

一种基于形态学的红外目标分割方法

孙 伟, 夏良正

(东南大学 自动控制系, 江苏 南京 210096)

摘要:研究自然背景下红外图像中目标分割的问题,提出了一种基于形态学的红外目标分割方法.该方法先利用形态学滤波,对红外目标图像中的噪声和微小的干扰区域进行滤除,接着根据提出的计算图像形态梯度的多尺度算法提取图像梯度,而后用改进的分水岭算法对图像进行分割,最后针对过分割问题提出了一种新的区域融合方法.实验结果表明,该算法能较好地解决红外图像中的目标分割问题.

关键词:图像分割;形态梯度;分水岭算法;过分割

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A

INFRARED TARGET SEGMENTATION ALGORITHM BASED ON MORPHOLOGICAL METHOD

SUN Wei, XIA Liang-Zheng

(Department of Automatic Control Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract:To segment targets under complicated background from infrared images of natural scenes, an infrared image segmentation algorithm based on mathematical morphology was presented. First, the noise and small interferential regions are removed with morphological filters. Second, a multiscale algorithm for computing morphological gradient images is proposed and the gradients are derived. Third, the images are segmented by improved watersheds and the problem of over-segmentation regions is settled well by an effective region merging method. The experiment results show that the approach performs well in target segmentation in infrared images.

Key words:image segmentation; morphological gradient; watershed algorithm; over-segmentation

引言

图像分割是图像分析中最基本的问题之一.图像分割是把目标从图像背景中分离出来的过程^[1].近年来形态学的方法被广泛地应用到图像处理中.利用形态学滤波器可以滤除图像中噪声和微小干扰区域,同时图像边缘保持良好^[2].形态学方法在图像分割中的应用主要是基于分水岭变换(watershed transform).

由于探测器本身固有的特性,红外图像与一般自然背景下的图像相比,普遍存在目标与背景对比度较差、目标的边缘模糊和噪声较大等特点.针对这些特点,本文提出了一种基于形态学的红外图像分割算法.该算法融合了基于边缘和区域的方法.首先,利用形态开、闭滤波器组对原始图像进行处理,以滤除图像噪声和微小的干扰区域;其次,根据提出

的计算图像梯度的多尺度形态学算子来提取图像梯度;再次,用改进的分水岭算法对梯度图像进行分割;最后,根据提出的区域融合方法对区域进行合并.实验结果表明,该算法是行之有效的.

1 多尺度形态梯度算法

分水岭变换(watershed transformation)是一种非常适用于图像分割的形态算子,然而,基于分水岭变换的图像分割方法,其性能在很大程度上依赖于用来计算待分割图像梯度的算法^[3].传统的梯度算子存在严重的缺陷,会受噪声和量化误差的影响,在均匀一致的区域内部产生过多的局部最小值(local minima).而分水岭变换后得到的图像区域数目与梯度图像的区域最小值数目相同(这是形成过分割的根本原因).解决这个问题有几种方法,第1种方法就是对原始图像进行平滑,可以采用保边界的非线性

性扩散方法^[4]来进行平滑,但此种方法运算量较大;第2种方法就是对梯度图像取阈值运算,然而,传统的梯度算子将使边缘上像素的梯度值较小,即使边缘两边之间像素差较大,这样通过取阈值运算后,就无法在去除因噪声或量化误差造成的局部极小值的同时也能保留边缘上的极小值;第3种方法是首先进行标记提取,但这种方法需要有关待分割对象和背景的先验知识,而且区域合并或松弛标记过程的计算负担比分水岭变换本身还要重,这就大大降低了整个分割过程的速度.本文针对红外图像的特点,提出了一种基于形态学算子的多尺度梯度算法,该算法能够有效地去除因噪声或量化误差造成地局部极小值.

传统的形态梯度算子为

$$\text{Grad}(f) = (f \oplus B) - (f \ominus B) \quad (1)$$

其中, \oplus 和 \ominus 分别表示膨胀和腐蚀运算, B 为结构元素. 式(1)的梯度算子即称为单尺度形态梯度算子,其性能取决于结构元素 B 的大小. 小尺寸的结构元素去噪能力弱,但能检测到好的梯度边缘细节,大尺寸的结构元素去噪能力强,但所检测的梯度边缘较粗. 为了利用大结构元素和小结构元素的各自优点, D. Wang 提出了一种多尺度梯度算子^[6], 如式(2)所示.

$$\text{MG}(f) = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n [(f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)] \ominus B_{i-1} \quad (2)$$

这里, $B_i (0 \leq i \leq n)$ 为一组正方形的结构元素, B_i 的大小为 $(2i+1) \times (2i+1)$ 像素点. 在实践中,由于多尺度的形态梯度算子使用了取平均运算,所以对噪声的鲁棒性较强. 在此算子的基础上,并结合红外图像的特点,我们提出了一种新的多尺度形态梯度算子,如式(3)所示.

$$\text{MIG}(f) = \sum_{i=1}^n [w_i \times ((f \ominus B_{i-1}) \oplus B_i) - ((f \ominus B_{i-1}) \ominus B_i) \ominus B_{i-1}] \quad (3)$$

这里, $\text{MIG}(f)$ 为合成的新梯度图像, w_i 为各尺度下的权值,对于红外图像而言,为了提高抗噪声能力,可将大尺度的权值得大一些. 考虑到红外图像边缘模糊的特点,我们先对原始图像进行腐蚀运算,然后对腐蚀过的图像求形态学梯度.

2 改进分水岭算法

分水岭算法 (Watershed algorithm) 可以被划分为基于区域的分割方法. 其基本思想是把图像看作

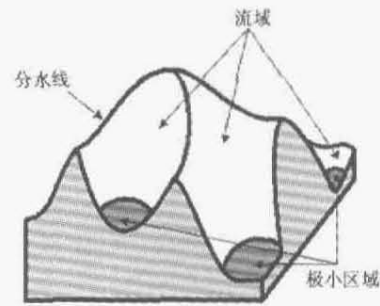


图1 灰度图像的极小区域、流域及分水岭
Fig. 1 Minima region, valley and watershed in grey image

是测地学上的拓扑地貌. 计算分水岭的算法有很多种,其中具有代表性的一种算法是基于浸没模拟 (Immersion Simulation)^[9] 的过程. 这是一种自下而上形成区域的方法. 该算法把灰度图像看成是地形学上的地貌. 首先在地貌中的极小区域的表面刺一小孔,同时让泉水从小孔中涌出,并慢慢淹没极小区域周围的区域,当相邻极小区域的水快要汇合时,建造一道大坝来阻隔它们. 浸没过程结束后,所有的区域将被水淹没,并被大坝所包围. 这些大坝就是流域的分水岭. 图1表示了这些概念.

Vincent 和 Soille 提出了基于浸没模拟 (Immersion Simulation) 的算法级定义^[5] 并给出了实现算法. 该算法分为如下2步: (1) 排序过程: 按灰度递增的次序给像素排序; 以便于在某一灰度级直接访问相关的像素; (2) 浸没过程: 从极小区域开始,一级一级地处理. 该算法使用一个 FIFO 队列,按照宽度优先的方式递归地分配给每一极小区域及其相关地集水盆地以不同的标记. 该算法的复杂度与输入图像的像素个数呈线性关系. 在应用 V-S 算法仿真过程中,我们发现图像边缘经常出现不连续的情况. 分析 V-S 算法的伪代码,我们发现该算法存在如下问题:

(1) 若待标记像素与多个不同集水盆地的像素相邻,则该像素的标记可能出现多种可能. 如下列栅格所示:

$$\begin{array}{ccccc} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} & x_{15} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} & x_{25} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & x_{34} & x_{35} \\ x_{41} & x_{42} & x_{43} & x_{44} & x_{45} \\ x_{51} & x_{52} & x_{53} & x_{54} & x_{55} \end{array} \quad (4)$$

假设 x_{33} 为待标记像素,其4邻域 $N_4(x_{33}) = \{x_{23}, x_{43}, x_{32}, x_{34}\}$, $\text{Label}(x_{23}) = A, \text{Label}(x_{43}) = B, \text{Label}(x_{32}) = B, A, B$ 分别代表不同的集水盆地. 根据该

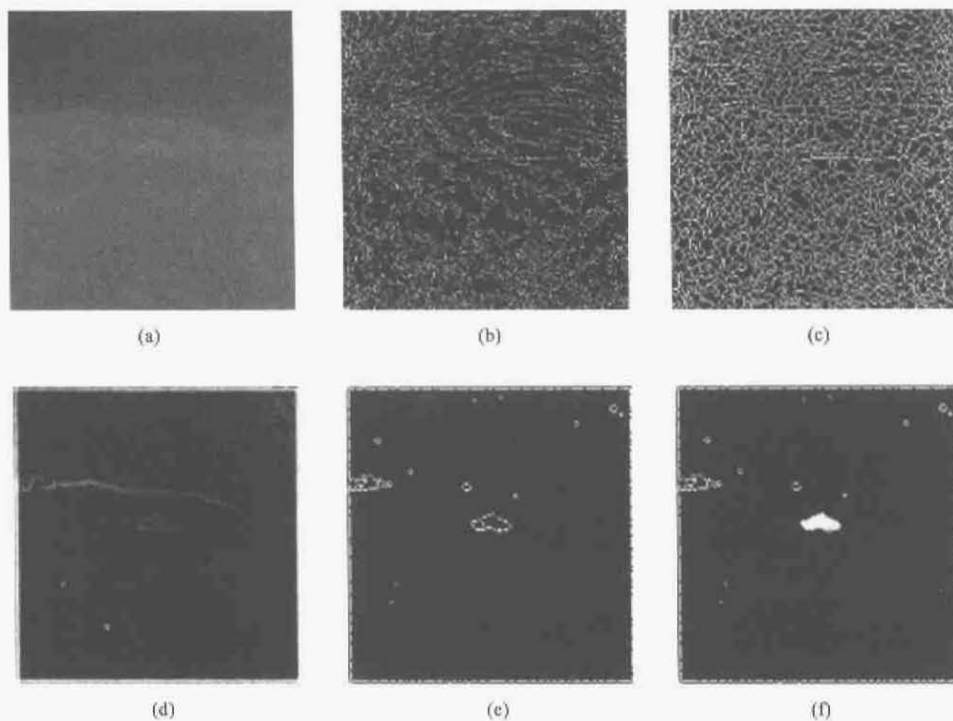


图2 红外坦克图像分割(a)原始图像;(b)基于梯度图像的V-S算法分割结果;(c)基于形态学梯度改进分水岭算法分割结果;(d)形态学滤波、多尺度形态学梯度算法、反差校正结果;(e)在(d)预处理基础上改进分水岭算法分割结果;(f)分水岭变换后区域融合结果

Fig. 2 Segmentation of infrared tank image; (a) original image; (b) segmentation result of the V-S algorithm based on image gradient; (c) segmentation result of the improved watershed algorithm based on morphological gradient; (d) preprocessing of morphological filters, multiscale algorithm of morphological gradient, contrast correct; (e) segmentation result of improved watershed algorithm after preprocessing; (f) region merging after watershed transformation

算法,当邻域像素处理顺序为 $x_{23} \rightarrow x_{32} \rightarrow x_{43}$ 时,像素 x_{33} 的标记变化为 $A \rightarrow WSHED \rightarrow B$;当邻域像素处理顺序为 $x_{32} \rightarrow x_{43} \rightarrow x_{23}$ 时,像素 x_{33} 的标记变化为 $B \rightarrow B \rightarrow WSHED$;当邻域像素处理顺序为 $x_{43} \rightarrow x_{23} \rightarrow x_{32}$ 时,像素 x_{33} 的标记变化为 $B \rightarrow WSHED \rightarrow B$ 。由此可以看出,当邻域像的处理顺序不同,待处理像素的标记会出现不同的结果。而根据 Vincent 和 Soile 给出的定义^[9],像素 x_{33} 的标记应为 $Label(x_{33}) = WSHED$ 。由此可以看出,V-S算法中易出现像素的分水岭标记被集水盆地标记取代的情形。因而造成图像目标边缘的不连续。

(2)若灰度级相同的两个像素互为邻域关系且两者测地距(geodesic distance)相同,则其中一像素的标记不影响另一像素标记的确定。仍以栅格(5)所示。假设像素 x_{23}, x_{34} 灰度值相同,且互为邻域像素。 $Label(x_{23}) = A, Label(x_{32}) = A, Label(x_{43}) = A, Label(x_{44}) = B$ 。由算法可知, $Distance(x_{33}) = 1, Distance(x_{34}) = 1, Label(x_{33}) = A$ 。现在我们确定像素 x_{34} 的标记,此时 x_{33} 作为 x_{34} 的邻域像素。由算法中判

据可知,像素 x_{33} 的标记不能影响像素 x_{34} 标记的确定。因而可能造成像素 x_{34} 标记发生错误。因而造成图像目标边缘像素的不连续。

为了得到满意的图像分割结果,我们针对上述问题对V-S算法进行了修改。首先,对一个像素标记的确定,应同时根据其邻域像素标记属性并行判断。若某像素只与一个集水盆地的像素相连,则赋值该像素集水盆地的标记;若一个像素同时与两个或以上集水盆地相邻,则标记为分水岭像素 WSHED;若像素同时与一集水盆地与分水岭相连,则赋值该像素集水盆地标记;若像素只与分水岭像素相连,则赋值该像素分水岭标记。其次,为避免出现像素标记错误的情况。当某一像素的标记确定以后,将其测地距下降一次,从而可以将该像素作为邻域像素对其中像素的标记进行判断。

3 区域融合算法

图像经过形态开、闭滤波,即可根据提出的多尺度形态梯度算法求取梯度图像,再经梯度图像的改

进的分水岭算法得到初始分割结果. 这样在很大程度上减轻了过分割. 但对复杂图像而言, 由于上述过程依然存在过分割情况. 因此, 还需要在上述分水岭变换基础上进行区域融合^[11], 以便得到有意义的分割结果.

区域融合是在整幅图像划分为若干个集水盆地区域的基础上进行的. 在分水岭变换中, 除了不同集水盆地的标记外, 还存在分水岭点. 因此, 为了对图像进行区域划分, 必须将这些分水岭点分配到其相邻的集水盆地中. 分水岭的分配准则是灰度相似性. 即在分水岭点的邻域中, 寻找与其灰度最为接近的像素, 且此像素不是分水岭点, 然后将分水岭的标记设置为此像素的标记.

假设图像由目标和背景 2 部分组成. 因此我们可以知道, 分水岭变换生成的过分割小区域要么是属于背景的, 要么是属于目标的. 我们可以通过反差校正等方法来改善目标与背景的对比值. 这样使得目标与背景存在较大的灰度差. 这里我们提出了一种新的区域融合方法. 用每个标记区域的灰度平均值作为描述该区域的属性. 设经分水岭变换的集水盆地区域数为 n , 集水盆地区域的灰度平均值记为 GE_i ($i = 1, \dots, n$). 则由 n 个集水盆地区域组成的图像有 L 级灰度 $G = \{g_0, g_1, \dots, g_{L-1}\}$, $g_0 = \min\{GE_1, GE_2, \dots, GE_n\}$, $g_{L-1} = \max\{GE_1, GE_2, \dots, GE_n\}$, $L \leq n$. 设直方图为 h_k , $h_k = \frac{n_k}{n}$, $k = 0, 1, \dots, L-1$. 这里 n_k 为灰度 g_k 出现的频数. 根据金立左等人提出的基于最大熵原理的灰度直方图阈值选取算法^[14], 我们可以确定一个最优化阈值 T . 对集水盆地 i 而言, 若 $GE_i \geq T$, 则集水盆地 i 被判定为目标区域, 否则划归为背景区域. 对于由多目标及背景组成的图像, 我们可以根据该算法的推广形式来对区域进行融合.

4 实验结果及结论

我们用红外坦克目标图像来进行实验. 如图 2 所示. 其中(a)为原始图像;(b)为基于梯度图像分水岭变换 V-S 算法分割结果. 由该图可看到过度分割的情况, 此时的集水盆地区域数为 1822 个, 而且可以看出图中的分水岭边缘存在不连续的情况;(c)为基于形态梯度图像改进的分水岭算法分割结果, 由图可以看出, 所有的分水岭边缘点均是连续的;(d)为经形态学开、闭滤波, 反差校正的多尺度

形态学梯度图像;(e)为对经(d)预处理的形态梯度图像使用改进分水岭变换的分割结果, 此时的集水盆地数区域数为 148 个, 因此可以看出, 经过(d)的预处理以后, 分水岭变换产生的过分割情况在很大程度上得到了改善.(f)为(e)分水岭变换后区域融合结果图像. 阈值为 151, 从图可以看出, 坦克目标被很好的分割出来. 唯一美中不足的是, 坦克的炮管由于受噪声的污染较大, 经形态学滤波后炮管被作为微小的干扰区域被滤除掉了. 从(e)和(f)可以看出, 对图像进行形态学滤波和多尺度形态学梯度提取后, 再用改进的分水岭变换, 即使不进行区域合并, 也能产生有意义的分割.

本文提出了一种新的红外图像分割算法. 在对图像进行形态学滤波后, 根据提出的多尺度形态学梯度算子计算图像梯度, 然后用改进的分水岭算法来分割图像, 最后对过分割区域进行融合. 实验结果表明, 分水岭变换产生的过分割情况得到了大大地改善, 提出的区域融合方法具有很好的效果. 但是, 除形态学滤波外, 文中的多尺度梯度操作和分水岭算法的计算开销都不小, 运算时间较长, 无法满足实时性的要求, 我们接下来的工作将集中于计算复杂性方面的改进, 降低运算量, 提高运算速度, 解决算法的实效性问题.

REFERENCES

- [1] Nikhil R P, Sankar K P. A review on image segmentation techniques [J]. *Pattern Recognition*, 1993, **26**: 1277—1294.
- [2] WANG D, Haese-Coat V, Bruno A, et al. Some statistical properties of mathematical morphology [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1995, **43**(8): 1955—1965.
- [3] WANG D. A multiscale gradient algorithm for image segmentation using watersheds [J]. *Pattern Recognition*, 1997, **30**: 2043—2052.
- [4] Alvarez L, Lions P L, Morel J M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. *SIAM Number. Anal.*, 1992, **29**: 845—866.
- [5] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, **13**(6): 583—598.
- [6] Jin Li-Zuo, Xia Liang-Zheng. A new definition of fuzzy partition entropy and its application to image segmentation [J]. *J. Infrared and Millim. Waves* (金立左, 夏良正. 模糊划分熵的新定义及其在图像分割中的应用. *红外与毫米波学报*), 2000, **19**(3): 219—223.