡忠, 等. 基于 Shearlet 变换和多尺度 Retinex 的遥感图像增强算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(1):202-205
- [7] 何琳, 张权, 上官宏, 等. 低剂量 CT 图像的自适应广义总变分降噪算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(1):243-247
- [8] 吴一全, 殷骏, 戴一冕. 基于人工蜂群优化的 NSCT 域图像模糊集增强方法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2015, 43(1):59-65
- [9] 云海姣, 吴志勇, 王冠军, 等. 结合直方图均衡和模糊集理论的红外图像增强[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(8):1498-1505