

一种快速红外图像分割方法

杜峰¹, 施文康¹, 邓勇¹, 朱振幅²

(1. 上海交通大学自动检测研究所, 上海 200030;
2. 航天科工集团第二研究院 207 所目标与环境光学国防重点实验室, 北京 100854)

摘要:为准确地实现目标识别,提出了将二维最大熵图像分割方法应用于红外图像实行分割.利用图像的二维直方图,二维最大熵分割方法不仅考虑了像素的灰度信息,而且还充分利用了像素的空间领域信息,能取得较为理想的分割结果.然而该方法所需的巨大运算量限制了其实际应用.运用 PSO 算法代替穷尽搜索获得阈值向量,求解速度可提高 300~400 倍,提高了分割效率.通过对实际的红外图像分割表明,这种方法简单、有效.

关键词:图像分割;微粒群优化;熵;目标识别
中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

FAST INFRARED IMAGE SEGMENTATION METHOD

DU Feng¹, SHI Wen-Kang¹, DENG Yong¹, ZHU Zhen-Fu²

(1. Inst of Automatic Detection Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China;
2. Laboratory of Target and Environment Feature, CASIC, Beijing 100854, China)

Abstract:In order to detect objects accurately, an image thresholding approach named two dimensions (2-D) maximum entropy was proposed to do infrared image segmentation. By using the 2-D histogram of image, the 2-D maximum entropy method not only considers the distribution of gray information, but also takes advantage of the spatial neighbor information. However, its great computation was often an obstacle in application. The threshold vector was obtained by using a new optimization algorithm, namely, the particle swarm optimization algorithm (PSO). The new way was proposed to realize the 2-D maximum entropy method instead of exhaustive search method. And it is 300~400 times faster than the traditional method. Through the example of segmenting the infrared image, the proposed method has been proved to be a fast method of segmenting infrared image.

Key words:image segmentation; particle swarm optimization; entropy; target recognition

引言

图像分割,是计算机视觉和图像理解的低层处理技术,它在图像分析及模式识别中起着重要的作用,也是自动目标识别技术中的一项关键技术.例如军事目标的识别、跟踪和精确定位的基础就是红外图像精准而实时的分割.如何简单有效地将红外目标与海天等复杂背景分离一直是这个领域的难点问题^[1,2].阈值分割法因其实现简单、计算量小、性能较稳定而成为图像分割中最基本和应用最广泛的分割技术.其中,1989年 Abutaleb^[3]将 Kapur 等^[4]提出的一维最大熵法推广至二维,即考虑像素的灰度级及其邻域平均灰度级构成的二维直方图,应用二维

最大熵法进行图像分割.当图像的信噪比降低时,应用一维最大熵法将产生很多分割错误.二维最大熵法应用二维直方图,不仅反映了灰度分布信息,还反映了邻域空间相关信息,因此二维最大熵法是一种有效的阈值分割方法.但是,被推广的二维最大熵法只是简单地将一维寻优推广为二维寻优,因此导致运算量按指数增长,耗时太长,难以实用.为了解决这一问题,本文提出运用一种新的启发式优化技术,微粒群优化方法,代替穷尽搜索,求解最大熵阈值,提高了算法的实用性.

本文的结构安排如下,第2部分简单叙述了二维最大熵法的原理,第3部分介绍了微粒群算法,第4部分将提出的方法运用于实际的红外图像分割,

给出了分割结果,最后部分给出了结论.

1 二维最大熵阈值分割

熵是平均信息量的表征.由于最大熵方法在图像重建、信息分类等方面的成功应用,最大熵的方法也被应用于阈值的选取.最大熵的基本原则是,对于一定量的信息,最能表达知识的概率分布就是在某种约束条件下使得信息的 Shannon 熵最大.由于已有很多应用例子^[5]表明二维最大熵阈值分割明显优于一维最大熵阈值分割,本文将采用二维最大熵法对红外图像进行阈值分割.

二维最大熵法是基于图像的二维直方图.图像的二维直方图可以有下式得到:

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{N \times M}, \quad (1)$$

其中, $N \times M$ 表示图像的大小, n_{ij} 表示图像中灰度值为 i , 邻域灰度值为 j 的像素个数.通常一幅红外图像的二维直方图的平面图可以用图 1 来表示:

其中区域 1 和区域 2 各自表示背景和目标的像素,区域 3 和 4 通常表示边界和噪声信息.因此,阈值向量 (t, s) , 其中 t 代表像素的灰度值, s 代表该像素的邻域均值(通常是 8 邻域), 就是根据以上原则进行分割目标和背景.

通常区域 1 和区域 2 具有不同的概率分布,为使分区熵之间具有可加性,用两个区域的后验概率对各区域的概率 p_{ij} 进行归一化处理,假设对于具有 L 个灰度级的图像,阈值设在 (s, t) , 定义 P_1, P_2 ,

$$P_1 = \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij}, \quad P_2 = \sum_{i=s}^{L-1} \sum_{j=s}^{L-1} p_{ij}, \quad (2)$$

并且定义二维离散熵 H 的一般表示:

$$H = - \sum_i \sum_j p_{ij} \lg p_{ij}, \quad (3)$$

因此可以得到区域 1 的二维熵:

$$\begin{aligned} H(1) &= - \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} (p_{ij}/P_1) \lg(p_{ij}/P_1) \\ &= (-1/P_1) \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} (p_{ij} \lg p_{ij} - p_{ij} \lg P_1) \\ &= (1/P_1) \lg P_1 \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} - (1/P_1) \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \lg p_{ij} \end{aligned}$$

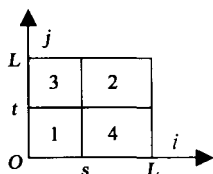


图 1 二维直方平面图

Fig. 1 The plane of 2-D histogram

$$= \lg(P_1) + H_1/P_1. \quad (4)$$

同理可以得到区域 2 的二维熵:

$$H(2) = \lg(P_2) + H_2/P_2, \quad (5)$$

其中, H_1, H_2 为:

$$H_1 = - \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \lg p_{ij}, \quad H_2 = - \sum_{i=s}^{L-1} \sum_{j=s}^{L-1} p_{ij} \lg p_{ij}. \quad (6)$$

那么,整个图像中目标和背景熵之和的函数 $\phi(s, t)$ 表达为:

$$\phi(s, t) = H(1) + H(2), \quad (7)$$

其中, $H(1)$ 和 $H(2)$ 分别由上述公式(3)和(4)确定.

根据最大熵原则,最佳的阈值向量 (s^*, t^*) 就是满足条件

$$\phi(s^*, t^*) = \max \{ \phi(s, t) \}. \quad (8)$$

2 微粒群寻优算法

微粒群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种基于群智能(Swarm Intelligence)方法的演化计算技术. PSO 是一类随机全局优化技术,算法通过粒子间的相互作用发现复杂搜索空间中的最优区域,优势在于简单容易实现而又功能强大. PSO 最早是由 Kenredy 和 Eberhart^[7]于 1995 年提出的. PSO 把优化问题的潜在解都当作解空间中的粒子,所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值,每个粒子还有一个速度决定他们飞翔的方向和距离.然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中搜索.初始化为一群随机粒子(随机解).然后通过迭代找到最优解.在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己.第一个就是粒子本身所找到的最优解,这个解称为个体极值.另一个极值是整个种群目前找到的最优解,这个极值是全局极值.

设一个微粒种群共有 m 个粒子,用 i 表示微粒种群中粒子的序号,每个粒子处于 n 维的 R^n 空间,具有 v_i 的飞行速度,并且 v_i 是根据自己以前最优的解 S_i 和整个种群中最优的解 \bar{s} 进行动态调整.速度更新是通过粒子的当前速度向量和位置的线性组合来计算的.所有的粒子运动服从下面方程^[8]:

$$v_i^{(t+1)} = wv_i^{(t)} + c_1 r_1^{(t)} (s_i^{(t)} - p_i^{(t)}) + c_2 r_2^{(t)} (\bar{s}^{(t)} - p_i^{(t)}), \quad (9)$$

$$p_i^{(t+1)} = v_i^{(t+1)} + p_i^{(t)}, \quad (10)$$

其中, $r_1^{(t)}, r_2^{(t)}$ 为随机数,服从 $(0, 1)$ 之间的均分布, c_1, c_2 为学习因子,通常 $c_1 = c_2 = 2$, w 是惯性系数.整个搜索过程是一个循环迭代过程,终止条件可设为达到最大循环代数或者达到最小误差精度.

标准的处理过程为:

1) 初始化迭代序号 $t=0$, 对微粒群 S 中的 m 个粒子在设定的解空间进行随机初始化, 即更加具体问题条件随机设定 p_i^0 .

2) 计算每个粒子的适应度 $F(p_i^{(t)})$, 也即为求解问题的目标函数.

3) 把粒子自身的适应度与当前的适应度进行比较, 将 $s_i^{(t)}$ 更新为较好的值,

$$s_i^{(t)} = \begin{cases} s_i^{(t-1)} & \text{if } f(p_i^{(t)}) \leq f(s_i^{(t-1)}) \\ p_i^{(t)} & \text{if } f(p_i^{(t)}) > f(s_i^{(t-1)}) \end{cases} \quad (11)$$

4) 根据整个群中各个粒子的适应度值, 设置全局最优解位置 $s^{(t)}$,

$$s^{(t)} \in \{s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \dots, s_m^{(t)} \mid F(s^{(t)}) = \max \{F(s_1^{(t)}), F(s_2^{(t)}), \dots, F(s_m^{(t)})\} \quad (12)$$

5) 根据公式(9)更新每个粒子的速度向量;

6) 根据公式(10)更新每个粒子的位置;

7) 迭代循环 $t=t+1$, 转到第 2 步, 直到满足终止条件.

从上面的论述可以看出, 把 PSO 运用于优化问题求解, 有两个关键的地方: 解的表示和适应度函数. PSO 的一个优势是, 能把实际问题的变量直接当作微粒. 不同于遗传算法^[5,9], 它不需要进行二进制编码, 或者需要特殊的遗传操作算子. 对于适应度函数, 可以是与变量有显式关系的函数, 也可以选用与变量没有显式函数关系的量作为量度. 对于 PSO 的具体应用, 以及红外图像阈值分割将在下节讨论.

3 红外图像分割

结合二维最大熵阈值分割和 PSO 算法的论述, 我们把粒子设为 (s, t) , 适应度函数设为 $\phi(s, t)$, 其中求解的解空间为图像中像素的分布空间. 通过图像求解二维直方图, 然后, 我们就可以利用 PSO 的标准流程进行解的寻优, 搜索出使 $\phi(s, t)$ 取得最大值的 (s^*, t^*) . 根据所求的 (s^*, t^*) , 对整幅图像进行阈值分割, 将对落在区域 2 的像素分割为目标, 其余的为背景.

为验证整个方法的有效性, 首先将本文提出的方法应用于实际的红外目标识别, 以分割出环境中的隐藏目标, 如图 2 所示, 有个像素, 图 3 为按二维最大熵法分割结果. 可以看出, 该算法能较好地分割出潜在红外目标. 由于前人大量文献[3], [4], [5]证明了二维最大熵法的优越性, 我们更注重分析本文所提出算法的效率. 如果通过传统的穷尽搜索, 我

们必需对计算熵函数(7)进行 256×256 次计算, 得出最优分隔值 $(80, 81)$, 使得熵最大为 9.22242. 采用 PSO, 我们进行了以下试验, 先设置微粒种群数为 15, 迭代数为 30, $c_1 = c_2 = 2$, 通过结果可看出, 在第 3 代到第 7 代收敛到局部最优 9.209097, 阈值为 $(80, 79)$, 在第 8 代到第 10 代收敛到局部最优 9.210035, 阈值为 $(78, 81)$, 到第 11 代时, 已收敛到全局最优 9.22242, 阈值为 $(80, 81)$. 即, 运用 PSO 求解出全局最优值, 总共运行了熵函数 $15 \times 11 = 165$ 次, 相比于穷尽搜索, 速度提高了近 400 倍. 而且当我们把设置微粒种群数为 30, 迭代数为 30 时, 算法在第 4 代就寻出最优阈值 $(80, 81)$, 也即整个求解过程进行了 $30 \times 4 = 120$ 次熵函数的运算, 可见通过设置合理的种群数, 计算次数还可适当减少. 原始红外图像和分割结果分别如图 2、图 3 所示.

同时, 我们还将该方法应用于生物环境监测的红外图像分割, 以弄清该区域植被分布情况. 如图 4 所示, 包括 600×450 个像素. 如同上例, 微粒种群数设为 15, 迭代数设为 30, $c_1 = c_2 = 2$, 分割结果如图 5 所示, 通过传统的全局搜索得到的最优值为 14.579565, 阈值向量为 $(158, 156)$, 而采用 PSO 算法进行优化计算, 得到的结果如表 1 所示, 算法效率提高 $256 \times 256 / (15 \times 13) \approx 336$ 倍, 而且实际上, 在第 5 代时, 已非常接近最优值.

需要指出的是, 如何评价图像分割的效果是一件非常复杂的事情, 尤其是红外红外图像中通常包括未知的目标和复杂的环境, 往往无法进行定量的评价. 一个广泛采用的评估原则就是看能否分割出期望的或者重要的区域. 正如 Haralick and Shapiro^[9] 指出的好的分割结果通常具有简单的、一致性的区域和简单的、无锯齿的空间轮廓. 图 3、图 5 所示的分割结果能实现我们的分割目的, 充分满足上述准则.

表 1 算法收敛过程

Table 1 The process of convergence

Iteration Number	Threshold Vector	Object Value
1 th	(230, 205)	13.342249
2 th	(135, 108)	14.227427
3 th	(145, 147)	14.551432
4 th	(148, 152)	14.563066
5 ~ 12 th	(158, 155)	14.579055
13 ~ 30 th	(158, 156)	14.579565



图2 原始红外图像
Fig.2 The original infrared image



图3 分割后的图像
Fig.3 The segmented image



图4 原始红外图像
Fig.4 The second original infrared image

4 结论

二维最大熵能较好地实现红外图像分割,而且通过采用 PSO 寻优方法,能有效地降低计算量,有利于实现红外图像的实时处理.因此,本文提出的基于 PSO 的二维最大熵法是一种简单、有效的快速红外图像分割方法.采用 PSO 算法进行分割阈值求解,相比于传统的穷尽搜索方法,运算速度可提高 300~400 倍.同时,目前 PSO 大多成功应用于连目标续函数寻优,对离散问题的很少报道,由于图像的

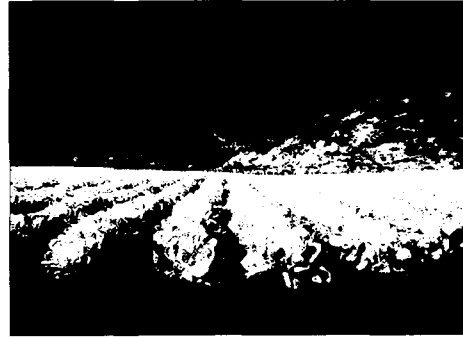


图5 分割图像
Fig.5 The segmented results of figure 4

二维最大熵分割问题是一个离散寻优问题,PSO 在本文中的成功运用,表明该算法具有对离散问题进行寻优的能力.

REFERENCES

- [1] TAO Wen-Bin, TIAN Jin-Wen, LIU Jian, *et al.* Segmentation of FLIR images by genetic algorithm and fuzzy entropy [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (陶文兵, 田金文, 柳健等基于遗传算法和模糊熵的前视红外图像分割, *红外与毫米波学报*), 2003, 22(6): 465—468.
- [2] ZHANG Chang-Jiang, FU Meng-Yin, JIN Mei, *et al.* Approach to enhance contrast of infrared image based on wavelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张长江, 付梦印, 金梅, 等. 一种红外图像对变增强的小波变换法 [J], *红外与毫米波学报*), 2004, 23(2): 119—124.
- [3] Abutaleb A S. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimension entropy [J]. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1989, 47(1): 22—32.
- [4] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1985, 29(3): 273—285.
- [5] CHEN Guo, ZUO HongFu. 2-D maximum entropy method of image segmentation based on genetic algorithm [J]. *J. Computer-aided Design & Computer Graphics* (陈果, 左洪福, 图像分割的二维最大熵遗传算法 [J], *计算机辅助设计与图形学学报*), 2002, 14(6): 530—534.
- [6] TAO Wen-Bing, TIAN Jin-Wen, LIU Jian, *et al.* Segmentation of FLIR images by genetic algorithm and fuzzy entropy [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (陶文兵, 田金文, 柳健, 等. 基于遗传算法和模糊熵的前视红外图像分割, *红外与毫米波学报*) 2003, 22(6): 465—468.
- [7] Kennedy J, Eberhart R C, Particle swarm optimization [C], *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, 1942—1948.
- [8] Kennedy J, Eberhart R C, Shi Y, *Swarm Intelligence* [M], San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [9] Davis L. *Handbook of Genetic Algorithm* [M]. New York: van Nostrand, 1991.
- [10] Haralick R M, Shapiro L G. Image segmentation techniques [J], *Comput. Vision Graphics Image Process*, 1985, 29: 100—132.