

基于改进鱼群算法的多阈值图像分割

崔丽群 宋 晓 李鸿绪 张明杰

(辽宁工程技术大学软件学院 葫芦岛 125105)

摘 要 为了实现图像的有效分割,提出了一种基于改进鱼群算法的多阈值图像分割方法。引入领域搜索的思想对基本人工鱼群算法做了进一步改进;然后对最大熵函数进行全局优化,改进后的算法能够根据人工鱼的个体适应度大小和种群的分散程度自动调整鱼群控制参数,在保证群体多样性的同时加快了算法的收敛速度;最后得到分割图像的最佳阈值,克服了基本鱼群算法后期收敛性差、易陷入局部最优等问题。实验结果表明,所提算法能够获得较稳定、快速和准确的图像分割。

关键词 鱼群算法,最大熵,多阈值,图像分割

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.08.065

Multilevel Thresholding Image Segmentation Based on Improved Artificial Fish Swarm Algorithm

CUI Li-qun SONG Xiao LI Hong-xu ZHANG Ming-jie

(College of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract In order to realize the effective image segmentation, this paper proposed a new multilevel thresholding algorithm based on improved fish swarm algorithm for image segmentation. It introduces the idea of domain search for basic AFSA to make further improvements, and then realizes global optimization for the maximum entropy function. The improved algorithm could automatically adjust the parameters of fish swarm algorithm according to the individual fitness and the degree of dispersion of the population, while it ensures the diversity of the population and accelerates the convergence speed at the same time, and finally gets the vintage thresholds for image segmentation. It overcomes the shortcomings of basic AFSA including poor convergence, easy to fall into local optimum and other issues. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve a more stable, fast and accurate image segmentation.

Keywords Artificial fish swarm algorithm(AFSA), Maximum entropy, Multilevel thresholding, Image segmentation

1 引言

图像分割^[1]就是将图像中具有特殊涵义的区域区分开,这些区域是互不相交的,每个区域都满足特定区域的一致性。图像分割是图像处理和模式识别的关键,其效果直接决定了图像分析的质量。在实际生产应用中,图像分割已得到了广泛应用,其中包括医学影像、人脸识别、指纹识别、交通控制系统、机器视觉等方面。现有的图像分割算法通常被分为3类:阈值分割、基于边缘检测和连接的分割以及区域分割。其中,阈值分割算法因为实现简单、计算量小且性能较稳定,成为应用最广泛的分割技术之一。

阈值分割分为单阈值和多阈值分割,它是用一个或几个阈值将图像的灰度级别分为几个部分,在计算机视觉领域中,认为属于同一个部分的像素是同一个物体。文献[2]总结了近10年来11种经典的阈值分割算法,对这些算法的主要思想和技术做了深入的研究,并给出了相应的阈值函数,通过大量仿真实例验证了算法的可靠性。但是这些算法通常是在整个灰度范围内根据某个特定的优化函数搜索最佳阈值,它们

对单阈值分割很有效,而对多阈值分割则会出现搜索空间大、计算复杂度高等问题。此外,多阈值分割的阈值数的选择一直是困扰人们的难点,如何选取合适的阈值以及究竟选取多少个才能得到最佳的分割效果,是至今仍未解决的难题。

多阈值分割实质上是一个优化问题。近几年涌现了一批基于智能优化算法的多阈值分割算法,其中比较有代表性的主要有:基于遗传算法的^[3-6]、基于蚁群算法的^[7,8]、基于粒子群算法的^[9-12]、基于神经网络的^[13,14]、基于模拟退火算法的^[15,16]以及基于模糊计算的^[17,18]等等。这些基于智能优化的分割算法的优化函数通常采用熵函数、Otsu方法或最小贝叶斯误差函数等,并通过拟合直方图的概率分布得到相应的优化函数,同时设计一些独特的计算技巧来提高算法的性能,这些算法都是运用智能优化达到求解所要分割图像的优化函数的目的。

人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)是我国学者李晓磊提出的一种新型群体智能优化算法^[19]。它是一种基于动物自治体的优化方法,是集群智能思想的一个具体应用,很好地解决了非线性函数优化等问题。人工鱼

到稿日期:2013-09-10 返修日期:2013-12-15 本文受国家自然科学基金项目(61172144),辽宁省教育厅项目(L2012113)资助。

崔丽群(1969—),女,副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能优化算法,E-mail:songxiao1224@126.com;宋 晓(1987—),女,硕士生,主要研究方向为图形图像处理;李鸿绪(1989—),男,硕士生,主要研究方向为云计算、大数据处理;张明杰(1987—),男,主要研究方向为车流量检测。

群的主要特点是不需要了解所求问题的特殊信息,只需要对问题进行优劣的比较,有着较快的收敛速度。随着人工智能和人工生命的不断发展,人工鱼群算法的研究引起了许多学者极大的关注。人们提出了很多优化策略来改进优化最初的算法^[20-25],使之在解决信号处理、神经网络分类、机器人路径规划、作业车间调度等领域得到快速应用^[26]。但人工鱼群算法在多阈值图像领域的应用研究鲜有报道。

本文在基本的多阈值图像分割基础上提出一种基于改进的人工鱼群算法的最大熵法(Multilevel Thresholding for Image Segmentation Based on Improved Artificial Fish Swarm Algorithm, MT-IAFSA),结合最大熵函数,通过邻域搜索和AFSA相结合的方法先对阈值数和阈值进行初步的预测。算法随着个体适应度的值动态调整鱼群的控制参数,从而保证了算法的收敛性,避免了算法在后期陷入局部最优,最终得到图像分割的最优阈值集合。

2 改进的人工鱼群算法

2.1 AFSA 算法

人工鱼群算法是基于行为的人工智能算法,该算法模拟鱼集群游弋觅食的行为,通过鱼群之间的集体协作使群体达到目的。在AFSA算法中,将每一个备选解看作一条“人工鱼”,多条人工鱼互相协作,共同寻优(类似鱼群寻找食物)。设人工鱼个体的状态 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 其中 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为寻优变量。人工鱼的当前食物浓度表示为 $Y = f(X)$, $d_{ij} = \|x_i - x_j\|$ 表示人工鱼个体间的距离, $visual$ 表示人工鱼的视野范围, $Step$ 表示人工鱼移动步长的最大值, N_P 为鱼群个体数, $FriendNumber$ 为伙伴数目, try_number 为试探次数。以求解最小化问题 $\min f(X)$ 为例,基本人工鱼的行为描述如下:

(1) 随游行为

当人工鱼检测到周围水域的食物浓度没有当前状态的大时会采取随游行为,按照式(1)随机移动一步,可能达到的位置食物并不丰盛。

$$X_j = X_i + rand() \cdot Step \cdot visual \quad (1)$$

其中, $rand()$ 用于产生 $[0, 1]$ 之间的随机数。

(2) 追尾行为

由于人工鱼会默认为鱼群位置集中的地方就是食物丰富的地方,因此当人工鱼检测到可视域内某一区域鱼群聚集时,它就会朝着这个方向移动。检测鱼群聚集的方法是,以当前人工鱼为圆心,以可视域为半径的固定领域内,计算它到可视域范围内的所有人工鱼的向量和除以视野内伙伴数目 n , 得到的结果向量即为鱼群中心位置。

(3) 聚群行为

虽然人工鱼群的单个人工鱼个体是按照算法策略独立地进行行为选择,但是鱼群的整体趋势是聚集的。聚群行为是探索当前可视域内伙伴个数 n 及中心位置 X_c , 设人工鱼的当前状态为 X_i , 若食物浓度 $Y_i < Y_c$, 且 $n < FriendNumber$, 表明伙伴中心有较高的食物浓度,且并不拥挤,则按式(2)将 X_i 代替 X_j 向着伙伴的中心位置前进,否则执行觅食行为。

$$X_{next} = X_i + rand() \cdot Step \cdot \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\|} \quad (2)$$

(4) 觅食行为

人工鱼感知到鱼群中心位置食物浓度不如当前位置食物

浓度丰富时,就不会执行追尾和聚群行为,而是采取觅食行为。设人工鱼的当前状态为 X_i , 在其视野范围内按照式(1)随机选择一个状态 X_j , 如果食物浓度 $Y_i < Y_j$, 则按式(2)向该方向前进一步;反之,再随机在其视野范围内选择一个状态,判断是否满足前进条件。反复尝试 try_number 次之后,如果仍没有满足前进条件,则执行随游行为。

算法中设立一个公告板,用以记录最优人工鱼个体状态及该人工鱼位置的食物浓度值。每条人工鱼在行动一次后就将其自身当前状态与公告板进行比较,如果优于公告板则用自身状态取代公告板状态。

2.2 IAFSA 算法

根据2.1节可知,利用AFSA寻优的过程会直接或间接地受其控制参数的影响。考虑到人工鱼群中每条鱼的运动轨迹都具有一定的随机性,特别对AFSA中的步长Step做了更深层次的分析。结果发现,在初始化人工鱼的位置时,随着Step的逐渐增加,鱼群向最优解逼近的速度有显著的提高;但是,随着迭代次数的增加,整个鱼群不断向着最优解的位置移动,当种群中最优人工鱼接近最优解时,会因Step过大而错过最优解,由此产生振荡现象。

在多阈值图像分割中,其阈值的潜在解是位于 $[0, 255]$ 内的两个或两个以上的整数,结合这种解空间,本文将蜂群算法的领域搜索思想引入到鱼群算法中,提出了改进的人工鱼群算法(Improved Artificial Fish Swarm Algorithm, IAFSA)。在鱼群算法中,对每个人工鱼个体按照式(3)搜索种群中的一部分人工鱼作为该鱼群的领域鱼,搜索其领域内的人工鱼,如果领域里的人工鱼个体极值优于该鱼的历史最优极值,则让其领域中的极值作为其局部极值。

$$new_x_{ij} = x_{ij} + rand() \cdot (x_{ij} - x_{kj}) \quad (3)$$

式中, $rand()$ 用于产生 $[0, 1]$ 之间的随机数, j 为解向量的维数, k 是 $\{1, 2, \dots, size\}$ 之间随机生成的数,随着迭代次数的增加, $(x_{ij} - x_{kj})$ 的值会逐渐减小,即鱼群领域搜索空间逐渐缩小,有助于提高算法搜索的精度。

3 IAFSA 在多阈值图像分割中的应用

3.1 多阈值图像分割

图像阈值分割是一个寻求一个或多个能将图像分割成若干目标和背景的最优阈值集合的过程。阈值 T 的选取一般根据图像的直方图来完成,当一幅图像仅有一个目标并且背景都有均匀的灰度分布时,它的直方图往往呈现为双峰曲线,这种情况下可以直接选取双峰之间的极小值作为阈值,并且能够得到较理想的分割效果;但是当图像中包含多个目标时,采用单一的阈值无法满足图像分割的准确性要求,这时就应该采用多阈值图像分割。已经出现的阈值选择方法多达十几种,其中最具代表性的有最大熵阈值分割方法、最大类间方差法等。本文采用了最大熵阈值法。

熵是所研究对象平均信息量的表征。其定义为:

$$H = - \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) \ln p(x) dx$$

其中, $p(x)$ 是随机变量 x 的概率密度函数。

1980年,学者Pun提出将信息论中的“熵”的概念引入到图像分割中^[27],后来学者Kapur对Pun提出的熵论做了进一步改进,并且重新定义了目标O与背景B的概率分布相关的熵^[28]。由于Kapur熵法优于其它一维灰度直方图熵法^[29],因此它得到了广泛地应用。

基于最大熵原则进行阈值选择是将图像的灰度直方图分成两个或多个独立的类,使得各类熵的总量最大。选取一个阈值 t ,使图像用这个阈值分割出的两部分的一阶灰度统计的信息量最大,即一维熵最大。基本方法如下:

图像灰度级别的取值范围是 $G = \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$, 设 $t \in G$ 为图像分割阈值,图像中低于 t 灰度级的像素点构成目标区域 O , 高于灰度级 t 的像素点构成背景区域 B , 则物体 O 与背景 B 的概念分布为:

$$O: \frac{p_i}{P_t}, i=1, 2, \dots, t$$

$$B: \frac{p_i}{1-P_t}, i=t+1, t+2, \dots, L-1$$

定义与数字图像中这两个区域概率分布相关的熵分别为:

$$H_O = - \sum_{i=0}^t \frac{p_i}{P_t} \ln \frac{p_i}{P_t}$$

$$H_B = - \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{p_i}{1-P_t} \ln \frac{p_i}{1-P_t}$$

则熵函数定义为:

$$H(t) = H_O + H_B \quad (4)$$

式中, $P_t = \sum_{i=0}^t p_i$, p_i 是灰度级别为 i 的概率。

多阈值图像分割,即选择多个阈值 t_k ,使得多维熵函数取得最大值,即:

$$H(t_1, t_2, \dots, t_k) = - \sum_{i=0}^{t_1} \frac{p_i}{P_{t_0}} \ln \frac{p_i}{P_{t_0}} - \sum_{i=t_1+1}^{t_2} \frac{p_i}{P_{t_1}} \ln \frac{p_i}{P_{t_1}} - \dots - \sum_{i=t_{k-1}+1}^{L-1} \frac{p_i}{P_{t_k}} \ln \frac{p_i}{P_{t_k}} \quad (5)$$

使熵函数取得最大值时所对应的灰度级 t 就是所求的最优阈值 T^* , 即:

$$T^* = \text{Arg}\{\max H(t)\}, t \in G \quad (6)$$

3.2 算法设计的思想与流程

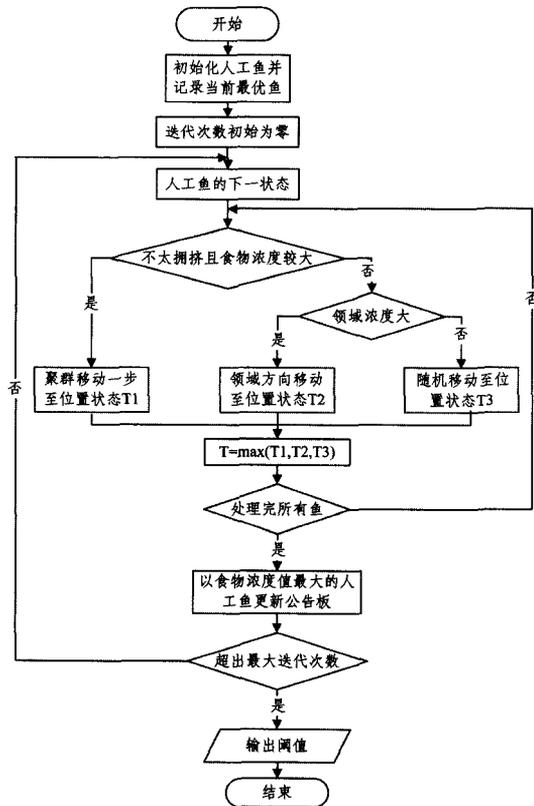


图1 IA-FSA 多阈值图像分割流程

该改进算法的基本思想是:在图像灰度空间里利用人工鱼群算法搜索寻优,使熵函数式(5)取得最大值的优化问题。寻优过程中,将式(5)作为评价人工鱼优劣的适应度函数,并引入领域搜索的思想,通过迭代寻找使得总熵取值最大的阈值 t_k ,该阈值作为图像分割的阈值。其具体操作流程如图1所示。

3.3 算法描述

(1)产生初始群体。初始化鱼群数目、步长、可视域、拥挤度和试探次数,在控制变量的可行域内随机生成 N_p 条人工鱼个体得到初始鱼群。

(2)根据式(5)计算人工鱼个体的适应度函数值。

(3)根据适应度函数计算各人工鱼所在领域种群的领域极值。对各个人工鱼的自身极值和领域种群的极值进行比较,若领域极值优于该人工鱼自身极值,则用领域极值更新该人工鱼的个体极值。

(4)根据式(1)和式(2)分别更新各人工鱼的状态位置及食物浓度。

(5)当算法的迭代次数超出了预先设定的最大迭代次数,算法优化结束,此时的全局极值即为所求的最优阈值;否则转至(2)。

(6)根据迭代后最优解所在的位置,输出最佳阈值 t_k ,并对图像进行多阈值分割。

4 仿真实验与性能测试

为了验证算法的性能,实验选用不同的目标图像,将基于本文算法与基于遗传算法^[6]、粒子群优化算法^[12]和模拟退火^[16]的多阈值图像分割方法进行比较。实验环境为 Microsoft Windows 7 Professional, CPU: Intel Core 2, RAM: 4GB。编译工具: Matlab 7.0。实验分别从以下3个方面进行。

(1)算法的有效性测试

文献^[6, 12, 16]都是通过预先确定阈值数的多阈值分割算法,本文中阈值数预定为4,各优化算法的参数设置如表1所列。这些参数都设为在保证能使各自方法的分割效果最佳,且能够稳定收敛时所取得的值。基于各优化算法的多阈值图像分割结果如表2所列。

表1 优化算法的参数设置

| 优化算法 | 参数 |
|--------------------|--|
| MT-IAFSA | 鱼群规模:20;代数:100;视野范围:10;尝试次数:50;移动步长:10;拥挤度:0.8 |
| 文献 ^[6] | 种群规模:20;代数:100;编码长度:10;代沟:0.9;交叉概率:0.7;变异概率:0.01 |
| 文献 ^[12] | 种群规模:20;代数:100;惯性权重 $\omega_{\min} = 0.4$, $\omega_{\max} = 0.9$;扩张因子 $\alpha = 1$ |
| 文献 ^[16] | 初始温度:100;终止温度:1;冷却系数:0.6;迭代次数:30 |

从表2可以看出,本文算法对于不同类型的图像都能够较准确地分离出图像里的主要目标,且总体来说,本文算法的分割结果都较其他算法的分割结果清晰,如 Lena, Coins, Autumn, Peppers。由图像 Rice 可知,在分割含噪可见光图像时,文献^[6, 12]的分割效果要比文献^[16]的效果好,但是它们虽然都是边缘连续的目标物体,但是伴有一些孔洞,同时丢失了图像的部分边缘信息;而本文算法能够对噪声起到很好的抑制作用,得到的图像边缘清晰,目标完整,分割效果最佳。图像 Fabric 和经典的 GA 分割方法得到的阈值一致,说明本文算法和 GA 算法一样适用于分割复杂的彩色纹理图。

表 2 图像分割效果对比

| 算法 | 原始图像 | | | | | |
|----------|---------|---------|----------|-----------|------------|-----------|
| | Rice 图像 | Lena 图像 | Coins 图像 | Autumn 图像 | Peppers 图像 | Fabric 图像 |
| MT-IAFSA | | | | | | |
| 文献[6] | | | | | | |
| 文献[12] | | | | | | |
| 文献[16] | | | | | | |

(2) 种群数量对算法的影响

为了分析种群数量 N_P 对图像阈值求取过程的影响, 在其他参数设置与(1)中相同的情况下, 依次改变种群数量 N_P 的大小, 对优化后的阈值做了统计, 详细数据如表 3 所列。表 3 中 $a \times b$ 表示种群样本为 a 行 b 列, 其中每一格的上面标示预测的阈值, 而下面是经过优化算法得到的阈值, 粗体部分标示优化得到的阈值和预测阈值相等的元素。

从表 3 可以看出, 人工鱼群数目越多, 优化得到的阈值集合中, 与预测的阈值集合中相等的元素就越多。这说明了当种群数量越多时, 代表原始图像的信息就越丰富, 这时得到的分割阈值就越准确, 算法的优化精度就越高。但是, 在其他条件不变的情况下, 种群数量的增多会使算法的复杂性增大, 代价增高。

表 3 种群数量对算法的影响

| 种群数量 m | 阈值统计 | | | |
|-----------|---|-----------------------------------|---|---|
| | Rice 图像 | Coins 图像 | Autumn 图像 | Peppers 图像 |
| 4×5 | (11, 12, 23, 48, 75, 93, 145) | (55, 188, 193) | (21, 45, 97, 104, 128, 142) | (45, 63, 93, 102, 133, 155) |
| | (10, 12, 23, 49, 72, 89, 145) | (55 , 145) | (21, 45 , 84, 102, 114, 130) | (43, 62, 93 , 104, 133, 155) |
| 4×6 | (11, 33, 40, 74, 80, 103, 127, 146) | (120, 183, 192, 213) | (35, 64, 88, 97, 102) | (53, 68, 71, 84, 94, 98, 104, 128, 136) |
| | (9, 31, 40 , 76, 103 , 127, 143) | (120, 145) | (35, 64, 88 , 99, 107) | (53, 70, 84, 93, 104, 130) |
| 4×7 | (11, 30, 50, 56, 72, 82, 125, 129) | (62, 123, 183, 195, 210) | (25, 66, 79, 102) | (47, 52, 65, 77, 89, 97, 106, 122, 129, 143) |
| | (8, 30, 52, 72, 82 , 125, 159) | (62, 145) | (25, 66, 79 , 87, 103, 115) | (47, 52, 72, 93, 106, 125, 133) |
| 5×4 | (11, 24, 30, 38, 48, 53, 83, 120, 150) | (93, 167, 188, 205) | (22, 34, 72, 100, 115) | (52, 59, 67, 89, 96, 107, 125, 137, 149) |
| | (8, 34, 38 , 47, 53 , 85, 120, 150) | (93, 145) | (22, 34, 72 , 95, 106, 115) | (52, 60, 67, 89 , 100, 125, 139) |
| 5×5 | (11, 12, 52, 54, 72, 76, 81, 118, 140, 156) | (55, 113, 168, 180, 197, 203) | (22, 43, 65, 90, 100) | (33, 56, 67, 77, 82, 89, 94, 106, 115, 136, 144) |
| | (8, 52 , 74, 81, 118 , 136, 157) | (55 , 113, 145) | (22, 43, 65 , 78, 93, 110) | (33, 54, 68, 77, 85, 94, 103, 115, 122) |
| 5×6 | (11, 37, 44, 46, 55, 65, 84, 86, 138, 144) | (62, 86, 139, 165, 182, 196, 207) | (26, 40, 56, 75, 93, 101, 116) | (56, 62, 69, 77, 84, 93, 121, 128, 132, 139) |
| | (11, 37 , 45, 55, 65 , 85, 139, 146) | (62, 86 , 145) | (26, 40, 56, 75, 93 , 110, 113) | (56, 62, 68, 77, 83, 95, 121, 129, 139) |
| 5×7 | (10, 11, 30, 33, 44, 48, 56, 64, 81, 115, 130, 175) | (56, 79, 136, 165, 172, 189) | (23, 32, 45, 82, 87, 100, 109, 117) | (32, 51, 55, 59, 62, 73, 82, 85, 93, 99, 115, 117, 121, 129, 145) |
| | (8, 30, 45, 56, 64, 81, 115, 130, 172) | (56, 79, 145) | (23, 32, 45, 82, 87, 98, 110, 117) | (35, 51, 73, 82, 85, 99, 117, 128, 143) |

人工鱼群算法是群智能的一个具体应用, 这也是鱼群算法具有其自身一些特性的根本原因, 其中群体的概念最为重要。为了进一步分析种群数量 N_P 对算法优化时间的影响, 在参数设置与(1)中保持一致的情况下, 将上述图像的阈值优化过程分别独立运行 1000 次, 对优化所用的时间进行统计。

限于篇幅, 以 Rice 图像阈值的优化为例, 统计结果如图 2 所示。从图 2 可以看出, 算法的运行时间与种群的数量呈正比增加。这说明了种群数量增多的同时, 计算量也随之增加, 算法的复杂性增大, 代价增高。因此, 在保证算法精度的前提下, 应该尽可能减小种群的数量, 从而提高算法的效率。通过

大量实验表明,当种群数量取 15~35 时,都能得到理想的分割结果,这样在保证算法性能的同时,也减小了运算成本。

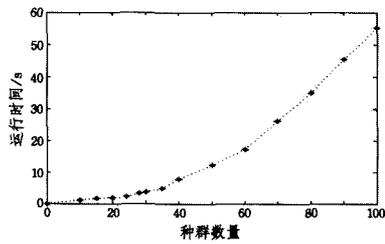


图2 种群数量对优化时间的影响

(3) 阈值、收敛性、计算时间的比较

表4 算法性能比较

| 图像 | 算法 | 阈值 | 收敛代数 | 运行时间/s | 收敛成功率 | 鲁棒性能(%) |
|------------|----------|--------------------------|------|-----------|-------|---------|
| Rice 图像 | 文献[6] | 5,45,83,110,135 | 26.3 | 3.356000 | 26/30 | 0.12 |
| | 文献[12] | 63,121,135,153 | 19.8 | 3.128000 | 23/30 | 0.18 |
| | 文献[16] | 43,112,156,206 | 23.3 | 2.194000 | 18/30 | 0.23 |
| | MT-IAFSA | 45,62,87,114,158 | 23.7 | 1.638000 | 30/30 | 0.02 |
| Coins 图像 | 文献[6] | 69,89,105,121, | 25.2 | 3.403000 | 28/30 | 0.15 |
| | 文献[12] | 48,88,93,121 | 19.4 | 2.241000 | 26/30 | 0.19 |
| | 文献[16] | 35,67,169 | 22.5 | 2.091000 | 30/30 | 0.17 |
| | MT-IAFSA | 46,93,115 | 15.3 | 1.573000 | 30/30 | 0.06 |
| Autumn 图像 | 文献[6] | 55,72,94,107,131,143,156 | 42.6 | 23.157000 | 24/30 | 0.23 |
| | 文献[12] | 43,69,105,178 | 35.7 | 19.230000 | 26/30 | 0.29 |
| | 文献[16] | 73,105,137,177 | 37.2 | 17.824000 | 23/30 | 0.33 |
| | MT-IAFSA | 51,77,92,125,153 | 28.9 | 12.652000 | 30/30 | 0.08 |
| Peppers 图像 | 文献[6] | 43,52,67,103,148 | 32.2 | 4.317000 | 24/30 | 0.13 |
| | 文献[12] | 56,97,132,158 | 27.4 | 2.163000 | 27/30 | 0.16 |
| | 文献[16] | 45,97,163,158 | 16.9 | 2.003000 | 25/30 | 0.16 |
| | MT-IAFSA | 96,127,155 | 17.4 | 1.704000 | 29/30 | 0.04 |

结束语 本文在分析了现有的图像阈值分割算法的理论与应用的基础上,提出了一种将鱼群优化算法与最大熵阈值法相结合的图像分割方法。算法引入领域搜索的思想,大大提高了搜索的速度和准确度,科学地避免了阈值数的增加而产生的组合优化问题。通过对算法的相关方面进行仔细的分析和实验论证,表明本文算法能够快速准确地分割图像,对不同类型的图像能达到实时性处理与分析的要求,具有很高的实用性。

参考文献

[1] 罗希平,田捷,诸葛萼,等. 图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能,1999,12(03):300-312

[2] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1):146-165

[3] 宋翠家,龙建忠,罗代升. 基于遗传算法的模糊多阈值图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2004(21):572-573

[4] Jiang Hua-wei, Yang Kai. Study of improved immune genetic algorithm for threshold image segmentation based on fuzzy maximum entropy[C]// Proceedings of 2010 International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering (CMCE 2010). 2010

[5] 张国权. 基于遗传算法的彩色图像多阈值分割方法研究[J]. 电子设计工程, 2011, 19(9):43-45

[6] 马磊,岳振军,王曙光. 基于遗传算法的模糊多阈值图像分割方法[J]. 解放军理工大学学报:自然科学版, 2003, 4(6):37-40

[7] Ye Zhi-wei, Hu Zheng-bing, Wang Hua-min, et al. A Image Thresholding Method Based on Binary Coded Ant Colony Algo-

在相同的条件下,分别对文中算法与遗传算法、粒子群优化算法和模拟退火算法分别进行模拟实验,统计结果具体见表4。

从表4可以看出,本文所提出的算法能较合理地根据图像信息确定阈值数目。从图像 Coins 和 Autumn 可以看出,本文所提出的算法优化阈值的迭代次数明显少于其他算法;对于图像 Rice,文献[12]的迭代次数较少,对于 Peppers,文献[16]的迭代次数较少。但是从整体的运行时间上来看,本文所提出的算法的实际运行时间较短,并且比较稳定,不会因为阈值数量的增多而增长过快。从表4实验数据来看,本文所提出的算法的鲁棒性明显优于其他算法,稳定性较高。

rithm [C]// 2010 2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications (ISA). 2010;1-4

[8] Wang Xiao-nian, Feng Yuan-jing, Feng Zu-ren. Ant colony optimization for image segmentation [C]// Proceedings of 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2005;5355-5360

[9] Gao Hao, Xu Wen-bo, Sun Jun, et al. Multilevel Thresholding for Image Segmentation Through an Improved Quantum-Behaved Particle Swarm Algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4):934-946

[10] Cao Bin, Shen Xuan-jing, Qian Qing-ji. Application of two-order particle swarm optimization algorithm in image segmentation[C]// 2010 IEEE 11th International Conference on Computer-Aided Industrial Design & Conceptual Design (CAIDCD). 2010;749-752

[11] Zhang Xue-feng, Shang Jin-kui. Application of image segmentation algorithm based on particle swarm optimization and rough entropy standard[C]// Control and Decision Conference. 2009:2905-2909

[12] 武燕,张冰. 基于改进粒子群算法的多阈值图像分割[J]. 微型电脑应用, 2011, 27(05):59-61, 70

[13] 李厚强,刘政凯,詹曙. 一种彩色纹理图像的分割方法[J]. 计算机学报, 2001, 24(9):965-971

[14] 史春奇,施智平,刘曦,等. 基于自组织动态神经网络的图像分割[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(01):23-30

[15] 赵于前,李慧芬,王小芳. 基于模拟退火算法的多阈值图像分割[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(01):380-382

[16] 张引,潘彦鹤. 基于模拟退火的最大似然聚类图像分割算法[J]. 软件学报, 2001, 12(02):212-218

(下转第 321 页)

识别率影响因子的前提下提出从特征长度、错误总数、漏报数、类间距离和类内聚集度 5 个方面综合设计适应度函数。本文采用 UCI 数据库的 Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic)数据集对其作比较验证,BCW 数据集是一组乳腺癌诊断数据,有 30 个特征,描述了样本(活检)图像中的细胞核现状特点。规定恶性诊断为正样本,良性为负样本。为了突出比较,这里采用最近邻算法作为分类器。经过多次实验比较,发现采用改进的适应度函数得到的因子普遍比 Bhanu 定义的原始适应度函数得到的因子要好,不但如此,正确率和特征子序列长度分别比原始适应度要高和短。这也间接证明其他因子的改进能取得更高的识别率。表 4 是两类适应度函数下的一组比较数据。

表 4 两类适应度函数下的特征选择比较

| | | | | | | | |
|--|-----|-----|-----|-----|------|-------|------|
| 样本总数:569 正类样本数:212 负类样本数:357 特征数:30 | | | | | | | |
| 适应度函数: $F(f) = -(k \cdot \log_{10}(L) + M_e \cdot \log_{10}(N))$ | | | | | | | |
| 基因链码:[0 0 0 1 0 1 1 1 0 0 1 1 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 1] | | | | | | | |
| 正确率:92.97% 漏报率:2.99% | | | | | | | |
| 长度 | 正确数 | 错误数 | 漏报数 | 误报数 | 正中心距 | 负中心距 | 类间距 |
| 12 | 529 | 40 | 17 | 23 | 64.2 | 100.7 | 0.13 |
| 适应度函数: $F(f) = \frac{ \mu_1 - \mu_2 ^2}{\omega_1 S_1^2 + \omega_2 S_2^2 + \omega_3 k + \omega_4 M_e + \omega_5 M_0}$ | | | | | | | |
| 基因链码:[0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 1 1] | | | | | | | |
| 正确率:94.90% 漏报率:2.28% | | | | | | | |
| 长度 | 正确数 | 错误数 | 漏报数 | 误报数 | 正中心距 | 负中心距 | 类间距 |
| 11 | 540 | 29 | 13 | 16 | 56.6 | 90.4 | 0.24 |

结束语 火焰识别与传统的人脸识别最大的区别是火焰无固定形态,较难用比较经典的 PCA 等方法来描述火焰特征,而用 Gabor 等方法虽然可以描述火焰的纹理等特征,但是计算量较大且不全面,效果不理想。本文在火焰识别的特征选择方面做了较深入的研究,综合利用了火焰的内容特征,设计适应度函数利用遗传算法对其特征进行有效选择,而基于结构风险最小化理论的 SVM 在识别过程中发挥了小样本识别的优势,因此在实验中取得了理想的效果。但是实验中也发现了一些问题,比如识别效果与视频图像采集模块关系很大,图像的失真是影响识别效果的最大因素。不同种类的摄像设备也会严重影响识别效果,比如由 A 摄像设备采集的样本训练的分类器对 B 摄像设备采集的样本做分类实验时效果就不理想,因此不同种类的摄像设备需要分别进行样本训练。这些都是后续研究过程中需要重点解决的问题。

(上接第 310 页)

[17] Wang Qing-sheng, Zhang Yue-qin, et al. Improved genetic neural network for image segmentation [C]// 2011 IEEE 18Th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IE&EM). 2011:1694-1698

[18] 纪则轩,陈强,孙权森,等. 各向异性权重的模糊 C 均值聚类图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2009,21(10):1451-1459,1466

[19] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 杭州:浙江大学,2003

[20] 王培崇,雷凤君,钱旭. 改进人工鱼群算法及其收敛性分析[J]. 科学技术与工程,2013,13(3):616-620

[21] 陈广洲,汪家权,李传军,等. 一种改进的人工鱼群算法及其应用[J]. 系统工程,2009,27(12):105-110

[22] 刘彦君,江铭炎. 自适应视野和步长的改进人工鱼群算法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(25):35-37,47

[1] 国家林业局. 全国森林防火中长期发展规划(2006—2015)[R]. 北京:国家林业局,2007

[2] Boutemedjet S, Bouguila N, Ziou D. A Hybrid Feature Extraction Selection Approach for High-Dimensional Non-Gaussian Data Clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(8):1429-1433

[3] 曾岳,冯大政. 一种基于加权变形的 2DPCA 的人脸特征提取方法[J]. 电子与信息学报,2011,33(4):769-774

[4] 楼朋旭,蔡念,张国宏,等. 融合 Contourlet 和高斯描绘子的图像检索方法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(19):163-165

[5] 王庆军,张汝波. 基于 Log-Gabor 和正交等度映射的人脸识别[J]. 计算机科学,2011,38(2):274-276

[6] 孙子璇,易荣华. 基于小波变换的正交匹配追踪算法及其应用[J]. 计算机科学,2012,39(Z11):273-275

[7] Lin Y Q, et al. Evolutionary feature synthesis for object recognition[J]. IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics Part C: Applications and Reviews, 2005, 35(2):156-171

[8] Liu Yu-cheng, Liu Yu-bin. Incremental Learning Method of Least Squares Support Vector Machine[C]// 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA). 2010:529-532

[9] 黄正宇,缪小平,芮挺. 基于图像的火焰检测中无量纲动态特征研究[J]. 计算机应用,2012,32(7):1894-189

[10] Verstockt S, Poppe C, Van Hoecke S, et al. Silhouette-based multi-sensor smoke detection[J]. Machine Vision and Applications, 2012, 23(6):1243-1262

[11] 刘辉,张云生,张印辉,等. 基于灰度差分统计的火焰图像纹理特征提取[J]. 控制工程,2013,20(2):213-218

[12] Günay O, Tasdemir K, Töreyn B U, et al. Fire Detection in Video Using LMS Based Active Learning[J]. Fire Technology, 2010, 46(3):551-577

[13] Tsaltatzinos T, Iliadis L, Spartalis S. A Generalized Fuzzy-Rough Set Application for Forest Fire Risk Estimation Feature Reduction[J]. Artificial Intelligence Applications and Innovations, IFIP Advances in Information and Communication Technology, 2011, 364:332-341

[14] 刘冬,张弓. 基于指数小波分形特征的 SAR 图像特定目标检测[J]. 西安电子科技大学学报,2010,37(2):366-373

[15] 许诗,文翰,肖南峰. 基于无线视频传输的道路灾害监控系统[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版,2011,25(10):46-53

[23] 朱命昊,匡向阳. 求解旅行商问题的改进人工鱼群算法[J]. 计算机应用研究,2010,27(10):3734-3736

[24] 刘佳,刘丽娜,李靖,等. 基于模拟退火算法的改进人工鱼群算法研究[J]. 计算机仿真,2011,28(10):195-198

[25] 王联国,洪毅,赵付青,等. 一种改进的人工鱼群算法[J]. 计算机工程,2008,34(19):192-194

[26] 江铭炎,袁东风. 人工鱼群算法及其应用[M]. 北京:科学出版社,2012

[27] Pun T. A New Method for Gray-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram[J]. Signal Processing, 1980, 17(2):223-237

[28] Kapur J, Sahop P, Wong A. A New Method for Grey-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1985, 24(29):210-239

[29] Kapur J N. Maximum Entropy Models in Science and Engineering[M]. New Delhi: Wiley Eastern, 1989