

文章编号:1001-9014(2005)02-0114-05

# 一种基于图划分的人造红外目标实时分割算法

陶文兵<sup>1,2</sup>, 金海<sup>1</sup>, 田金文<sup>2</sup>, 柳健<sup>3</sup>

1. 华中科技大学 计算机学院集群与网络计算重点实验室, 湖北 武汉 430074;
2. 华中科技大学 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北 武汉 430074;
3. 华中科技大学 电子与信息工程系, 湖北 武汉 430074)

**摘要:**提出一种基于图划分的实时红外目标分割方法. 选用规格化划分值作为区分目标和背景的最佳阈值选取的准则. 该准则联合考虑了象素的灰度信息及其空间位置信息, 因而分割红外目标比常规方法更为准确可靠. 文章对该算法的时间复杂性及空间复杂性进行了分析, 为满足实时处理的需要, 对算法进行了简化处理, 并定义四种方向的领域权值矩阵, 提出一种快速查表的方法有效地解决了算法的实时性问题. 试验结果表明, 该方法能够有效地完成红外目标的准确分割, 分割性能优于传统的 Otsu 准则和一维熵方法, 同时, 采用快速实现算法大大提高了该算法实时处理能力, 节省了存储空间, 从而使该算法在实际中能得到有效应用.

**关键词:**图; 实时; 红外目标; 规格化划分; 分割  
**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## REAL-TIME SEGMENTATION TECHNOLOGY OF MAN-MADE INFRARED OBJECT BASED ON NORMALIZED CUTS

TAO Wen-Bing<sup>1,2</sup>, JIN Hai<sup>1</sup>, TIAN Jin-Wen<sup>2</sup>, LIU Jian<sup>3</sup>

1. Cluster and Grid Computeng Laboratory, HUST, Wuhan 430074, China;
2. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, HUST, Wuhan 430074, China;
3. Department of Electronics and Information Engineering, HUST, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** An effective approach based on normalized cuts to segment infrared object was presented. The method is related to the graph theory. An image was represented as a weighted undirected graph, where the nodes of the graph were the pixels of the image, and an edge was formed between every pair of pixels. The weight on each edge was function of the similarity between the two pixels, and the similarity was related to the gray level and the position of pixels. Normalized cut was chosen as the principle to distinguish object from background. The time and space complexity of the algorithm was studied. Four kinds of domain-weight-matrix were defined and a quick table-search method was presented to improve the real-time algorithm. The experimental results show that the proposed method has excellence performance, and it is superior to the traditional segmentation method.

**Key words:** graph; real-time; infrared object; normalized cuts; segmentation

### 引言

红外图像分割是红外制导中的关键技术, 是精确跟踪的基础. 由于红外图像反映了目标和背景的热辐射特性, 因而目标和背景的灰度级存在差异, 这使得采用阈值法将目标和背景分离成为可能. 但如何选取合理的阈值将目标与背景有效地分离是阈值法所要解决的关键问题, 也是研究的难点所在. 这方面已有大量研究出现<sup>[1-6]</sup>. 红外目标与其周围

背景存在热交换以及大气对热辐射的散射和吸收作用, 使得红外图像中目标与背景的对比度较低、边缘模糊, 因而很多情况下传统的阈值法很难取得好的效果.

传统的阈值分割方法通常根据目标与背景的灰度分布特性来区分目标和背景, 没有考虑象素间的空间位置信息. 事实上, 无论是目标还是背景, 都具有一定的空间连续性. 目标的象素与背景的象素除了在灰度值上存在差异外, 其空间位置也存在较大

收稿日期: 2004-04-21, 修回日期: 2004-09-06

Received date: 2004-04-21, revised date: 2004-09-06

基金项目: 教育部“十五”211工程子项“图像处理网格应用平台建设”(CG 2003-GA 001)资助项目

作者简介: 陶文兵(1975-), 男, 湖北武汉人, 博士生, 从事图像处理及多媒体检索研究.

差异.一般来说,目标内部各像素的相对距离较小,而与背景各像素的相对距离则较大,背景的像素也具有同样特点.所以,如果我们在阈值分割时引入像素的空间位置信息,这对提高分割的质量很有帮助.基于此思想,本文根据图结构划分的原理采用一种规格化划分准则作为阈值分割的依据,并对该算法的时间复杂性及空间复杂性进行了分析.为满足实时处理的需要,文章对算法进行了简化处理,定义4种方向的领域权值矩阵,提出一种快速查表的方法,有效地解决了算法的实时性问题,节省了存储空间.试验结果表明,该准则与常规的阈值分割准则相比,分割红外目标更为准确有效,具有较好的实时性.

## 1 基于规格化的图划分准则

任意特征空间的点集均可表示为一个带权的无相图  $G = (V, E)$ , 图上的节点即为特征空间的点, 每两个节点  $(i, j)$  之间由一条边连接起来, 边的权值为  $w(i, j)$ ,  $w(i, j)$  表示节点  $i$  和节点  $j$  的相似程度. 如果将图  $G = (V, E)$  进行划分, 假设分为  $m$  个互不相交的子集  $V_1, V_2, \dots, V_m$ , 划分后保证每个子集  $V_i$  内的相似程度较高, 不同的集合  $V_i$  和  $V_j$  之间的相似程度较低, 那么, 就必须确定一个最佳划分的准则.

考虑图的二值划分, 假定将图  $G = (V, E)$  划分为两个不相交的子集  $A$  和  $B$ , 即  $A \cup B = V, A \cap B = \emptyset$ . 如果我们不断地移去连接这两个子集的边, 那么这两个子集的不相似程度可描述为移去的所有边的权值之和. 可描述如下<sup>[7]</sup>:

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} \omega(u, v). \quad (1)$$

一个图的最佳二值划分就是  $cut(A, B)$  为最小值时的划分.

文献[6]提到, 这种最小划分的准则比较适合划分图中的孤立点, 也即是孤立点的划分值较小. 为克服这种情况, 文献[8]提出一种规格化的划分准则, 记为  $Ncut$ , 描述如下:

$$Ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{asso(A, V)} + \frac{cut(A, B)}{asso(B, V)}. \quad (2)$$

其中,  $asso(A, V) = \sum_{u \in A, t \in V} w(u, t)$  是集合  $A$  内的节点到图  $G$  中所有节点的权值总和,  $asso(B, V) = \sum_{u \in B, t \in V} w(u, t)$  是集合  $B$  内的节点到图  $G$  中所有节点的权值总和. 采用式(2)进行划分时, 就可能克服孤立点的划分值较小的问题.

分析可知, 显然有

$$asso(A, V) = cut(A, B) + asso(A, A) > cut(A, B), \quad (3)$$

$$asso(B, V) = cut(A, B) + asso(B, B) > cut(A, B), \quad (4)$$

$$Ncut(A, B) < 2. \quad (5)$$

## 2 基于规格化划分的阈值分割方法

如果我们将一幅图像  $I$  看作一个图结构  $G = (V, E)$ , 图的每个节点对应图像中的每个像素点, 每两个像素  $(i, j)$  用一条边连接起来, 边的权值  $w(i, j)$  的大小反映像素  $(i, j)$  的相似程度, 也即是它们属于同一个类别的可能性. 我们根据像素  $(i, j)$  的灰度值以及他们的空间位置来定义他们之间的相似性  $w(i, j)$ . 定义如下:

$$w_{ij} = e^{-\frac{\|F_{(i)} - F_{(j)}\|_2^2}{\sigma_l^2}} \cdot e^{-\frac{\|X_{(i)} - XF_{(j)}\|_2^2}{\sigma_x^2}}. \quad (6)$$

由式(6)可知, 权值  $w_{ij}$  与像素  $i$  与  $j$  之间的距离及灰度差值成反比, 这表明: 像素  $i$  与  $j$  之间的距离越小, 灰度值越接近, 权值  $w_{ij}$  越大, 像素  $i$  与  $j$  的相似程度就越高, 这与实际是吻合的. 式中参数  $\sigma_l$  与  $\sigma_x$  不可过大, 也不可过小, 在实际应用中我们要综合考虑, 一般取  $\sigma_l$  为 20 ~ 30, 取  $\sigma_x$  为 8 ~ 16 较为合适. 所以式(6)定义的像素间的权值较为全面的描述了图像中各像素的相互关系.

因而图像  $I$  的分割可看作是对应的无相图  $G$  进行划分, 我们采用  $Ncut$  作为区分目标和背景的准则, 阈值分割的过程即是寻找使  $Ncut$  最小的阈值对图像进行分割.

设分割的最佳阈值为  $T$ ,  $t$  为循环变量, 其范围为 1 ~ 254; 设最小的规格化划分值为  $\min(Ncut)$ , 算法实现过程可描述如下:

初始化  $t = 1$ , 为  $\min(Ncut) = 2$ ;

采用门限  $t$  对图像  $I$  进行二值化, 则得到  $I$  对应的无相图  $G = (V, E)$  的一个二值划分  $V = \{A, B\}$ ;

根据  $V = \{A, B\}$  计算对应的  $Ncut(A, B)$ ;

如果  $Ncut(A, B) < \min(Ncut)$ , 则令  $\min(Ncut) = Ncut(A, B)$ ,  $T = t$ ;

$t = t + 1$ ;

如果  $t < 255$ , 则转(2), 否则转(7);

根据最后得到的最佳阈值  $T$  对图像进行分割.

## 3 算法的复杂性分析及简化处理

采用前面介绍的规格化划分方法确定分割图像的最佳阈值时, 对于每一个候选的门限值, 我们需计算一次由该门限值所确定的规格化划分值  $Ncut(A,$

$B$ ), 根据(2) ~ 式(4)可知, 计算  $Ncut(A, B)$  值需计算  $cut(A, B)$ 、 $asso(A, A)$  以及  $asso(B, B)$ , 计算时间的开销主要集中在计算权值  $w(i, j)$ .

假设计算  $cut(A, B)$  需计算  $w(i, j)$  的次数为  $m_1$ , 计算  $asso(A, A)$  需计算  $w(i, j)$  的次数为  $m_2$ , 计算  $asso(B, B)$  需计算  $w(i, j)$  的次数为  $m_3$ , 计算  $asso(A, V)$  需计算  $w(i, j)$  的次数为  $m_4$ , 计算  $asso(B, V)$  需计算  $w(i, j)$  的次数为  $m_5$ , 计算  $Ncut(A, B)$  需计算  $w(i, j)$  的次数为  $m$ . 则有  $m_4 = m_1 + m_2$ ,  $m_5 = m_1 + m_3$  及  $m = m_1 + m_2 + m_3$ .

设图像总的像素个数为  $n$ ,  $A$  为分割得到的目标部分, 其像素个数为  $n_A$ ,  $B$  为分割得到的背景部分, 其像素个数为  $n_B$ , 则有  $m_1 = n_A \cdot n_B$ ,  $m_2 = \frac{n_B \cdot (n_B - 1)}{2}$ .

则计算一次  $Ncut(A, B)$  时需计算  $w(i, j)$  总的次数为

$$m = m_1 + m_2 + m_3 = n_A \cdot n_B + \frac{n_A \cdot (n_A - 1)}{2} + \frac{n_B \cdot (n_B - 1)}{2} = \frac{(n_A + n_B)^2 - n_A - n_B}{2} = \frac{n(n-1)}{2}.$$

其计算复杂性为  $O(n^2)$ , 如果作全局搜索, 对每一个候选的门限值我们都需计算一次  $Ncut(A, B)$ , 总的计算  $w(i, j)$  的次数即为  $127 \cdot n(n-1)$ ,  $n$  为图像中像素的个数. 显然, 如此大的计算量实现起来是很困难的, 为此进行如下简化处理.

在式(6)中引入参数  $r$ , 如果当像素  $(i, j)$  间的距离  $\|X(i) - X(j)\|_2$  大于  $r$  时, 认为像素  $(i, j)$  的相似程度很低, 也即是属于同一类的可能性很近, 近似为 0. 则式(6)可改写为

$$w(i, j) = e^{-\frac{\|F(i) - F(j)\|_2^2}{\sigma_f^2}} \cdot \begin{cases} e^{-\frac{\|X(i) - X(j)\|_2^2}{\sigma_x^2}} & \text{if } \|X(i) - X(j)\|_2 < r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

因而对每一个像素  $i$ , 我们只需计算以  $i$  为圆心、以  $r$  为半径的圆形区域内的像素  $j$  与像素  $i$  的权值  $w(i, j)$ . 为实现方便, 我们以正方形区域代替圆形区域, 则对每一个像素  $i$ , 计算以  $i$  为中心、以  $2 \cdot r$  为边长的正方形区域内的像素  $j$  与像素  $i$  的权值  $w(i, j)$ , 而  $i$  与图像内其它像素间的权值为 0.

显然有  $m_4 < (2 \cdot r) \cdot n_A$ ,  $m_5 < (2 \cdot r)^2 \cdot n_B$ , 则有

$$\begin{aligned} m_1 + m_2 &= m_4 < (2 \cdot r)^2 \cdot n_A, \\ m_3 &< m_5 < (2 \cdot r)^2 \cdot n_B, \end{aligned}$$

$$m = m_1 + m_2 + m_3 < (2 \cdot r)^2 \cdot n.$$

经过简化后算法的复杂性为  $O(n \cdot r^2)$ , 计算量与  $r$  有关. 我们经过试验发现,  $r$  取值为 1 即可满足要求, 再增大  $r$  值时其效果增加并不明显, 因而经过简化后计算量得到了较大的减少.

#### 4 分割算法的快速实现

前述算法经过简化后其计算量虽然得到了较大的减少, 但仍难以满足实时性的要求. 由于计算  $Ncut(A, B)$  的时间开销主要集中于计算权值  $w(i, j)$ , 我们注意到, 对图的所有划分而言, 权值矩阵  $W$  (其中的元素为  $w(i, j)$  是不变的. 事实上, 权值矩阵  $W$  只需计算一次即可. 如果我们将  $W$  保存下来, 那么以后每次计算  $Ncut(A, B)$  时只需根据划分  $A, B$  在权值矩阵  $W$  中寻找  $w(i, j)$  的组合进行求和运算得到  $cut(A, B)$ 、 $asso(A, A)$  以及  $asso(B, B)$  就可以了.

由于权值矩阵  $W$  为  $n \cdot n$  的矩阵, 显然存储如此大的矩阵是不大可能的. 好在引入的参数  $r$  表明权值矩阵  $W$  为稀疏矩阵, 其中绝大部分元素为 0, 非 0 的元素很少, 因而我们只需存储非 0 元素的值, 其它元素则不需存储.

对每一个元素, 考虑其  $(2 \cdot r + 1) \cdot (2 \cdot r + 1)$  领域的权值  $w(i, j)$  非 0, 因而对每一个元素需存储  $(2 \cdot r + 1) \cdot (2 \cdot r + 1) - 1 = 4 \cdot r(r + 1)$  个权值, 所以总的存储权值个数为  $4 \cdot r(r + 1)$ .

取  $r = 1$ , 则总的存储量为  $8 \cdot n$ , 即是 8 幅图像的数据. 我们要注意到, 这其中有很多记录是重复的, 我们采用如下的存储方式可进一步节省存储空间.

设图像的宽度为  $n_w$ , 图像的高度为  $n_h$ ,  $I(i, j)$  图像  $I$  中第  $i$  行第  $j$  列的一个像素, 像素  $I(i_1, j_1)$  与  $I(i_2, j_2)$  权值为  $w_{(i_1, j_1)(i_2, j_2)}$ . 元素  $I(i, j)$  的领域可分为四个方向, 水平方向、垂直方向、对角方向和反对角方向, 对每一个方向均采用一个矩阵存储, 矩阵大小与图像大小相等.

定义水平领域权值矩阵  $W_1(i, j) = \rho_{ij}$ , 其中  $i = 0, \dots, n_h - 1, j = 0, \dots, n_w - 1, \rho_{ij}$  为图像  $I$  中像素  $I(i, j)$  与  $I(i, j + 1)$  的权值  $w_{(i, j)(i, j+1)}$ , 当  $j = n_w - 1$  时,  $\rho_{ij} = 0$ .

定义垂直领域权值矩阵  $W_2(i, j) = \rho_{ij}$ , 其中  $i = 0, \dots, n_h - 1, j = 0, \dots, n_w - 1, \rho_{ij}$  为图像  $I$  中像素  $I(i, j)$  与  $I(i + 1, j)$  的权值  $w_{(i, j)(i+1, j)}$ , 当  $i = n_h - 1$  时,  $\rho_{ij} = 0$ .

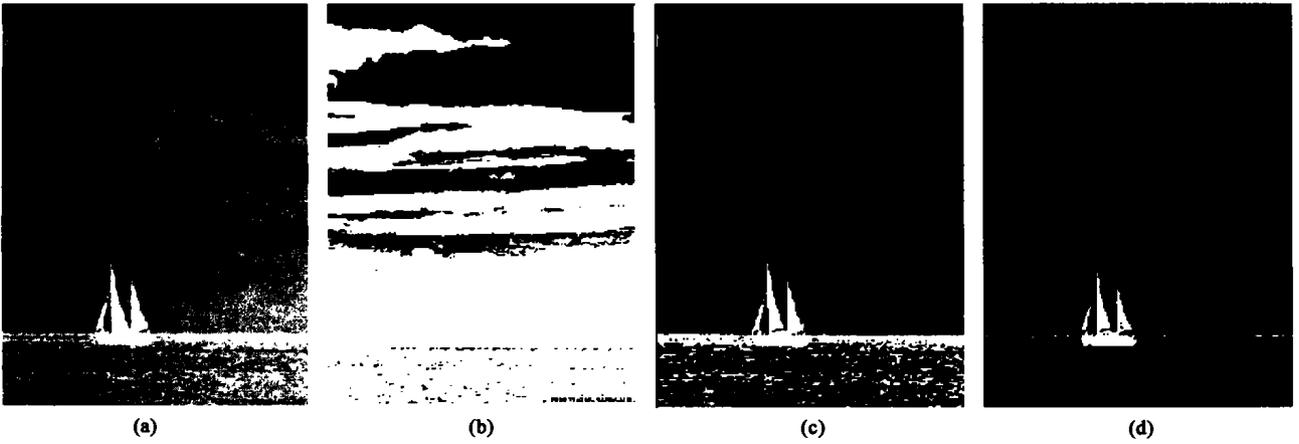


图 1 (a) 原始图像 (b) 采用 Otsu 方法分割结果 (c) 采用一维熵方法的分割结果 (d) 采用规格化划分方法的分割结果

Fig. 1 (a) Original image (b) image using Otsu approach (c) image using 1-D entropy approach (d) image using proposed Ncut approach

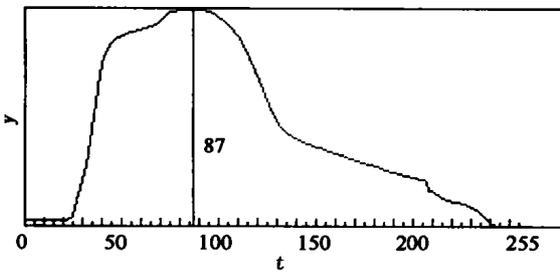


图 2 目标和背景类间方差随门限变化的曲线  
Fig. 2 The between-class variance graph vs. threshold  $t$

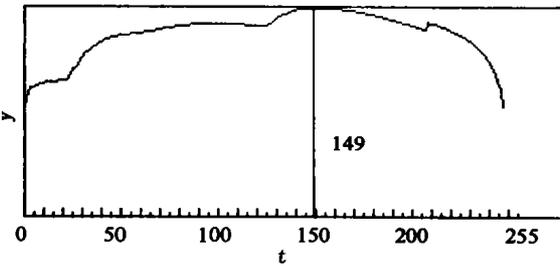


图 3 目标和背景的熵值和随门限变化的曲线  
Fig. 3 1-D entropy graph vs. threshold  $t$

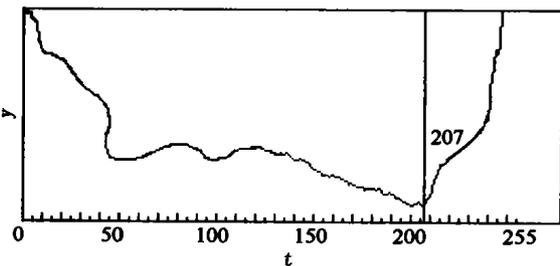


图 4 目标和背景的 Ncut 值随门限变化的曲线  
Fig. 4 The Ncuts graph vs. threshold  $t$

定义对角领域权值矩阵  $W_3(i, j) = \rho_{ij}$ , 其中  $i = 0, \dots, n_h - 1, j = 0, \dots, n_w - 1, \rho_{ij}$  为图像  $I$  中象素  $I(i, j)$  与  $I(i + 1, j)$  的权值  $w_{(i,j)(i+1,j)}$ , 当  $i = n_w - 1$  时,  $\rho_{ij} = 0$ .

定义反对角领域权值矩阵  $W_4(i, j) = \rho_{ij}$ , 其中  $i = 0, \dots, n_h - 1, j = 0, \dots, n_w - 1, \rho_{ij}$  为图像  $I$  中象素  $I(i, j)$  与  $I(i + 1, j - 1)$  的权值  $w_{(i,j)(i+1,j-1)}$ , 当  $i = n_h - 1$  或  $j = 0$  时,  $\rho_{ij} = 0$ .

采用这种存储方式存储空间减少为  $4 \cdot n$ . 要计算  $cut(A, B)$ 、 $asso(A, A)$  以及  $asso(B, B)$  只需在此 4 个矩阵中进行查询, 设  $I(i, j) = 255; (I(i, j) \in A), I(i, j) = 0; (I(i, j) \in B)$ .

计算  $cut(A, B)$  方法如下, 设  $cut(A, B)$  初值为  $cutA, B = 0$ :

```

for(i = 1; i < n_h - 1; i++) {
    for(j = 1; j < n_w - 1; j++) {
        if(当前元素 I(i, j) == 255) {
            if(I(i - 1, j) == 0) cutAB = cutAB + W_1(i - 1, j)
            if(I(i + 1, j) == 0) cutAB = cutAB + W_1(i + 1, j)
            if(I(i, j - 1) == 0) cutAB = cutAB + W_2(i, j - 1)
            if(I(i, j + 1) == 0) cutAB = cutAB + W_2(i, j + 1)
            if(I(i - 1, j - 1) == 0) cutAB = cutAB + W_3(i - 1, j - 1)
            if(I(i + 1, j + 1) == 0) cutAB = cutAB + W_3(i + 1, j + 1)
            if(I(i - 1, j + 1) == 0) cutAB = cutAB + W_4(i - 1, j + 1)
            if(I(i + 1, j - 1) == 0) cutAB = cutAB + W_4(i + 1, j - 1)
        }
    }
}
    
```

对于边界处的象素另作单独处理.

计算  $asso(A, A)$  及  $asso(B, B)$  可类似进行. 计算

$asso(A, A)$  时对每一个象素  $I(i, j) == 255$ , 扫描其 8 领域内为 255 的象素. 计算  $asso(B, B)$  时对每一个  $I(i, j) == 0$  的象素, 扫描其 8 领域内为 0 的象素. 为防止重复记录, 每一个象素扫描完后标记为  $I(i, j) = 128$ .

显然, 采用以上方法我们只需预先计算出 4 个权值矩阵  $W_1(i, j)$ 、 $W_2(i, j)$ 、 $W_3(i, j)$  以及  $W_4(i, j)$ , 随后每次计算  $Ncut(A, B)$  时在此 4 个权值矩阵中进行查询即可, 因而大大提高了运算速度.

## 5 试验结果及分析

为节省篇幅, 本文选取一幅比较典型的图像对方法的效果进行验证.

图 1(a) 为一幅红外舰船图像, 图 1(b) 为采用 Otsu 方法的分割结果, 图 2 为对应的目标和背景类间方差随门限  $t$  变化的曲线图, 其值在  $t$  为 87 时达到最大, 也即是  $t = 87$  为采用 Otsu 方法得到的最佳分割门限.

图 1(c) 为采用一维熵方法的分割结果, 图 3 为对应的目标和背景的熵值和随门限变化的曲线图, 其值在  $t$  为 149 时达到最大, 也即是  $t = 149$  为采用一维熵方法得到的最佳分割门限.

图 1(d) 为采用规格化划分的分割结果, 试验中选取参数  $\sigma_t = 25$ ,  $\sigma_x = 4$ ,  $r = 1$ . 图 4 为对应目标和背景的  $Ncut$  值随门限变化的曲线图, 其值在  $t$  为 207 时达到最小, 也即是  $t = 207$  为采用规格化划分方法得到的最佳分割门限.

试验结果表明, 本文的方法分割红外目标性能优于 Otsu 方法及一维熵方法.

表 1 算法的实时性比较分析

Table 1 The comparison of computational time of these algorithms

算法类型	运行时间(ms)
Otsu 准则	15
一维熵分割	27
Ncut 准则分割方法	753
快速的 Ncut 算法	33

表 1 为算法的运算时间比较分析, 从表中可以看出, 不采用查表算法其运行时间为 753ms, 而采用快速的 Ncut 算法所用的时间仅为 33ms, 运算速度得到了很大提高, 使算法基本能满足实时处理的需要.

## 6 结语

本文提出一种基于图划分的实时红外目标分割方法, 选用规格化划分值作为选取区人目标和背景的最佳阈值的准则. 由于该方法在准则中联合考虑了象素的灰度信息及其空间位置信息, 因而分割红外目标比常规方法更为准确可靠. 同时对该算法的时间复杂性及空间复杂性进行了分析, 为满足实时处理的需要, 对算法进行了简化处理, 并提出一种快速查表的方法有效地解决了算法的实时性问题.

试验结果表明, 该方法能够有效地完成红外目标的准确分割, 分割性能优于传统的 Otsu 准则和一维熵方法, 同时, 本文采用的快速查表算法也大大提高了该算法实时处理能力, 节省了存储空间, 从而使该算法在实际中能够得到有效地应用.

## REFERENCES

- [1] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Trans. Syst, Man, Cybern.*, 1978 SMC-8:62—66.
- [2] KAPUR J N, SHHOO P K, WONG A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. *Computer Vision Graphics Image Processing*, 1985, 29:273—285.
- [3] 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.
- [4] TAO Wen-Bing, TIAN Jin-Wen, LIU Jian. Image segmentation by three-level thresholding based on maximum fuzzy entropy and genetic algorithm [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(16):3069—3078.
- [5] SUN Wei, XIA Liang-Zhen. Infrared target segmentation algorithm based on morphological method [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (孙伟, 夏良正. 一种基于形态学的红外目标分割方法. *红外与毫米波学报*), 2004, 23(3):233—236.
- [6] ZHANG Kun-Hua, WANG Jing-Ru, ZHANG Qi-Heng. Segmentation of extended target in complex environment [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张坤华, 王敬儒, 张启衡. 复杂背景下扩展目标的分割算法研究. *红外与毫米波学报*), 2002, 21(3):233—237.
- [7] WU Z, LEAHY R. An optimal graph theoretic approach to data clustering: theory and its application to image segmentation [J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(11):1101—1113.
- [8] SHI J, MALIK J. Motion segmentation and tracking using normalized cuts [C]. *Proc. Int'l Conf. Computer Vision*, 1998, 1154—1160.