

2-20-2021

Infrared Image Segmentation of Aircraft Skin Based on Otsu and Improved I-Ching Divination Evolutionary Algorithm

Kun Wang

School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Ji Yao

School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Peilun Liu

School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Wang Li

School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Infrared Image Segmentation of Aircraft Skin Based on Otsu and Improved I-Ching Divination Evolutionary Algorithm

Abstract

Abstract: Infrared thermal imaging non-destructive testing is one of the commonly used methods for aircraft skin detection. Aiming at Otsu's large computational complexity and poor real-time performance, *an aircraft skin infrared image segmentation method based on Otsu and an improved I-Ching divination evolutionary algorithm (IDEA) is proposed. The roulette selection operator is improved by using roulette selection for the I-Ching map of state size $3n$, from which the n individuals with the maximum fitness values are then selected as new populations.* The experimental results show that the proposed algorithm is superior to several other improved optimization algorithms both in terms of convergence speed and time consumption, which indicates that the algorithm can effectively improve the speed of threshold solution.

Keywords

maximum between-class variance, infrared image, image segmentation, I-Ching divination evolutionary algorithm, I-Ching operators

Recommended Citation

Wang Kun, Ji Yao, Liu Peilun, Wang Li. Infrared Image Segmentation of Aircraft Skin Based on Otsu and Improved I-Ching Divination Evolutionary Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(2): 421-433.

基于 Otsu 和改进易经占卜进化算法的红外图像分割

王坤, 吉尧, 刘沛伦, 王力

(中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

摘要: 红外热成像无损检测是飞机蒙皮检测常用方法之一。针对 Otsu 计算量大, 实时性差, 提出了基于 Otsu 和改进的易经占卜进化算法(IDEA)的飞机蒙皮红外图像分割方法。对状态大小为 $3n$ 的易经映射使用轮盘赌选择, 再从中选择适应度值最大 n 个个体作为新的种群, 以此对易经选择算子进行改进。实验结果表明: IDEA-Otsu 算法不论在收敛速度还是在时间消耗上, 都优于其他几种改进的优化算法, 说明 IDEA-Otsu 算法能够有效提升阈值求解的速度。

关键词: 最大类间方差; 红外图像; 图像分割; 易经占卜进化算法; 易经算子

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 02-0421-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0455

Infrared Image Segmentation of Aircraft Skin Based on Otsu and Improved I-Ching Divination Evolutionary Algorithm

Wang Kun, Ji Yao, Liu Peilun, Wang Li

(School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Infrared thermal imaging non-destructive testing is one of the commonly used methods for aircraft skin detection. Aiming at Otsu's large computational complexity and poor real-time performance, an aircraft skin infrared image segmentation method based on Otsu and an improved I-Ching divination evolutionary algorithm (IDEA) is proposed. The roulette selection operator is improved by using roulette selection for the I-Ching map of state size $3n$, from which the n individuals with the maximum fitness values are then selected as new populations. The experimental results show that the proposed algorithm is superior to several other improved optimization algorithms both in terms of convergence speed and time consumption, which indicates that the algorithm can effectively improve the speed of threshold solution.

Keywords: maximum between-class variance; infrared image; image segmentation; I-Ching divination evolutionary algorithm; I-Ching operators

引言

红外热成像无损检测作为一种新兴的无损检测技术, 具有单次检测面积大、速度快、稳定非接触等优点, 能够克服传统检测技术损伤大、效率低、检测难等缺点, 逐渐成为一种重要的检测手段^[1]。其原理是对被测物体施加周期、脉冲等函数形式的热激励时, 物体内部会产生动态的温度场, 缺陷处

与周围正常区域产生温度差, 并将这一温度差反映到物体表面, 利用红外热像仪和计算机采集表面温度场的变化过程, 从而实现数字图像的采集。对于采集到的红外热图, 要进行一些必要的处理, 图像分割是其中至关重要的一步。图像分割是根据特定相似性标准将图像划分为一些有意义和非重叠区域的过程。

图像分割也是图像配准和图像识别的关键

收稿日期: 2019-08-28 修回日期: 2019-11-21

基金项目: 国家自然科学基金(U1733119), 国家自然科学基金青年基金(61603395), 中央高校基本科研业务费(3122018C001)

第一作者: 王坤(1978-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为图像处理。E-mail: 9357950@qq.com

步骤。现有的图像分割方法主要有基于阈值分割法^[2-4]、基于边缘检测法^[5]，基于区域分割法^[6-7]以及基于特定理论分割法^[8-11]。Shan 等^[12]提出局部强度拟合能量的主动轮廓模型，用于灰度不均匀图像的交织分割和偏置场的校正。Gong 等^[13]提出了差分进化超像素图像分割，设计一个包含超像素内误差，边界梯度和正则项综合的目标函数，然后通过差分进化对该目标函数进行优化。Chen 等^[14]通过将似然函数分解为像素似然函数和区域似然函数的乘积，将基于像素和基于区域的 MRF 模型的优点结合起来提出统一马尔可夫随机场图形分割模型。Guo 等^[15]提出一种在特征学习层、分类器层和决策层进行跨模态融合的监督多模态图像分析算法体系结构，利用磁共振成像等多模态图像对软组织肉瘤的病灶进行轮廓化处理。张新峰等^[16]将深度卷积神经网络和全连接的条件随机场相结合，细化分割后的舌体边缘。Wang 等^[17]提出了一种包含递归残块和金字塔池模块的三维卷积神经网络，用于将大脑从三维磁共振图像分割为白质、灰质和脑脊液。

最大类间方差(Otsu)^[18]作为传统的阈值分割技术被大多数人所熟知，其基本思想是通过图像直方图统计得到各方目标和背景的最大类间方差，从而确定图像最佳的分割阈值。但由于其对每个灰度值都要进行方差计算，此过程计算量较大，因此常采用优化算法来对其进行优化。

Han 等^[19]结合免疫遗传算法和 Otsu 阈值法对跟踪机器人的路径进行分割，该算法不仅提高了分割性能，而且提高了算法的计算速度。Zhang 等^[20]针对红外弱小目标检测，提出了一种改进的 Otsu 算法，利用遗传算法的优点寻找最优解，该算法在保证分割算法检测精度的前提下，能够提高传统算法实时处理的性能。Dhieb 等^[21]提出了一种基于粒子群优化算法(PSO)的多级阈值优化方法，利用 Kapur 法和 Otsu 法作为判别函数，该算法在灰度图像分割和核磁共振图像分割方面均有较好的效果。

Liao 等^[22]对 Otsu 进行了改进，并利用遗传算法具有的快速寻优特点，将自适应遗传算法进行改进，融合交叉率与进化代数之间的关系，提出双自适应遗传算法，改善种群的全局搜索能力。Liu 等^[23]提出了一种基于鸽子启发优化 Otsu 多阈值分割方法。迭代优化过程采用鸽子启发优化，将 Otsu 作为适应度函数，对应鸽子启发优化中鸽子的坐标。当鸽子找到全局最优位置时，得到最佳分割阈值组。

受易经占卜系统的启发，Chen 等^[18]提出了易经占卜进化算法(IDEA)。易经占卜的 3 种变换：错卦变换、综卦变换和互卦变换。错卦变换的含义是所有事物都有可能向相反的方向发展。综卦变换意味着一切事物都可以从头到尾发展，也可以反方向发展。互卦变换是指在一个事物的发展过程中，其内部所隐藏的信息可以被放大。这 3 种变换分别衍生出了易经占卜进化算法的 3 个算子：错卦算子、翻转算子、互卦算子。

本文提出了一种基于 Otsu 和改进易经占卜进化算法的飞机蒙皮红外图像分割方法。把易经占卜进化算法和最大类间方差法相结合，使用 3 个易经算子和改进的易经选择算子，加快寻优过程，使得适应度函数更加快速地收敛，对图像进行全局优化搜索，获得最优分割阈值，从而有效地把目标和背景分离开。

1 易经占卜进化算法

易经是古代中国智慧的结晶，在中国以及世界上有着深远的影响，易经占卜是中国古代普遍采用的一种预测自然事物的方法，易经占卜进化算法(IDEA)就是受易经占卜系统的启发演变而来。该算法由 Philip Chen 等提出，文献[24]论述了易经占卜进化算法的收敛性证明。易经占卜中的 3 种变换：错卦变换、综卦变换和互卦变换分别衍生出了 IDEA 中的 3 个算子：错卦算子、翻转算子和互卦算子。

1.1 搜索空间

将易经占卜中的卦象进行数学化描述，卦象是

所有长度为 l 的 N 元字符串的集合, l 是正整数。然后, 将搜索空间表示为 S , 将 h_i 定义为 S 中的元素, $i=1,2,\dots,N^l$, 即 $h_i \in S$ 。通常, h_i 表示为长度 l 的行向量。

定义 1: 搜索空间 S 中的每一个元素都被称为一个卦。因此, 可以将搜索空间称为卦空间, 例如, 当 $N=2$ 且 $l=3$ 时, 卦空间 $S=\{000, 001, 010, 011, 100, 101, 110, 111\}$ 。

定义 2: 将 $S_n = \{(\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_n) | \mathbf{h}_i \in S\}$ 定义为搜索空间中大小为 n 的状态空间, 其中 $n=1,2,\dots,N^l$ 。

定义 3: $\xi \triangleq (\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_n)^T$ 是状态空间 S_n 中的一个元素, 称 ξ 为一个状态, 其中 $n=1,2,\dots,N^l$ 。即 S_1 具有 $\binom{N^{nl}}{1}$ 个状态, S_2 具有 $\binom{N^{nl}}{2}$ 个状态。 S_n 中每个状态的大小为 n , n 称为状态大小。

在这里一个状态 $\xi=(\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_n)^T$ 相当于一个种群, 一个卦 h_i 相当于一个个体。

1.2 易经算子

3 个易经算子来自于易经占卜中的三种变换, 本文对图像进行处理, 设置 $N=2$, 即所有的状态都是搜索空间 S 中的二进制字符串。

1.2.1 错卦算子

令 p 为 0~1 之间的一个实数, $X_{n \times l}$ 是独立同分布的 $n \times l$ 维的随机变量。 $X_{n \times l}$ 的元素可以表示为 x_{ij} , $i=1,2,\dots,n$ 和 $j=1,2,\dots,l$ 。且 X 中的元素 x_{ij} 的分布满足以下条件: $\Pr(x_{ij}=0)=1-p$ 和 $\Pr(x_{ij}=k)=p/(N-1)$, 其中 $k=1,2,\dots,N-1$ 。

$\xi=(\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_n)^T$ 为状态空间里的一个状态。搜索空间 S 中每个个体的长度是 l , 因此 ξ 可以看做 S 上的 $n \times l$ 维的矩阵。即 $h_i = h_{i1}h_{i2} \dots h_{il}$, 且 $i=1,2,\dots,n$, 所以 ξ 可以表示为:

$$\xi = (\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_n)^T = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1l} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2l} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h_{n1} & h_{n2} & \dots & h_{nl} \end{pmatrix} \quad (1)$$

定义从 n 状态空间到其自身的错卦算子为:

$$I(h_{ij}) = h'_{ij} \quad (2)$$

式中: $i=1,2,\dots,n$ 且 $j=1,2,\dots,l$ 。

h_{ij} 遵循以下概率分布:

$$\Pr(h_{ij} = h_{ij}) = 1 - p \quad (3)$$

$$\Pr(h_{ij} = \text{mod}_N(h_{ij} + x_{ij})) = p \quad (4)$$

式中: $k=1,2,\dots,N-1$ 。错卦算子如图 1 所示。

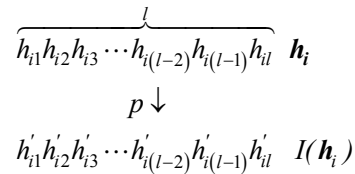


图 1 错卦算子

Fig. 1 Intrication operator

然后对 ξ 使用错卦算子, 如式(5)。

$$I(\xi) = (I(\mathbf{h}_1), I(\mathbf{h}_2), \dots, I(\mathbf{h}_n)) \quad (5)$$

错卦算子可以在概率 $p>0$ 的情况下将卦中的二进制数进行 0 和 1 之间的转变, 通过这种方式, 运算过程中二进制数可以从 0 跳到 $2^N - 1$, 而不必经过任何中间状态, 这样可以避免算法过早收敛。

1.2.2 翻转算子

翻转算子将 $h_i = h_{i1}h_{i2} \dots h_{il}$ 中的前 r 个元素或后 $l-r$ 个元素从头到尾分别以概率 0.5 翻转, 其中 r 是 1~ l 的随机整数。其数学定义为:

$$T(h_i) = y_{i1}y_{i2} \dots y_{il} \quad (6)$$

式中:

$$y_{ij} = \begin{cases} h_{i(r-i+1)} & 1 \leq j \leq r \\ h_{ij} & r+1 \leq j \leq l \end{cases} \quad (7)$$

或者,

$$y_{ij} = \begin{cases} h_{ij} & 1 \leq j \leq r \\ h_{i(l-j+r+1)} & r+1 \leq j \leq l \end{cases} \quad (8)$$

翻转算子如图 2 所示。

翻转算子翻转二进制数的顺序, 使得最高有效位将变为最低有效位, 这有助于在每次迭代中选择合适的搜索方向。

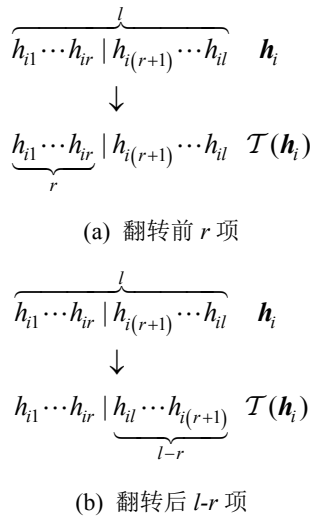


图 2 翻转算子
Fig. 2 Turnover operator

1.2.3 互卦算子

互卦算子是从易经中的互卦变换演变而来。它通过使用 \mathcal{M} 算子将 $\mathbf{h}_i = h_{i1}h_{i2}\dots h_{il} \in \mathcal{S}$ 映射到 $\mathcal{M}(\mathbf{h}_i) \in \mathcal{S}$ ，互卦算子定义如下：

$$\mathcal{M}(\mathbf{h}_i) = y_{i1}y_{i2}\dots y_{il} \quad (9)$$

其中，

$$y_{ij} = \begin{cases} h_{i(j+r)} & 1 \leq j \leq \lceil l/2 \rceil \\ h_{i(j-r)} & \lceil l/2 \rceil + 1 \leq j \leq l \end{cases} \quad (10)$$

式中： $r = \text{round}((1/6) \times l)$ 。

互卦算子如图 3 所示。

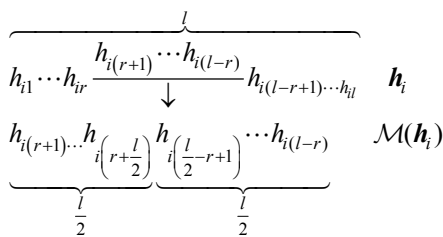


图 3 互卦算子
Fig. 3 Mutual operator

互卦算子舍弃一些高位和低位，并放大中间位的影响，这使得卦有几种不同类型的变化，从而提高了算法的全局搜索能力。

1.3 易经映射

假设 $\xi = (\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_n)^\top \in \mathcal{S}_n$ 为一任意状态，令

$\mathcal{G}: \mathcal{S}_n \rightarrow \mathcal{S}_{3n}$ 为对于 ξ 所定义的一个随机函数。如式(11)所示，易经映射是从状态大小 n 到 $3n$ 的状态映射。

$$\mathcal{G}(\xi)_{3n} = (\xi, \mathcal{T}(\xi), \mathcal{M}(\xi)) \quad (11)$$

式中： \mathcal{T} 为翻转算子； \mathcal{M} 为互卦算子。那么 \mathcal{G} 则被称为易经映射。易经映射将状态大小映射为 $3n$ ，其目的相当于把状态大小放大 3 倍，同时增加个体选择的可能性，更为重要的是增加种群的多样性。

注：本小节之后“状态”统一表述为“种群”，“卦”统一表述为“个体”。

1.4 改进的易经选择算子

为了使算法达到收敛状态，避免有用遗传信息丢失，选择算子的使用是很有必要的。本文的易经选择算子采用轮盘赌选择法。其基本思想是：根据每个个体的个体选择概率可以构造出选择轮盘，随机转动一下轮盘，当轮盘停止转动时，若指针指向某个个体的扇形区域，则该个体被选中。适应度越大的个体被选中的概率越大，这样能使遗传算法往好的方向进化，进而提高解的质量。轮盘赌模型如图 4 所示。

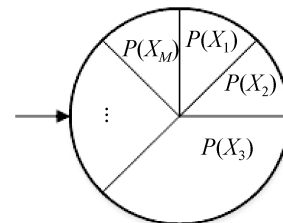


图 4 轮盘赌模型
Fig. 4 Roulette wheel model

具体的选择操作如下：

- (1) 根据适应度函数计算出种群中每个个体的适应度值： $f(x_i)$ ；
- (2) 计算每个的个体选择概率：
$$P(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^M f(x_j)}$$
；
- (3) 计算每个个体累积概率： $Q(x_i) = \sum_{j=1}^i P(x_j)$ ；
- (4) 在 $[0, 1]$ 区间内产生一个均匀分布的随机

数 r ;

(5) 若 $r < Q(x_1)$, 则选择个体 1, 否则, 选择个体使得: $Q(x_{k-1}) < r < Q(x_k)$ 成立;

(6) 重复(4)~(5)得到足够的个体。

改进的易经选择算子首先对易经映射 $\mathcal{G}(\xi)_{3n} = (\xi, \mathcal{T}(\xi), \mathcal{M}(\xi))$ 中 $3n$ 个个体按适应度大小进行排序, 然后采用轮盘赌选择法选出新的种群大小为 $3n$ 的映射 $\mathcal{G}(\xi)_{3n}'$, 再从 $\mathcal{G}(\xi)_{3n}'$ 中选出适应度值最大的 n 个个体组成新的种群大小为 n 的种群 ξ' 。把 $\mathcal{G}(\xi)_{3n}'$ 中适应度值最大的 n 个选出来, 这是一种精英选择策略。

2 Otsu

假设一幅图像有 L 个灰度级, 灰度级为 i 的像素数为 n_i , 那么, 图像中的像素总数为: $N = \sum_{i=1}^L n_i$, 各个灰度值的概率为: $P_i = n_i/N$ 。

然后假设选择一个阈值为 k , $0 < k < L-1$, 并且用 k 值把输入的图像分成两类 $C_1 = [0, 1, \dots, k]$ 和 $C_2 = [k+1, k+2, \dots, m]$, 那么像素被分到类 C_1 及类 C_2 。所产生的概率分别为:

$$\omega_1 = \sum_{i=1}^k p_i \quad (12)$$

$$\omega_2 = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i = 1 - \omega_1 \quad (13)$$

C_1 和 C_2 的像素的平均灰度值分别为:

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^k p_i * i / \omega_1 \quad (14)$$

$$\mu_2 = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i * i / \omega_2 \quad (15)$$

阈值为 k 时灰度的平均值为:

$$\mu(k) = \sum_{i=0}^k p_i * i \quad (16)$$

整个图像的平均灰度值为:

$$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} p_i * i = \omega_1 \mu_1 + \omega_2 \mu_2 \quad (17)$$

两类之间的方差如式(18):

$$d(k) = \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2 + \omega_2 (\mu_2 - \mu)^2 \quad (18)$$

把式(17)带入式(18)得:

$$d(k) = \omega_1 \omega_2 (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (19)$$

当 $d(k)$ 取到最大值时所得到的 k^* 为最佳阈值, 然而要计算出 $d(k^*) = \max(d(k))$, 就必须要对 $0 \sim L-1$ 之间的所有灰度值进行方差计算, 其计算量非常大, 因此有必要寻找一种有效且快速的计算方法。

3 基于 Otsu 与改进 IDEA 的红外图像分割

针对 Otsu 计算量较大的问题, 本文使用改进的 IDEA 对其进行优化, 以便快速搜索全局最优阈值。基于 Otsu 和改进 IDEA 的红外图像分割的具体步骤如下:

初始条件设置: 种群的长度 l 为 8, 最大迭代次数 N_{\max} , 错卦算子的错卦概率 p 为 0.1, 使用式(19)作为适应度函数 F 。

(1) 随机初始化一个种群 ξ , 种群大小为 n , 并且使用适应度函数得到最优的个体 h_{best} 及最佳适应度值 $F(h_{\text{best}})$;

(2) 对种群 ξ 使用翻转算子和互卦算子, 进而得到易经映射 $\mathcal{G}(\xi)_{3n} = (\xi, \mathcal{T}(\xi), \mathcal{M}(\xi))$;

(3) 对易经映射 $\mathcal{G}(\xi)_{3n}$ 使用错卦算子得到 $I(\mathcal{G}(\xi))$;

(4) 使用改进的易经选择算子从 $I(\mathcal{G}(\xi))$ 中选出一个新的种群 ξ ;

(5) 使用适应度函数计算新种群中所有个体的适应度值, 并且得到新种群中最佳的个体 h_{\max} 及最佳适应度值 $F(h_{\max})$;

(6) 如果 $F(h_{\max}) > F(h_{\text{best}})$, 那么将 h_{\max} 的值赋给 h_{best} , 即保留最佳的个体;

(7) 判断是否达到设置的最大迭代次数算法, 如果达到, 算法终止, 否则使用新的种群 ξ 返回第(2)步;

(8) 输出最终的 h_{best} , 即为最终的最佳分割阈值, 并输出分割图像。

基于 Otsu 和改进 IDEA 的红外图像分割算法
流程如图 5 所示。

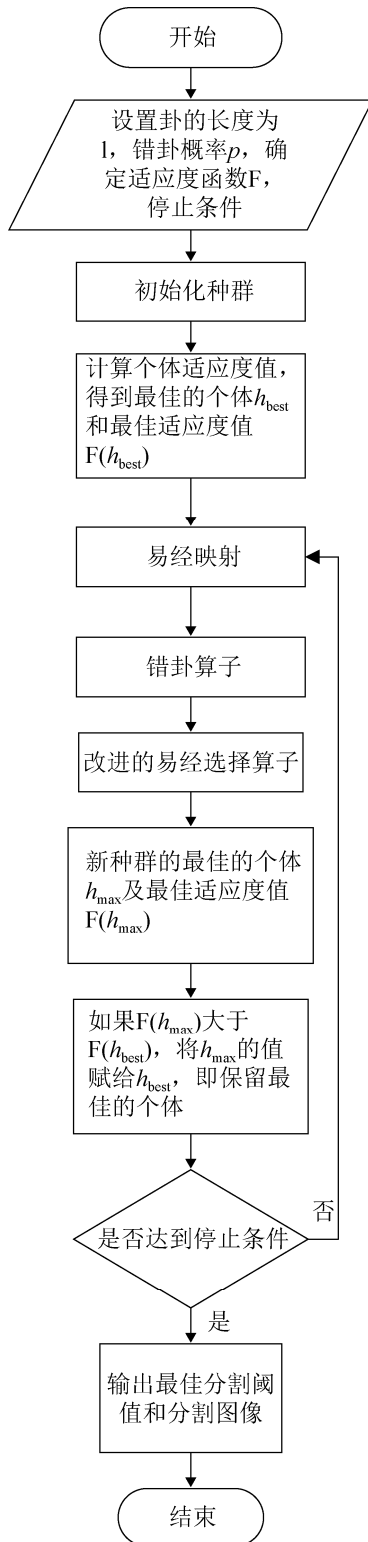


图 5 基于 Otsu 和改进 IDEA 的红外图像分割算法流程图
Fig. 5 Flow chart of infrared image segmentation based on Otsu and improved IDEA

4 实验分析

为验证本文方法的有效性, 分别对同一时刻的飞机蒙皮红外损伤图像和不同时刻飞机蒙皮红外损伤图像进行了实验。实验图像为积水、脱粘、裂纹、腐蚀这 4 类目前常见的蒙皮损伤图像。实验环境为 win10, Intel Core i5-1240U 2.40GHz CPU, 4GB RAM, 仿真软件为 Matlab 2014a。

4.1 同一时刻的损伤红外图像实验

对同一时刻的四类飞机蒙皮损伤红外图像进行实验, 图 6 是热源撤离 200 s 时采集到的积水、脱粘、裂纹、腐蚀红外图像, 图 6(c)中左边第 2 个孔处为腐蚀损伤, 图 6(d)中左边第 3 个孔上方接触处为裂纹损伤。图 6 中损伤已标记出来, 实际实验时用的是没有标记的图像。

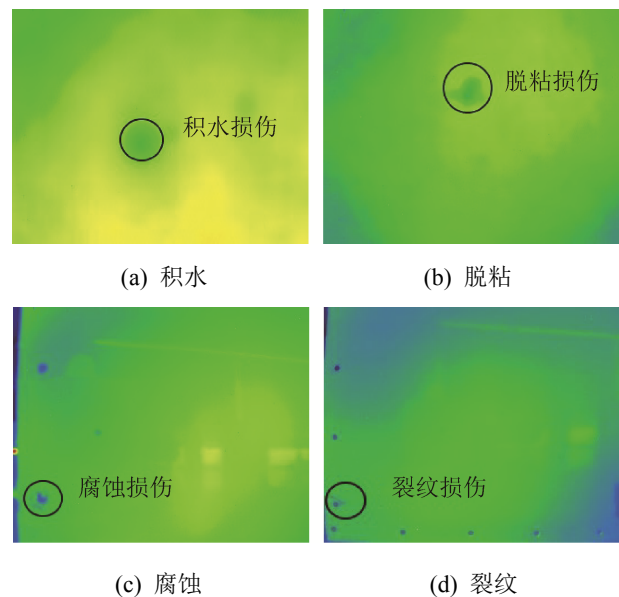


图 6 热源撤离 200 s 时的四类红外图像
Fig. 6 Four kinds of infrared images when the heat source was evacuated at 200 s

将种群大小设为 20, 最大迭代次数设为 40, 使用本文的算法对图 6 中的 4 类红外图像进行分割, 图 7 是 4 类红外图像的分割结果。

图 7(a)中, 圆形损伤能够清晰地显现出来, 分割的效果较为良好; 图 7(b)中, 脱粘损伤出现了过分割现象, 且损伤处的轮廓不平滑; 图 7(c)中, 腐

蚀损伤没有被分割出来, 产生较大的误差, 分割效果不佳; 图 7(d)中, 能够看到图中的裂纹损伤。因此, 可以选择热源撤离 200 s 时的积水和裂纹红外图像进行后续的实验。

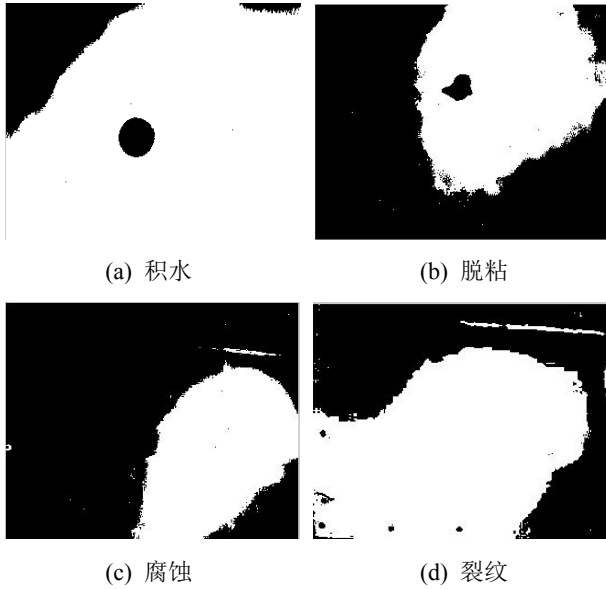


图 7 热源撤离 200 s 时的四类红外图像分割结果
Fig. 7 Segmentation results of four kinds of infrared image when the heat source was evacuated at 200 s

为了确定种群大小对本文算法的收敛速度的

影响, 选择热源撤离 200 s 时采集到的积水和裂纹红外图像进行以下实验: 将最大迭代次数设为 40, 种群大小分别选为 10, 15, 20, 25, 30, 分别对选定的种群大小进行 20 次实验, 记录 20 次实验达到收敛状态时的迭代次数, 对积水红外图像所得的结果如表 1, 对裂纹红外图像所得的结果如表 2。

由表 1 可以看出, 对于热源撤离 200 s 采集到的积水红外图像, 当种群大小 30 时, 达到收敛状态时的平均迭代次数最低且比较稳定, 所以最终种群大小确定为 30, 同时平均迭代次数从最大的 7.2 次降到了 3.2 次, 降幅为 55.6%。

由表 2 可以看出, 对于热源撤离 200 s 时采集到的裂纹红外图像, 当种群大小为 25 和 30 时, 达到收敛状态时的平均迭代次数较低, 但是种群大小为 25 时, 迭代次数更为稳定一些, 所以最终种群大小确定为 25, 同时平均迭代次数从最大的 6.7 次降到 3.8 次, 降幅为 43.3%。

实验次数越多, 平均值越准确, 增加实验次数为 30 次时, 平均迭代次数和 20 次的平均值有差异, 但是差异并不是很大。

表 1 200 s 时积水图像不同种群大小下收敛时的迭代次数

Tab. 1 Iteration number of convergence under different population sizes of hydrops image at 200 s

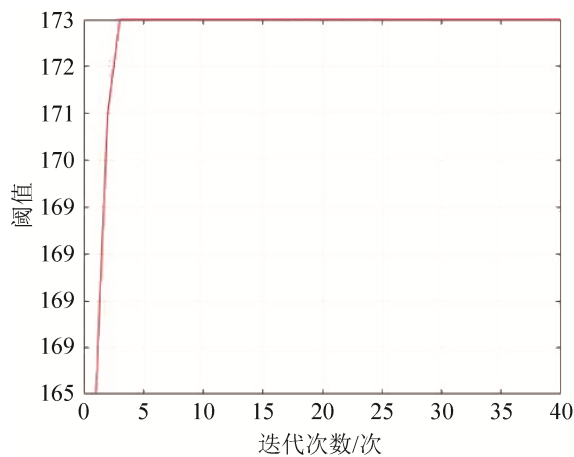
种群大小	实验次数																				平均迭代次数
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
10	7	6	4	4	5	5	10	8	6	9	7	7	14	6	12	6	6	7	5	10	7.2
15	4	6	6	7	7	4	5	3	5	3	6	4	2	15	4	4	3	10	4	9	5.6
20	7	6	3	3	3	5	6	3	2	7	3	9	3	4	4	3	4	2	4	8	4.5
25	7	5	4	4	5	5	5	6	4	6	4	5	7	7	6	4	5	5	4	4	5.3
30	3	4	3	3	3	2	3	4	5	2	4	3	3	3	3	4	3	2	2	4	3.2

表 2 200 s 时裂纹图像不同种群大小下收敛时的迭代次数

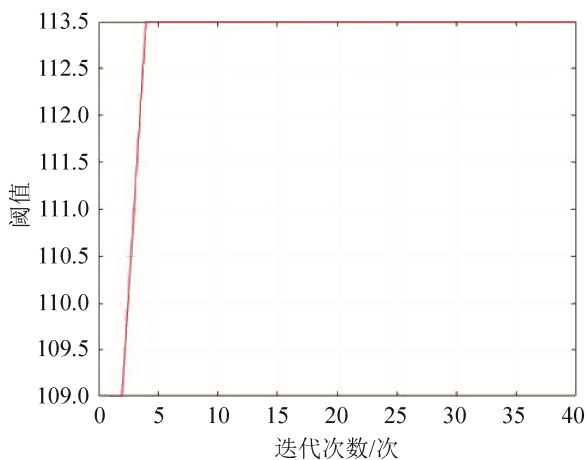
Tab. 2 Iteration number of convergence under different population size of crack image at 200 s

种群大小	实验次数																				平均迭代次数
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
10	5	5	6	4	5	4	16	4	5	7	5	16	5	4	5	7	10	4	11	5	6.7
15	6	5	7	9	3	3	5	3	5	7	3	6	3	15	16	4	14	4	4	3	6.3
20	3	4	10	3	6	3	9	8	5	4	7	3	3	10	3	4	6	7	4	5	5.4
25	2	6	2	5	4	2	5	3	5	3	5	3	3	4	5	3	3	6	2	5	3.8
30	3	3	2	3	6	3	7	2	3	4	3	7	4	3	4	5	4	4	4	9	4.2

根据确定的种群大小对图像进行分割, 所得到的积水和裂纹图像的最佳阈值进化曲线如图 8 所示, 从图 8(a)中可以看出, 积水图像最佳阈值曲线在迭代次数为 3 次左右就开始收敛, 从图 8(b)中可以看出, 裂纹图像最佳阈值曲线在迭代次数为 4 次左右就开始收敛。



(a) 积水图像的最佳阈值进化曲线



(b) 裂纹图像的最佳阈值进化曲线

图 8 200 s 时积水和裂纹图像最佳阈值进化曲线
Fig. 8 Evolution curve of the optimal threshold value of hydrops and crack image at 200 s

为了验证本文算法的可行性和有效性, 将本文的算法与文献[25-28]中的优化算法进行对比实验。对于积水图像, 种群设为 30, 对于裂纹图像, 种群设为 25, 最大迭代次数都设为 40, 用这 5 种算法对 200 s 时的积水和裂纹红外图像进行 20 次实验, 记录 20 次实验的平均计算时间和收敛时的平

均迭代次数, 实验结果如表 3 所示。

表 3 5 种算法对比
Tab. 3 Comparison of the five algorithms

算法	图像	平均计算时间/s	平均迭代次数
本文算法	积水	1.50	3.2
	裂纹	1.46	4.3
文献[25]	积水	3.44	15.6
	裂纹	3.36	16.4
文献[26]	积水	2.72	13.5
	裂纹	2.45	12.7
文献[27]	积水	1.99	9.6
	裂纹	2.21	8.2
文献[28]	积水	2.76	14.6
	裂纹	2.44	13.3

从表 3 可得, 对于撤离热源 200 s 时的积水图像, 在平均计算时间上, 本文算法相比文献[25]的算法减少了 56.4%, 相比文献[26]减少了 44.9%, 比文献[27]减少了 24.6%比文献[28]减少了 45.7%; 在平均迭代次数上, 本文算法相比文献[25]减少了 79.4%, 比文献[26]减少了 76.3%, 比文献[27]减少了 66.7%, 比文献[28]减少了 78.1%。对撤离热源 200 s 时的裂纹图像的对比同理进行。

4.2 不同时刻的损伤红外图像实验

蒙皮缺陷的显现效果好坏与不同时刻受热的程度有关, 这将对分割结果产生一定影响。因此有必要对不同时刻所采集到的红外图像进行处理。图 9~10 为热源撤离 20 s, 110 s 和 200 s 时采集到的蒙皮积水和脱粘损伤的红外图像。

将种群大小设为 20, 最大迭代次数设为 40, 使用本文的算法对图 9~10 中的不同时刻的红外图像进行分割, 得到的分割结果如图 11~12 所示。

图 11(a)中, 图中损伤处出现了过分割的现象, 分割效果不佳。图 11(b)和图 11(c)中, 能够清晰地看到图中圆形损伤, 只不过图 10(b)将损伤分割为前景, 图 11(c)将损伤处分割为背景, 两者几乎形成互补。

图 12(a)中, 可以看出图中脱粘损伤处的形状

较小, 不易辨认。图 12(b)中, 能够看到黑色背景所包围的损伤。图 12(c)中, 损伤处也出现了过分分割现象, 且损伤处的轮廓不平滑。因此, 可以选择

加热结束后 110 s 采集到的积水和脱粘红外图像进行后续的实验。

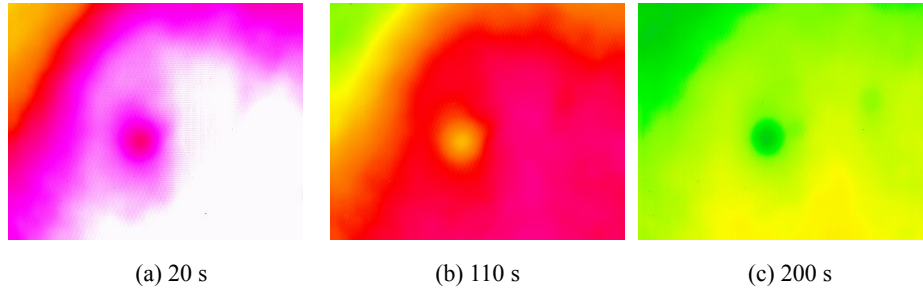


图 9 不同时刻的积水红外图像

Fig. 9 Infrared images of hydrops at different moments

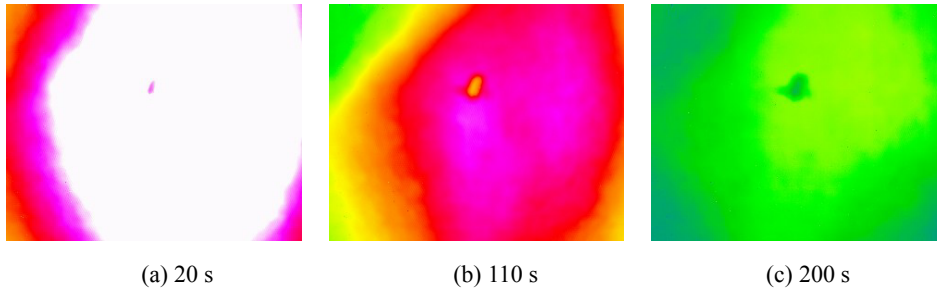


图 10 不同时刻的脱粘红外图像

Fig. 10 Infrared images of debonding at different moments

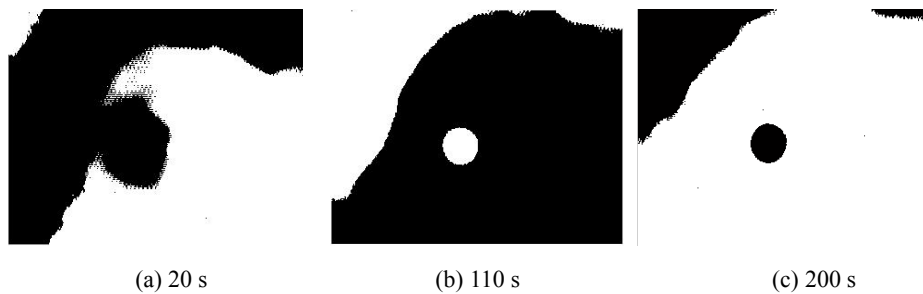


图 11 不同时刻的积水红外图像分割结果

Fig. 11 Segmentation results of infrared images of hydrops at different moments

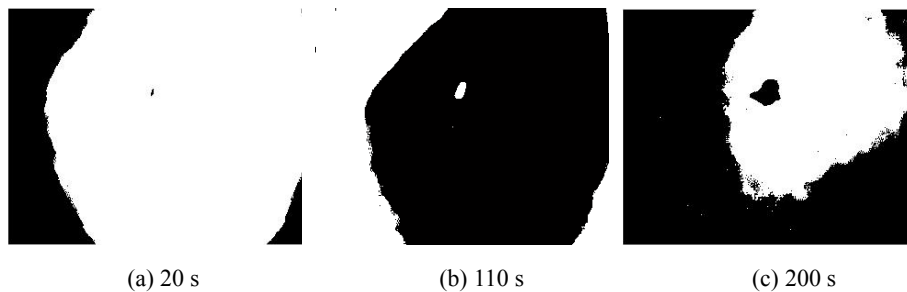


图 12 不同时刻的脱粘红外图像分割结果

Fig. 12 Segmentation results of infrared images of debonding at different moment

为确定种群大小对本文算法的收敛速度的影响,选择热源撤离 110 s 时采集到的积水和脱粘红外图像进行以下实验:将最大迭代次数设为 40,种群大小分别选为 10, 15, 20, 25, 30, 然后分别对选定的种群大小进行 20 次实验,记录 20 次实验达到收敛状态时的迭代次数,对积水红外图像分割的结果如表 4,对脱粘红外图像分割的结果如表 5。

由表 4 可以看出,对于撤离热源 110 s 时采集到的积水红外图像,当种群大小为 25 和 30 时,达

到收敛状态时的平均迭代次数较低,但是种群大小为 25 时,迭代次数更为稳定一些,所以最终种群大小确定为 25,同时平均迭代次数从最大的 5.7 次降到了选定种群时的 3.0 次,降幅为 47.4%。

由表 5 可以看出,对于撤离热源 110 s 时采集到的脱粘红外图像,当种群大小为 30 时,达到收敛状态时的平均迭代次数最低且较为稳定,所以最终种群大小确定为 30,同时平均迭代次数从最大的 6.8 次降到了 3.5 次,降幅为 48.5%。

表 4 110 s 时积水图像不同种群大小下收敛时的迭代次数

Tab. 4 Iteration number of convergence under different population sizes of hydrops image at 110 s

种群大小	实验次数																				平均迭代次数
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
10	4	5	5	7	6	7	8	6	3	5	7	8	3	7	8	6	3	7	3	6	5.7
15	7	3	2	6	4	5	4	7	3	10	3	6	3	6	4	6	9	4	3	3	5.1
20	4	4	3	3	2	3	5	6	6	4	6	5	6	4	4	4	4	3	6	2	4.2
25	4	3	2	2	5	5	4	3	2	3	2	3	2	2	2	3	2	5	3	3	3.0
30	5	6	3	4	5	4	3	2	5	2	2	6	3	4	5	4	3	2	2	6	3.8

表 5 110 s 时脱粘图像不同种群大小下收敛时的迭代次数

Tab. 5 Iteration number of convergence under different population sizes of debonding image at 110 s

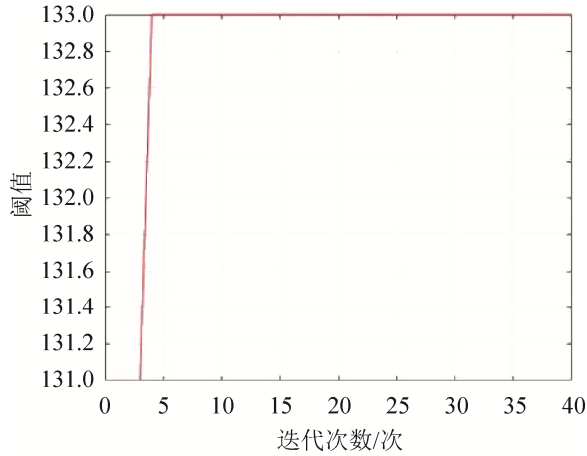
种群大小	实验次数																				平均迭代次数
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
10	5	6	5	9	3	17	6	4	3	5	4	7	15	5	5	5	6	10	5	11	6.8
15	7	6	3	4	3	3	5	4	7	9	15	4	8	5	3	13	4	3	4	10	5.9
20	5	4	3	6	5	3	7	5	6	5	4	6	5	6	3	3	5	3	4	6	4.7
25	4	6	5	3	9	3	6	3	7	5	6	5	4	5	2	4	2	3	6	2	4.5
30	4	4	3	2	2	5	2	3	2	3	3	5	2	5	3	6	4	4	5	3	3.5

实验次数越多,平均值越准确;分别对选定的种群大小进行 30 次实验,所得的平均迭代次数和 20 次的平均迭代次数有差异,但是差异并不是很大。根据确定的种群大小对图像进行分割,所得到的积水和脱粘图像的最佳阈值进化曲线如图 13 所示,从图 13 中可以看出,积水和脱粘图像的最佳阈值曲线在迭代次数为 3 次左右就开始收敛。

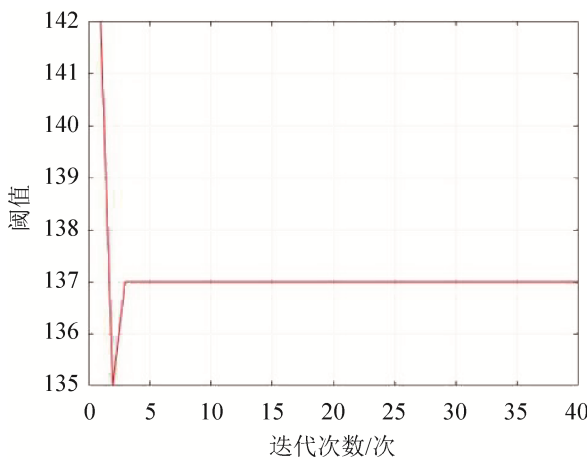
最终得到的分割图像如图 14 所示,图 14(a)中左上角及图 14(b)中的左侧小部分被分割成为前景,这是由于采集红外图像是被测物体受热不均所致。但是,图 14(a)中圆形损伤及图 14(b)黑色背景所包

围的损伤目标能够被清晰的看到,损伤处的轮廓也比较清晰,而且形状很接近原红外图像损伤形状。本文的算法成功的将积水和脱粘图像的缺陷目标分割出来。

为了验证本文算法的可行性和有效性,将本文算法与文献[25-28]中的优化算法进行对比实验。对于积水红外图像,种群大小设为 25,对于脱粘红外图像,种群设为 30,最大迭代次数都设为 40,用这 3 种算法对 110 s 时的积水和脱粘图像进行 20 次实验,记录 20 次实验的平均计算时间和收敛时的平均迭代次数,实验结果如表 6 所示。



(a) 积水图像的最佳阈值进化曲线



(b) 脱粘图像的最佳阈值进化曲线

图 13 110 s 时积水和脱粘图像最佳阈值进化曲线
Fig. 13 Evolution curve of the optimal threshold value of hydrops and debonding images at 110 s



(a) 积水图像分割结果 (b) 脱粘图像分割结果

图 14 110 s 时积水和脱粘图像分割结果
Fig. 14 Segmentation results of hydrops and debonding images at 110 s

从表 6 可得,对撤离热源 110 s 时的积水图像,在平均计算时间上,本文算法相比文献[25]减少了 57.8%,比文献[26]减少了 45.9%,比文献[27]减少了 34.5%,比文献[28]减少了 39.0%;在平均迭代

次数上,本文算法相比文献[25]减少了 79.1%,比文献[26]减少了 74.2%,比文献[27]减少了 68.9%,比文献[28]减少了 79.9%。对撤离热源 110 s 时的脱粘图像的对比同理进行。

表 6 5 种算法对比
Tab. 6 Comparison of the five algorithms

算法	图像	平均计算时间/s	平均迭代次数
本文算法	积水	1.44	3.3
	脱粘	1.46	3.6
文献[25]	积水	3.41	15.8
	脱粘	3.58	17.8
文献[26]	积水	2.66	12.8
	脱粘	2.78	11.2
文献[27]	积水	2.20	10.6
	脱粘	2.34	8.4
文献[28]	积水	2.36	16.4
	脱粘	2.51	14.2

5 结论

红外热成像无损检测具有快速高效等优点,适用于飞机蒙皮的损伤检测,Otsu 是目前常用的阈值分割方法之一,针对其计算量较大,实时性较差,采用改进的易经占卜进化算法来对其进行优化。本文算法使用最大类间方差作为适应度函数,使用 3 个易经算子和改进的易经选择算子对 Otsu 进行迭代寻优。通过对同一时刻的红外图像和不同时刻的红外图像的处理,选出分割结果相对较好的红外图像研究种群大小对收敛速度的影响,从而选出最适合于该图像的种群大小,然后将本文方法和其他方法进行对比,实验结果表明本文的算法不论在收敛速度还是在时间消耗上,都优于其他几种改进的优化算法,说明本文算法能够有效提升阈值求解的速度。

参考文献:

[1] 王坤,张杨,宋胜博,等.改进二维 OTSU 和自适应遗传算法的红外图像分割[J].系统仿真学报,2017,29(6):1229-1236.
Wang Kun, Zhang Yang, Song Shengbo, et al. Infrared Image Segmentation Based on Improved Dimensional

- OTSU and Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(6): 1229-1236.
- [2] Chen J, Guan B, Wang H, et al. Image Thresholding Segmentation Based on Two Dimensional Histogram Using Gray Level and Local Entropy Information[J]. IEEE Access (S2169-3536), 2018, 6(99): 5269-5275.
- [3] Oliveira P V D, Yamanaka K. Image Segmentation Using Multilevel Thresholding and Genetic Algorithm: An Approach[C]// 2018 2nd International Conference on Data Science and Business Analytics. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 380-385.
- [4] 汪子君, 邱伊睿, 杨宏霄, 等. 基于鲁棒 Otsu 的红外无损检测缺陷分割算法[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(2): 87-95.
Wang Zijun, Qiu Yanrui, Yang Hongxiao, et al. Algorithm for Defect Segmentation in Infrared Nondestructive Testing Based on Robust Otsu[J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(2): 87-95.
- [5] Wang M, Jin J S, Jing Y, et al. The Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on an Anisotropic and Genetic Algorithm[C]// Advances in Image and Graphics Technologies. Berlin, German: Springer, 2016: 115-124.
- [6] Luo S, Tong L, Chen Y. A Multi-Region Segmentation Method for SAR Images based on the Multi-Texture Model with Level Sets[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2018, 27(5): 2560-2574.
- [7] 汪亮, 金福江, 陈峻严. 基于区域生长和 FCM 模糊聚类的颅内出血 CT 图像分割[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(2): 231-235.
Wang Liang, Jin Fujiang, Chen Junyan. Segmentation of Intracranial Hemorrhage's CT Image Based on Method of Region Growing and FCM Fuzzy Clustering[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(2): 231-235.
- [8] Kong L, Zhang H, Zheng Y, et al. Image Segmentation Using a Hierarchical Student's-t Mixture Model[J]. IET Image Processing (S1751-9659), 2017, 11(11): 1094-1102.
- [9] Chen X, Zheng C, Yao H, et al. Image Segmentation Using a Unified Markov Random Field Model[J]. Iet Image Processing (S1751-9659), 2017, 11(10): 860-869.
- [10] 李晓阳, 万丽莉, 李赫男, 等. 结合显著性检测和图的 RGBD 图像共分割算法[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(7): 141-150.
Li Xiaoyang, Wan Lili, Li Henan, et al. RGBD Image Co-segmentation via Saliency Detection and Graph Cut[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(7): 141-150.
- [11] Wang K, Guo M, Lee Y, et al. Infrared Image Segmentation of Aircraft Skin Damage Based on the Game Between MRF and Improved GVF Snake[C]// 2017 29th Chinese Control and Decision Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 3885-3890.
- [12] Shan X Y, Gong X L, Nandi A K. Active Contour Model Based on Local Intensity Fitting Energy for Image Segmentation and Bias Estimation[J]. IEEE Access (S2169-3536), 2018, 6(1): 49817-49827.
- [13] Gong Y J, Zhou Y. Differential Evolutionary Superpixel Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2018, 27(3): 1390-1404.
- [14] Chen X, Zheng C, Yao H, et al. Image Segmentation Using a Unified Markov Random Field Model[J]. IET Image Processing (S1751-9659), 2017, 11(10): 860-869.
- [15] Guo Z, Li X, Huang H, et al. Deep Learning-based Image Segmentation on Multi-modal Medical Imaging[J]. IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences (S2469-7311), 2019: 162-169.
- [16] 张新峰, 郭宇桐, 蔡轶珩, 等. 基于 DCNN 和全连接 CRF 的舌图像分割算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(12): 2364-2374.
Zhang Xinfeng, Guo Yutong, Cai Yiheng, et al. Tongue Image Segmentation Algorithm based on Deep Convolutional Neural Network and Fully Conditional Random Fields[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(12): 2364-2374.
- [17] Wang L, Xie C, Zeng N. RP-Net: A 3D Convolutional Neural Network for Brain Segmentation From Magnetic Resonance Imaging[J]. IEEE Access (S2169-3536), 2019, 7(1): 39670-39679.
- [18] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (S0018-9472), 1979, 9(1): 62-66.
- [19] Han H, Wang Y, Yi PC, et al. Segmentation for Path Analysis Based on OTSU and Immune Genetic Algorithm[C]// 2014 International Conference on Mechatronics and Control. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 662-666.
- [20] Zhang L, Du Y, Li B. Research on Threshold Segmentation Algorithm and its Application on Infrared Small Target Detection Algorithm[C]// 2014 12th International Conference on Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 678-682.
- [21] Dhieb M, Frikha M. A Multilevel Thresholding Algorithm for Image Segmentation Based on Particle Swarm Optimization[C]// 2016 IEEE/ACS 13th

- International Conference of Computer Systems and Applications. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 1-7.
- [22] 廖延娜, 李梦君. 基于双自适应遗传算法的 Otsu 图像分割研究[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(6): 1217-1221.
- Liao Yanna, Li Mengjun. Image Segmentation Based on Double Adaptive Genetic Algorithm[J]. Computer and Digital Engineering, 2018, 46(6): 1217-1221.
- [23] Liu W, Shi H, Pan S, et al. An Improved Otsu Multi-Threshold Image Segmentation Algorithm Based on Pigeon-Inspired Optimization[C]// 2018 11th International Congress on Image and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 15.
- [24] Chen C L P, Zhang T, Chen L, et al. I-Ching Divination Evolutionary Algorithm and its Convergence Analysis[J]. IEEE Transactions on Cybernetics (S2168-2267), 2017, 47(1): 2-13.
- [25] 李丽宏, 华国光. 基于改进遗传算法的最大 2 维熵图像分割[J]. 激光技术, 2019, 43(1): 123-128.
- Li Lihong, Hua Guoguang. Image Segmentation of 2-D Maximum Entropy Based on the Improved Genetic Algorithm [J]. Laser Technology, 2019, 43(1): 123-128.
- [26] Qin J, Shen X, Mei F, et al. An Otsu Multi-thresholds Segmentation Algorithm Based on Improved ACO[J]. The Journal of Supercomputing, 2019, 75(2): 955-967.
- [27] 刘洋. 基于改进粒子群优化算法的图像分割[J]. 吉林大学学报(理学版), 2018, 56(4): 959-964.
- Liu Yang. Image Segmentation Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2018, 56(4): 959-964.
- [28] 朱浩亮, 李光平. 基于改进布谷鸟搜索算法的图像分割[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(5): 1428-1432, 1456.
- Zhu Haoliang, Li Guangping. Image Segmentation Based on Improved Cuckoo Search Algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(5): 1428-1432, 1456.