

文章编号: 1004-924X(2016)03-0668-13

基于快速递推模糊2-划分熵图割的红外图像分割

尹诗白¹, 王一斌^{2*}, 邓 箴³

(1.西南财经大学 经济信息工程学院, 四川 成都 611130;

2.西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072;

3.宁夏大学 数学计算机学院, 宁夏 银川 750021)

摘要: 考虑现有图割算法没有充分考虑红外图像的模糊特性, 分割精度和运行效率低的缺点, 提出了基于快速递推模糊2-划分熵图割的红外图像分割算法以实现复杂背景下红外图像的自动高效分割。该方法利用图像感兴趣区域的最大模糊熵信息设计图割能量函数的似然能, 基于局部最大模糊2-划分熵值迭代检测出包含图像最大信息的感兴趣区域来确保提取目标信息的完整性。为了提高最大模糊熵寻优的效率, 引入时间复杂度为 $O(n^2)$ 的递推算法, 将模糊熵计算转化为递推过程, 并保存所有递推的熵函数值用于后续的穷举寻优。针对确定的感兴趣区域, 利用该区域最大模糊2-划分时隶属度函数分布设置图割能量函数的似然能, 从而充分考虑图像的模糊特性。对分割结果与几种常用的算法进行了视觉比较及运行时间, 错分率, F 指标的量化分析。结果表明: 该算法分割精度 F 值高达95%, 运行时间较其他常用算法至少缩短了72%, 基本满足自动红外图像分割对精度、效率和鲁棒性的要求。

关键词: 红外图像; 图像分割; 模糊划分熵; 递推算法; 图割

中图分类号: TP391.4; TN216 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162403.0668

Infrared image segmentation based on graph cut of fast recursive fuzzy 2-partition entropy

YIN Shi-bai¹, WANG Yi-bin^{2*}, DENG Zhen³

(1.College of Economic Information Engineering, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 611130, China;

2. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

3. College of Mathematics and Computer, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

* Corresponding Author, E-mail: yibeen.wong@gmail.com

Abstract: Most of existing Graph Cut (GC) algorithms have not considered the fuzzy feature, poorer segmentation precision and lower operating efficiency of infrared images sufficiently. So this paper proposes an infrared image segmentation method based on the GC of fast recursive fuzzy 2-partition entropy to implement the automatic segmentation of an infrared image in complex backgrounds. The information of the maximum fuzzy entropy from a Region of Interest (ROI) was used to set the likelihood energy of the GC. The ROI containing the maximum

收稿日期: 2015-11-02; 修订日期: 2016-01-12

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(No. 91218301); 西南财经大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. JBK150503); 国家自然科学基金青年基金资助项目(No. 61502396); 西南财经大学中央高校基本科研业务费青年教师成长项目(No. JBK160135); 2015年宁夏自然科学基金资助项目(No. NZ15054); 互联网金融创新及监管四川省协同创新中心资助项目

image information was detected by the iterative condition scheme based on the local fuzzy entropy values to ensure the completeness of the extracted target information. To improve the searching efficiency of the maximum fuzzy entropy, a recursive algorithm with time complexity $O(n^2)$ was presented to convert the computation of fuzzy entropy into a recursive process, and all the values of recursive entropy function were cached for the succeeding exhaustive optimization. For certain ROI, the likelihood energy of the GC energy function was set by the maximum fuzzy 2-partition membership functions of the ROI. By this way, the fuzzy feature of the infrared image can be considered sufficiently. The experimental analysis of the proposed algorithm on visual results, running time, misclassification error as well as F values were compared to those of several common algorithms. A plenty of experimental results indicate that the segmentation precision of proposed algorithm is up to 95% and the running time is 72% shorter than those of compared algorithms. It satisfies the requirements of automatic infrared image segmentation for higher precision, rapid speed, as well as stronger robustness.

Key words: infrared image; image segmentation; fuzzy partition entropy; recursive algorithm; graph cut

1 引言

自动地分割和识别红外目标能为精确制导, 航海安全, 空战景物分析等军事工程提供有效的信息^[1-2]。然而成像系统提供的红外图像大都具有背景复杂, 信噪比低, 边界模糊, 噪声干扰严重, 目标和背景灰度分布不均匀等模糊特性, 极大地降低了目标的可检测性, 阻碍了后续对红外图像的分析理解。因此, 如何从复杂背景下快速准确地分割出红外目标是一项具有挑战的工作^[3]。

针对模糊红外图像的常用分割方法有模糊聚类法^[4]、模板法^[5]、模糊连接度法^[6]。其中, 模糊聚类法是根据聚类分析得到的聚类中心和隶属度矩阵对图像像素集进行分类, 其对信噪比低, 对比度低的模糊像素划分有很大优势, 如典型的模糊K均值聚类法(K-mean)^[4], 但该类方法的运行时间较长, 不适合对大量图像数据集进行高效分割, 使用时通常需与其他分割方法相结合, 以扬长避短, 如模板法。模板法也是提取模糊图像目标的常用方法, 为了适应模糊图像边缘灰度的剧烈变化, Bo等人^[7]根据适应性免疫机理提出了一种基于模糊信息熵的模板方法。该方法能有效描述模糊图像的边缘特性, 但分割结果存在局部最优问题, 与模糊聚类算法相结合后^[5], 可对划分后的小部分模糊像素进行再次聚类, 以有效提高分割精度。Ciesielski等人^[6]提出的基于模糊连接度的图像分割框架也能很好地描述模糊对象, 它利用模糊数学中的模糊连接度及属性相似度计算像素两点

间的最优路径, 来实现模糊图像的分割。上述方法主要考虑了像素的灰度信息^[8], 然而实际图像中, 两个不同的目标, 可能包含相同的灰度, 仅利用灰度信息进行分割明显是不准确的, 需要进一步考虑像素的空间相关性^[9]。

基于图割(Graph Cut, GC)的分割算法因利用图论原理捕捉像素的空间约束信息, 并融入分割过程, 故能很好地解决该问题^[10-11]。其主要思想是将图像映射为加权图, 并根据加权图设计能量函数, 通过最小化能量函数完成图割, 其中构建能够体现红外目标特性的能量函数是算法的关键。目前大部分针对红外图像的交互式图割方法的效率普遍较低, 且没有充分考虑图像的模糊信息, 即像素的灰度接近程度和空间相关性, 对低对比度图像的边缘部分和模糊部分的分割效果较差。如Rother等人^[12]仅通过将像素值和已知的目标同背景模型进行对比, 就用于计算图割中能量函数的似然能, 没有考虑图像的模糊特性。Chittajallu等人^[13]提出了模糊图割的概念, 引入模糊位置先验来定义能量函数的似然能, 但该算法只关注像素的位置信息而忽略了灰度接近程度, 从而导致目标边缘信息严重丢失。Salah等人^[14]提出了基于K-mean的核图割算法, 利用K-mean算法产生图割能量函数需要的似然能参数, 再通过核函数将其映射到高维核空间实施图割, 但其对相似灰度特性, 边界模糊的目标仍会产生误分。在此基础上, 刘松涛等人^[15]进一步引用高斯模型来构建目标和背景的灰度概率分布, 以估计图割能量函数的

似然能, 该方法虽综合考虑了像素的灰度接近程度和空间相关性, 但由于收敛于似然估计, 获得局部最优解, 分割精度不高。为了提高算法的效率和精度, Li等人^[16]另辟蹊径, 将由模糊熵算法自动检测到的红外目标和背景区域作为图割种子点, 并利用迭代条件模式对能量函数进行收敛求解, 以实现自动图割^[17]。该算法虽能自动聚焦目标和背景的种子区域, 减少背景噪声的干扰, 提高分割精度, 但仍采用经典图割的似然能参数设计能量函数, 而不是根据图像的模糊特性进行设置, 其实质是硬性分割, 对模糊部分的分割效果较差。为了准确分割模糊区域, Malcolm等人^[18]将基于核主要成分分析的先验形状信息融入到图割模型中, 以使对有遮挡的模糊边界也能准确分割, 但需采用较耗时的迭代方法执行分割, 且需要获得先验形状信息, 不适用于实时高效的分割。

受此启发, 本文在上述自动目标检测的基础上, 充分考虑像素灰度和空间模糊性, 提出了一种快速递推模糊2-划分熵图割的自动红外图像分割算法, 其主要思路是利用局部模糊2-划分熵算法检测感兴趣的区域(Regions Of Interest, ROI), 以消除复杂背景的噪声干扰, 并利用ROI在模糊2-划分时目标和背景的隶属度函数来计算图割的似然能实施图割, 即将模糊阈值分割算法的灰度级信息和图割算法的空间相关性信息相结合。该方法充分考虑了像素的灰度接近程度和空间相关性, 使得图割似然能更接近真实情况, 分割精度较高。其中模糊2-划分熵分割方法是使用目标和背景的模糊隶属度函数来构建图像的模糊熵, 由最大模糊熵准则确定分割阈值的软划分过程^[19]。其中, 最优阈值的确定是关键, 它直接决定着模糊2-划分时隶属度函数的形状及算法效率。目前常用的阈值搜索策略是种群寻优算法, 如遗传算法^[20]、鱼群算法^[21]、人工蜂群算法^[22]等。这类算法虽然具有较好的收敛速度和寻优能力, 但种群个体的适应度时存在重复计算, 且随着搜索参数的增加, 计算量呈指数上涨。为此, 尹诗白等人^[22]提出了递推模糊 N -划分熵($N \geq 2$), 它保存模糊熵计算时的瞬间递推值用于后续的种群寻优操作, 减少了个体适应度的重复计算, 大幅度提高了搜索效率。但由于递推项之间存在嵌套循环, 其时间复杂度为 $o(n^3)$, 故无法应用到基于模糊熵的ROI高效检测中。为了有效提高搜索效率, 本文采用递推项独立的递推方

式, 提出了时间复杂度为 $o(n^2)$ 的模糊熵递推算法。

综上, 为了实现复杂背景下红外图像目标的有效分割, 提出了快速递推模糊2-划分熵图割的红外图像分割算法。其主要贡献包含两点: 其一: 利用ROI在模糊2-划分时的隶属度函数来设置图割能量函数的似然能, 充分考虑了图像的模糊特性。二: 提出了一种时间复杂度为 $o(n^2)$ 的递推模糊2-划分熵计算方法, 用于选取ROI时, 计算不同区域的最大模糊2-划分熵, 从而有效地提高了运算效率。

2 基本思路

复杂背景下的红外图像具有背景干扰强, 灰度分布不均匀, 信噪比低, 边缘模糊的特点, 本文利用复杂度为 $o(n^2)$ 的快速递推模糊2-划分熵算法来选取ROI, 以去除背景噪声的干扰, 并用ROI的熵信息来构建图割能量函数的似然能, 充分考虑了像素的灰度接近程度和空间相关性, 使得图割似然能更接近真实情况, 从而有效地提高了分割精度和效率。

图1为算法流程图, 其以红外图像为输入, 主要包括: 局部模糊2-划分熵的ROI确定和ROI熵信息的图割空间约束设置两部分。

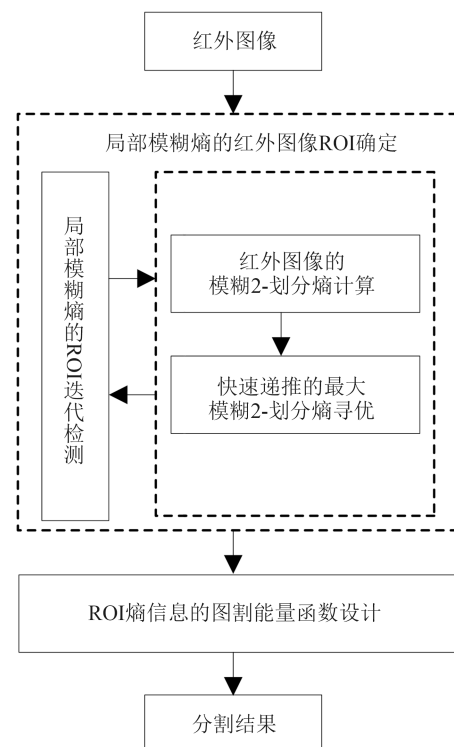


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

各步骤的概要说明如下:

(1)局部模糊2-划分熵的红外图像ROI确定

复杂背景下的红外图像信噪比低, 灰度分布不均匀, 使用全局的模糊2-划分熵来测量图像的总体信息, 会忽略局部信息的重要性, 导致目标信息不完整, 为了准确提取图像信息, 以设置后续图割的能量函数, 将图像划分为指定大小的子图像, 再采用局部最大模糊2-划分熵值来检测并确定包含图像最大信息的ROI。

●局部模糊熵的ROI迭代检测

考虑到不同红外图像中目标的大小和形状不同, 为自动确定出包含最大信息的ROI, 采用迭代检测法自适应地改变子图像的尺寸, 依次计算并比较子图像的最大模糊熵值, 直到获得满足条件的ROI。

●红外图像的模糊2-划分熵计算

考虑到红外图像具有灰度分布不均匀的模糊特性, 在利用子图像的最大模糊熵值确定ROI时, 采用S, Z函数作为模糊熵的目标和背景隶属度函数, 进行最大模糊2-划分熵计算。

●快速递推的最大模糊2-划分熵寻优

为了快速计算子图像的最大模糊2-划分熵值, 使用复杂度为 $O(n^2)$ 的递推算法将模糊熵的计算转化为递推过程, 并保留不重复的递推结果, 用于最大模糊熵的穷举寻优。

(2)ROI熵信息的图割能量函数设计

选定的ROI具有最大的模糊熵值, 这也意味着该区域包含的图像信息最完整, 因此利用该信息设置图割能量函数似然能, 实施图割可得到最佳分割结果。

3 快速递推模糊2-划分熵图割的红外图像分割

3.1 局部模糊2-划分熵的红外图像ROI确定

3.1.1 局部模糊熵的ROI迭代检测

最大模糊2-划分熵是一种描述图像所含信息的有效方式, 图像的信息熵能有效表示图像信息的平均含量, 但同时也忽视了局部灰度信息的重要性。由于复杂背景下的红外图像, 如海面上的船舶, 往往受背景噪声的干扰较大, 具有灰度分布不均匀, 边缘模糊等特性, 采用全局的模糊2-划分熵不但不能客观地评价信息含量, 还会忽视局部

目标的重要性。为此本文采用了局部熵的方式检测图像中包含最大信息的感兴趣区域ROI, 以准确提取红外目标。

根据模糊2-划分熵值越大, 包含图像信息量越多的原则选择ROI。将红外图像划分为确定大小的子图像, 再迭代检测出局部熵值最大的子图像作为ROI, 由于不同图像中目标的形状, 大小不同, 文献[23]引入熵加权的均值方差和作为迭代检测ROI的阈值 R_T [23]。具体来说, ROI的检测步骤如下:

(1)计算红外图像的全局模糊2-划分熵 H , 灰度均值 μ 及灰度方差 σ , 从而得到ROI的检测阈值 $R_T = \mu + H \times \sigma$, 由于全局模糊熵 H 忽略了局部灰度信息, 因此ROI的模糊熵值必高于 H ;

(2)将大小为 $M \times N$ 图像 I 划分为 $m \times n$ 块, $m = 2^w$, $n = 2^l$, $w, l = 1, 2, 3, \dots$, 每个子图像标号为 $I(W, L)$, 其中 $0 \leq W \leq M/m - 1, 0 \leq L \leq N/n - 1$;

(3)计算每个子图像 $I(W, L)$ 的熵 $H_{I(W, L)}$ 及熵加权均值方差和 $R_{I(W, L)} = \mu_{I(W, L)} + H_{I(W, L)} \times \sigma_{I(W, L)}$;

(4)选出熵值最大的子图 $I(W, L)'$, 如果该子图的 $R_{I(W, L)} < R_T$, 则令 $w = w - 1, l = l - 1$, 重复步骤(2)和步骤(3), 直到 $R_{I(W, L)} > R_T$ 或 $m = 2, n = 2$ 停止, 此时获得的熵值最大的子图 $I(W, L)'$ 即为ROI。

(5)ROI子图 $I(W, L)'$ 在最大模糊2-划分时, 像素被划分为目标和背景模糊子集 T_o, T_b , 记录它们的隶属度函数分布, 用于设计图割能量函数的似然能。

3.1.2 红外图像的模糊2-划分熵计算

在局部模糊熵的ROI迭代检测过程中, 红外图像及其子图像的模糊2-划分熵的计算方法如下: 首先将需计算熵值图像的灰度直方图信息映射到模糊域中, 充分考虑目标和背景的灰度分布不均匀, 边缘模糊及对比度较低等模糊特性, 选择带有3个参数的S函数和Z函数来分别定义红外图像目标和背景模糊子集 T_o, T_b 的隶属度函数[24], S函数如公式(1)所示。

$$S(x, a, b, c) = \begin{cases} 1 & x \leq a \\ 1 - \frac{(x-a)^2}{(c-a) \times (b-a)} & a < x \leq b \\ \frac{(x-c)^2}{(c-a) \times (c-b)} & b < x \leq c \\ 0 & x > c, \end{cases} \quad (1)$$

$$Z(x, a, b, c) = 1 - S(x, a, b, c).$$

则 T_o , T_b 的隶属度函数 M_o , M_b 可表示为式(2):

$$\begin{cases} M_o = S(k, a, b, c) \\ M_b = Z(k, a, b, c) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: k 为红外图像的灰度级, a , b , c 分别为决定隶属度函数形状的参数变量, 且满足: $0 \leq a < b < c \leq 255$ 。则 T_o 和 T_b 的概率划分 P_o , P_b 如式(3):

$$\begin{cases} P_o = \sum_{k=0}^{255} h(k) \times M_o(k) \\ P_b = \sum_{k=0}^{255} h(k) \times M_b(k) \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $h(k) = n_k / (M \times N)$, $k = 0, 1, \dots, 255$, n_k 为红外图像中灰度级为 k 的像素个数。基于2个模糊集合的红外图像的总模糊熵定义如下:

$$H(a, b, c) = -P_o \lg(P_o) - P_b \lg(P_b). \quad (4)$$

根据最大模糊熵准则可知, 利用 H 最大时的 a , b , c 可确定出 M_o 和 M_b , 即为提取该图像最大信息量时划分 T_o , T_b 的隶属度函数分布, 而 M_o 和 M_b 的交点即为将图像像素划分为 T_o , T_b 的阈值, 如图2(彩图见期刊电子版)所示。

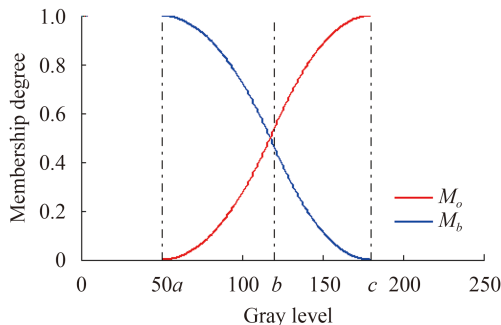


图2 基于 M_o 和 M_b 的模糊2-划分熵隶属度函数图

Fig. 2 Membership function graph of fuzzy 2-partition entropy based on M_o and M_b

3.1.3 快速递推的最大模糊2-划分熵寻优

搜索最优参数组合 (a, b, c) 下的最大模糊2-划分熵并不是一个简单的工作, 常用的种群寻优策略虽具有较好的搜索性能, 但当参数组合 (a, b, c) 从 $(0, 1, 2)$ 到 $(253, 254, 255)$ 的过程中不能避免重复计算。在ROI迭代检测过程中, 本算法需逐个计算子图的最大模糊熵值以确定ROI, 因此高效实时的寻优尤为重要。为此本文提出了时间复杂度为 $o(n^2)$ 的递推模糊熵算法来解决该问题, 其基本思

路是将模糊熵的计算转化为3个求和项的递推过程, 且各项的递推过程相互独立, 具体的递推过程如下:

首先将公式(2)中的 M_o 带入公式(3)中的 P_o 得到公式(5):

$$P_o = \frac{1}{(a-b)(a-c)} \sum_{k=b+1}^c (k-c)^2 h(k) - \frac{1}{(c-a)(b-a)} \sum_{k=a+1}^b (k-a)^2 h(k) + \sum_{k=0}^b h(k) \quad (5)$$

同理将公式(2)中的 M_b 带入公式(3)中的 P_b 得到式(6):

$$P_b = \frac{1}{(c-a)(b-a)} \sum_{k=a+1}^b (k-a)^2 h(k) - \frac{1}{(c-a)(c-b)} \sum_{k=b+1}^c (k-c)^2 h(k) + \sum_{k=b+1}^{255} h(k) \quad (6)$$

P_o 和 P_b 的计算公式中包含3个相同求和项, 令

$$E(a, b) = \sum_{k=a+1}^b (k-a)^2 h(k) F(a, b) = \sum_{k=a+1}^b (k-b)^2 h(k)$$

$G(a, b) = \sum_{k=a}^b h(k)$, 则 P_o 和 P_b 可进一步表示为:

$$P_o = \frac{F(b, c)}{(a-b)(a-c)} - \frac{E(a, b)}{(c-a)(b-a)} + G(0, b), \quad (7)$$

$$P_b = \frac{E(a, b)}{(c-a)(b-a)} - \frac{F(b, c)}{(c-a)(c-b)} + G(b+1, 255). \quad (8)$$

对 $E(a, b)$, $F(a, b)$, $G(a, b)$ 分别进行递推计算, 并保留瞬间的递推值, 用于后续的最大熵 H 穷举寻优, 故能降低时间复杂度, 提高效率。对于 $E(a, b)$ 来说, 其递推计算随变量 b 变化, 可表示为式(9):

$$E(a, b) = \sum_{k=a+1}^b (k-a)^2 h(k) = \sum_{k=a+1}^{b-1} (k-a)^2 h(k) + (b-a)^2 h(b) = E(a, b-1) + (b-a)^2 h(b) \quad (9)$$

故递推计算公式可表示为式(10):

$$\begin{cases} E(a, b) = E(a, b-1) + (b-a)^2 h(b) \\ E(a, a+1) = h(a+1), b = a+2, \dots, 255. \end{cases} \quad (10)$$

同理, $F(a, b)$ 的递推计算随变量 a 的变化过程如下:

$$F(a, b) = \sum_{k=a+1}^b (k-a)^2 h(k) = \sum_{k=(a+1)+1}^b (k-b)^2 h(k) + (a-b+1)^2 h(a+1) = F(a+1, b) + (a-b+1)^2 h(a+1) \quad (11)$$

递推公式为:

$$\begin{cases} F(a, b) = F(a+1, b) + (a-b+1)^2 h(a+1) \\ F(b-1, b) = 0, a=0, \dots, b-2 \end{cases}, \quad (12)$$

$G(a, b)$ 递推公式为式(13):

$$G(a, b) = \sum_{k=a}^b h(k) = G(a, b-1) + h(b). \quad (13)$$

从上可见, 各递推项的递推过程独立于其他递推项。存储 $E(a, b), F(a, b), G(a, b)$ 所有的瞬间递推值, 用于后续的穷举算法, 以确定参数组合 (a, b, c) 从 $(0, 1, 2)$ 到 $(253, 254, 255)$ 变化下的最大熵值 H , 即获得ROI模糊2-划分的隶属度函数 M_o 和 M_b 。

3.2 ROI熵信息的图割能量函数设计

获得隶属度函数 M_o 和 M_b 就可以设置图割的能量函数。首先将红外图像的分割问题转化为标记和能量最小化问题, 假设二值向量 $A = (A_1, \dots, A_i, \dots, A_{|M \times N|})$ 为图割结果, A_i 表示分配给红外图像中像素 i 的标号, 其值为“ o ”或“ b ”(“ o ”表示目标, “ b ”表示背景), 经典图割算法中设计能量函数 $Q(A)$ 由似然能和先验能两部分组成:

$$Q(A) = \lambda \times B(A) + R(A), \quad (14)$$

式中: $R(A)$ 为似然能(数据项), 表示图像像素标记为 A 的代价, 强调数据的一致性; $B(A)$ 为先验能(平滑项), 表示相邻像素标记为标号的代价, 强调解的平滑性。 λ 是似然能和先验能之间的重要因子, 决定各项对能量函数的影响, 本文默认其为1。

式(14)中似然能的设计是关键, Li^[16]和刘松涛^[15]等人提出的图割算法采用固定参数设置似然能, 来计算像素标记为“ o ”, “ b ”的代价, 实质是一种硬性分割。本文直接利用ROI模糊2-划分时像素隶属于目标和背景的程度来设置图割的似然能。

$$R(A) = \sum_{i \in P} R_i(A_i), \quad (15)$$

式中: P 表示图像中所有像素, 且 $|P| = |M \times N|$ 。 $R_i(A_i)$ 表示任一像素 i 分配于目标“ o ”和背景“ b ”的代价, 用红外图像中像素在隶属度函数 M_o 和 M_b 中的隶属度值来设置, 充分考虑了像素与目标背景的

灰度接近程度及空间相关性, 如式(16):

$$\begin{cases} R_i(A_i = "o") = -\lg M_o(k_i) \\ R_i(A_i = "b") = -\lg M_b(k_i) \end{cases}, \quad (16)$$

式中 k_i 为像素 i 对应的灰度值。

为确保解的平滑性而设置的先验能 $B(A)$ 为

$$B(A) = \sum_{\{i, j\} \in I_N} B_{\{i, j\}} \delta(A_i, A_j), \delta(A_i, A_j) = \begin{cases} 1 & A_i \neq A_j \\ 0 & A_i = A_j \end{cases}. \quad (17)$$

本文中 $B_{\{i, j\}}$ 的设置如式(18):

$$B(i, j) = \exp\left(-\frac{(k_i - k_j)^2}{2\sigma^2} \times \frac{1}{\text{dist}(i, j)}\right), \quad (18)$$

式中: i, j 为红外图像 I 中的相邻像素; I_N 为图像 I 的邻域; $B(i, j)$ 表示像素间不连续惩罚, i, j 像素的灰度值越相近, $B_{\{i, j\}}$ 值越大, 反之, $B_{\{i, j\}}$ 值越接近0; σ 是归一化因子, 调节等式中指数项在高对比度和低对比度处的差异, 总的来说, σ 为 $[0, 1]$, 文中默认为0.9。 $\text{dist}(i, j)$ 是 i, j 的欧式距离。

最后采用Yuri Boykov's最大流最小割算法^[10]快速获取使 $Q(A)$ 最小化的二值向量 A , 即红外图像的最终分割结果。该算法不但能确保目标和背景标号的正确率, 更能提高运行效率, 使得实时的图割求解成为可能。

4 实验结果与分析

为了验证快速递推模糊2-划分熵图割算法的分割性能, 从课题组已建立的红外图像数据集中选取了40幅复杂背景下的测试图像, 包括不同目标, 不同拍摄距离, 不同灰度不均匀程度, 不同边缘模糊程度的图像。出于篇幅限制, 文章主要展示了其中4幅典型红外图像的分割结果, 分别是地面背景的人体红外图像、天空背景的飞机红外图像、海天背景的船舶红外图像、草丛背景的暖瓶图像如图3所示, 后文简称人体、飞机、船舶、暖瓶图像。首先进行递推模糊划分熵图割算法与其他图割方法的对比实验, 用于对比的算法有Yuan提出的自动图割算法^[17]、Li提出的迭代图割算法^[16]和Yin提出的全局模糊图割算法^[19]。随后, 对时间复杂度为 $o(n^2)$ 递推模糊划分熵分割算法的有效性进行了测试, 作为比较的阈值分割方法为: 时间复杂度为 $o(n^3)$ 的递推蜂群最大模糊熵法(Maximum entropy)^[22]、K-mean^[4]。本文算法初始参数设置为: $w=2, l=2$, 涉及的中间参数见表1, 子图像划分结果见图3(彩图见期刊电子版)中红色虚

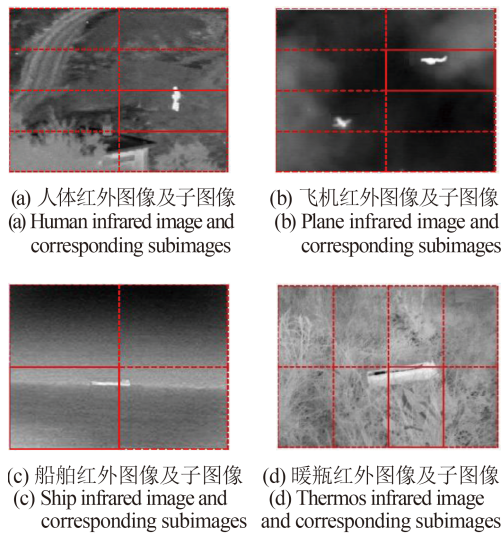


图 3 初始红外图像及其子图像

Fig. 3 Original infrared images and corresponding subimages

表 1 本文算法的中间参数

Tab. 1 Intermediate parameters of proposed algorithm

图像	w	l	R_T	$R_{(w,l)}$	H	(a, b, c)
人体	2	1	117.5	123.7	0.385	(208,215,222)
飞机	2	1	81.7	98.4	0.376	(100,124,145)
船舶	1	1	87.2	89.8	0.562	(70,101,132)
暖瓶	1	2	125.1	134.4	0.396	(148,153,160)

线所示, 红色实线标出的子图像为模糊2-划分确定的ROI。

所有算法均在2.3 GHz CPU, 8G内存的条件下, 使用Matlab R2014a编程实现。分别采用视觉评价和量化指标来衡量图像分割效果。视觉评价用于判断分割结果是否分割出了重要区域, 及评价重要区域完整性的保持情况, 根据视觉评价结果可以抑制非重要区域对重要区域的误导。量化指标包括:

(1)运行时间。时间越短, 算法效率越高。

(2)错分率(Misclassification Rate, ME)。ME反映了背景像素被误分类为目标, 以及目标像素被误分类为背景的百分比^[16]。ME越小分割结果越好。其定义为:

$$ME = 1 - \frac{|B_o \cap B_r| + |F_o \cap F_r|}{|B_o| + |F_o|}, \quad (19)$$

式中: B_o 和 F_o 分别表示理想分割结果中背景像素和目标像素的集合。 B_r 和 F_r 是算法分割结果中背景像

素和目标像素的集合。

(3) F -measure(F)。 F 值越大, 分割效果越好^[19]。

$$F = \frac{2 \times P \times R}{P + R}, (P = \frac{|F_o \cap F_r|}{|F_r|}, R = \frac{|F_o \cap F_r|}{|F_o|}), \quad (20)$$

式中: P 为分割准确度, 表示当前目标区域中分割准确的像素占理想目标区域像素的比例。 R 是分割完备率, 表示当前目标区域中分割准确的像素占当前目标区域像素的比例。

对每幅图像, 理想分割结果由人工分割方法来获得, 如图4(彩图见期刊电子版)中红线勾勒出的目标区域。每幅图像由3个人来手动分割目标区域, 本文认为对于某一像素, 如果有2个以上的人标记为目标像素, 那么该像素就属于目标区域。

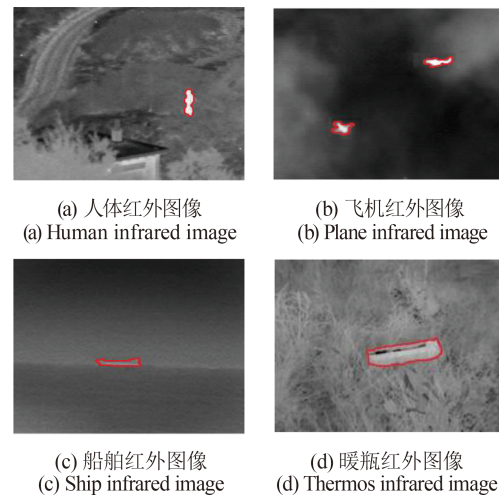


图 4 红外图像的人工分割结果

Fig. 4 Manual segmentation results of infrared images

4.1 与其他图割方法对比分析

为验证本文算法的有效性, 选取了Yuan提出的自动图割算法^[17], Li提出的局部图割算法^[16], 和Yin提出的全局模糊图割算法^[19]与本文算法结果相对比。Li算法采用迭代条件模型的思想, 依据红外图像中检测到的目标区域, 提取图割的种子点, 再进行迭代收敛的图割求解, 确保目标个数的完整性, 与该算法进行比较, 可验证本文算法提取完整目标的能力。Yin算法考虑到图像固有的模糊特性, 利用模糊理论来选取图割算法的种子点, 在此基础上, 建立其与目标背景的模糊连接度, 实施全局图割。Yuan算法利用像素间灰度差异自动选取种子点, 在此基础上建立图割模型, 再利用改进的最大流最小割算法求解。经实验证明这2种算法能应用于光学图像分割中, 与其进行比

较, 可验证本文算法利用ROI熵信息构建图割模型的必要性。各算法依据文献中提供的最优实验结果设置图割参数, 如下所示:

Yuan算法: $\lambda=0.4, \sigma=0.5$ 。

Li算法: $\lambda=1, \sigma=0.9$, 迭代条件模型中, 常量 $c_1=80, c_2=1$, 下降系数 $\alpha=0.9$ 。

Yin算法: $\lambda=1, \sigma=0.9$ 。

本文算法: $\lambda=1, \sigma=0.9$ 。

分割结果采用视觉评价、运行时间及红外图像图割算法中常用的 F 指标进行定量分析。

视觉分割结果如图 5~图 8 所示, 从中可见 Yuan 方法的结果存在严重的误分, 例如图 5(a), 图 7(a) 和图 8(a) 中, 部分背景被误分为目标, 对目标区域造成干扰, 图 6(a) 中右上的飞机目标丢失, 导致目标区域不完整。这主要是由于 Yuan 算法的种子点一经确定后, 图割能量函数的似然能, 即图

割模型中种子点与各像素连接边的权值便由种子点的灰度概率决定, 并不会根据各像素的模糊灰度差异而自适应的设置, 故得到的似然能并不准确。Li 算法虽然利用目标检测算法, 初步确定了目标区域, 缩小了分割范围, 但后续采用的迭代条件求解模式仅提高了图割解的精度, 图割似然能的设置仍由目标区域种子点的灰度概率决定, 其实质与 Yuan 算法一致, 但该算法初期便缩小了分割范围, 因此较 Yuan 算法而言, 背景误分为目标的概率大幅度减少, 但由于似然能的硬性设置, 目标的模糊边界像素被误分为背景, 分割后目标区域不完整, 如图 5(b) 和图 8(b) 中的目标明显小于人工分割的结果(图 4(a) 和图 4(d))。Yin 算法虽然利用整幅图像中目标和背景提取的模糊熵信息来设置图割能量函数的似然能, 考虑了图像的模糊特性, 但红外图像中若目标较小, 背景噪声较大,

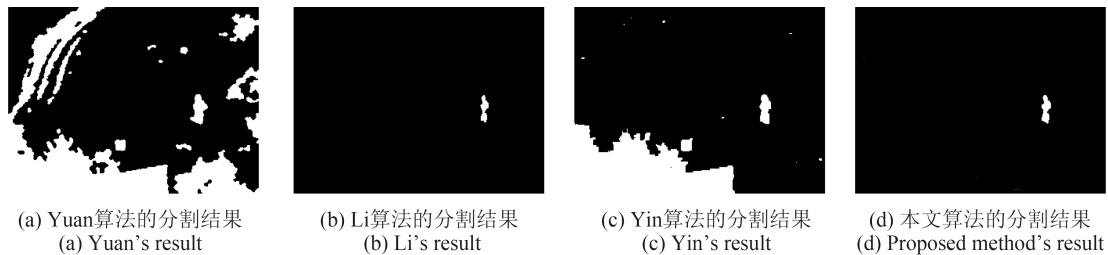


图 5 地面背景下人体红外目标的图割结果对比

Fig. 5 Comparison of GC results of human target from ground background

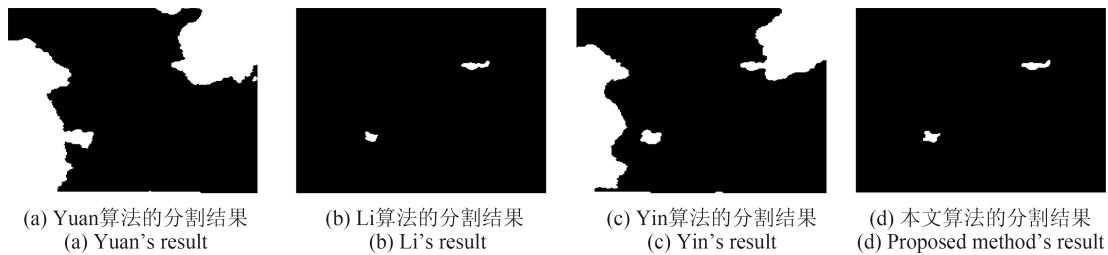


图 6 天空背景下飞机红外目标的图割结果对比

Fig. 6 Comparison of GC results of plane target from sky background

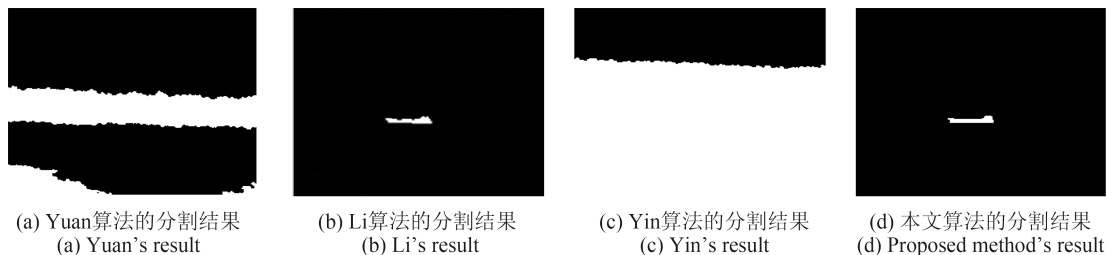


图 7 海天背景下船舶红外目标的图割结果对比

Fig. 7 Comparison of GC results of ship target from sky-sea background

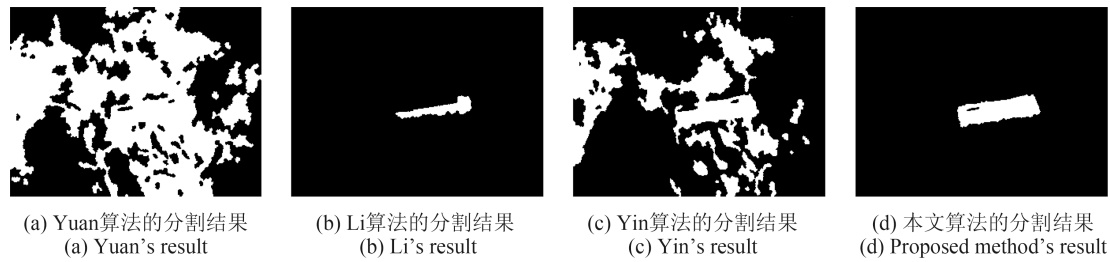


图8 草丛背景下暖瓶红外目标的图割结果对比

Fig. 8 Comparison of GC results of thermos target from grass background

则全局提取的模糊熵信息会冲淡局部目标信息的贡献, 这样设置能量函数的似然能准确度不高, 导致部分背景被误分为目标, 如图5(c), 图6(c), 图7(c)和图8(c)所示。而本文算法利用ROI模糊2-划分熵时, 目标和背景的隶属度函数分布来设置图割能量函数的似然能, 即充分考虑了弱小目标的信息, 又摆脱了似然能硬性设置的弊端, 取得了较好的分割结果, 与人工分割结果相近, 结果如图5(d), 图6(d), 图7(d), 图8(d)所示。

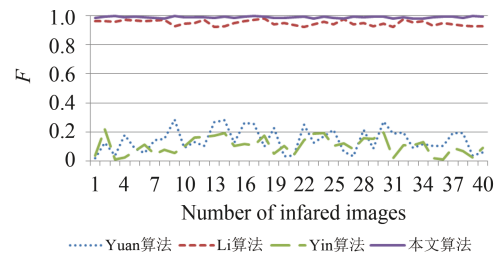
各算法对应的 F 值结果如表2所示, 更多红外图像测试后的 F 值如图9所示, 可见本文算法的 F 值最高, 约达95%, 远大于Yuan算法和Yin算法, 优于Li算法, 这是因为递推模糊2-划分熵图割算法能依靠ROI的模糊熵信息自适应地设置图割的能量函数, 高效地实施图割, 具有较高的分割精度。此外, 各算法的运行时间见表2, 本文算法的运行时间是模糊2-划分熵ROI的确定时间和基于ROI模糊熵信息的图割算法时间之和, 可见本文算法运行时间最短, 经40幅红外图像测试表明, 本文算法运行时间较Yuan的自动图割算法缩短了72%, 较Li的局部图割算法缩短了94%, 与Yin算法的运行时间接近。

4.2 与其他阈值分割方法的对比分析

为了验证时间复杂度 $o(n^2)$ 的递推模糊2-划分熵

表2 不同图割算法的运行时间和 F 值对比Tab. 2 Comparison of running time and F values by different GC algorithms

图像	Yuan算法		Li算法		Yin算法		本文算法	
	F	时间/s	F	时间/s	F	时间/s	F	时间/s
人体	0.021	1.220	0.963	8.427	0.037	0.191	0.997	0.204
飞机	0.126	0.672	0.961	7.512	0.149	0.220	0.998	0.211
船舶	0.038	0.757	0.957	2.128	0.012	0.208	0.996	0.216
暖瓶	0.102	0.704	0.765	5.005	0.271	0.201	0.971	0.220

图9 不同图割算法对40幅红外图像的 F 值对比Fig. 9 Comparison of F values by different GC algorithms in 40 infrared images

算法的效率及其确定ROI的有效性, 本文用ROI在模糊2-划分时的阈值对整体红外图像进行分割。并选用常用的红外图像阈值分割算法, Maximum Entropy^[22]和K-mean^[4]进行对比分析, 其中Maximum Entropy是递推人工蜂群的最大模糊熵算法, 其递推策略的时间复杂度为 $o(n^3)$, 选用的熵函数与本文相同, 为 S 函数, 人工蜂群算法的参数与文献中设置一致。K-mean的聚类数为2。评价指标为阈值分割法在衡量红外图像分割结果时常用的ME指标^[16]、视觉结果、运行时间。各算法的分割结果如图10~图13所示。从视觉结果可以看出, 相比于人工分割结果, Maximum entropy和K-mean的结果受噪声影响较大, 且部分背景区域被误分为目标, 这主要是由于红外图像信噪比低, 边缘模糊, 高亮区域内也有部分背景噪声, 聚类中心的转折点可能有多个, 若仅利用灰度级信息聚为2类, 会造成很多背景过渡区被误分为目标。Maximum Entropy是利用图像的全局模糊熵信息确定分割阈值, 忽略了弱小红外目标的熵信息, 由此确定的分割阈值不准确。此外上述两种算法仅依据像素的灰度级信息进行分割, 没有考虑像素的空间相关性, 导致分割后噪声严重。

本文算法的ROI模糊2-划分熵的阈值分割结果, 因将分割范围缩小到目标存在的小区域, 分

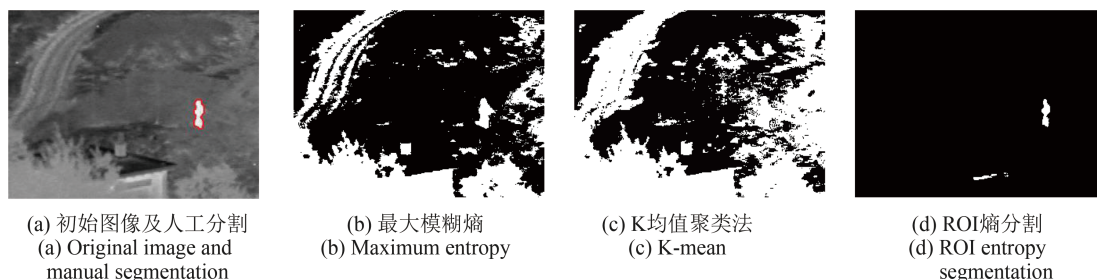


图 10 地面背景下人体红外目标的阈值分割结果对比

Fig. 10 Comparison of threshold segmentation results of human target from ground background

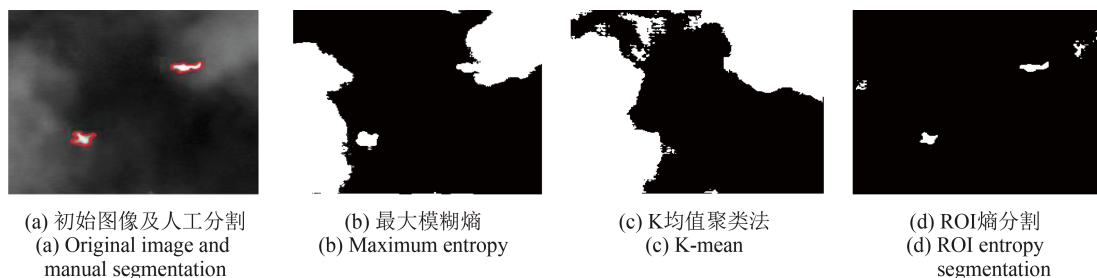


图 11 天空背景下飞机红外目标的阈值分割结果对比

Fig. 11 Comparison of threshold segmentation results of plane targets from sky background

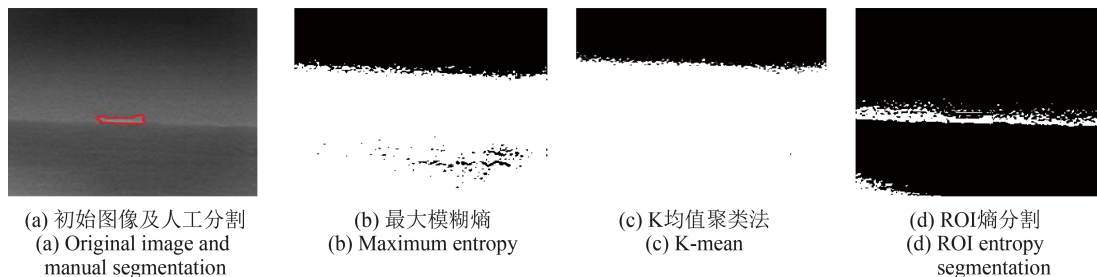


图 12 海天背景下船舶红外目标的阈值分割结果对比

Fig. 12 Comparison of threshold segmentation results of ship target from sky-sea background

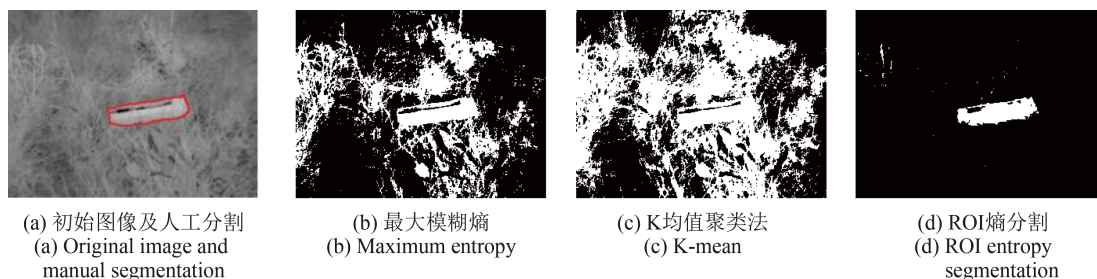


图 13 草丛背景下暖瓶红外目标的阈值分割结果对比

Fig. 13 Comparison of threshold segmentation results of thermos target from grass background

割精度有所提高, 如图10(d), 图11(d), 图12(d)和图13(d)所示, 同样由于没有考虑像素的空间相关性, 不能完全抑制噪声对目标的干扰, 但相较其余两种算法, 其可以较好地保持目标的完整性,

误分率低。

各算法对应的ME值, 阈值和运行时间见表3, 其中ROI模糊2-划分熵的运行时间即ROI的确定时间具有较低的错分率。经40幅红外图像测试表明,

ROI模糊2-划分熵的运行时间较K-mean算法缩短了约90%，较Maximum Entropy算法缩短了约13%，ME平均值为0.028，较上述算法小2个数量级，可见ROI的局部熵包含的图像信息更准确，以此设计的图割能量函数更接近实际情况。

4.3 时间复杂度

从表2和表3可见，针对不同背景下的红外图像，本文算法的运行时间仅差 10^3 个数量级。这主要是由算法的时间复杂度决定的，算法共包括两个部分，第一部分是局部模糊熵的ROI确定，其运行时间主要是子图像的最大模糊熵寻优时间，由于提出的最大模糊2-划分熵的递推策略是对带有2个参数的3个求和项分别递推，且各求和项的递归过程均为2重循环，故时间复杂度为 $o(n^2)$ ，从表3可见，该递推策略即使多次计算不同子图像的最大模糊熵值，仍能比时间复杂度为 $o(n^3)$ 的单一模糊熵递推策略效率高。第二部分是ROI熵信息的图割构建实施，其运行时间主要用于图割模型求解。由于第一部分中ROI最大模糊2-划分熵的隶属度函数已确定，可直接用它来设置图割的似然能，省去种子点的选取环节，大幅度降低运行时间，随后的最大流最小割算法可实时地对图割模型求解，运行时间可忽略不计。经多幅图像测试，本文算法在确保精度的前提下，其运行时间接近于Yin的全局模糊熵图割算法，较Yuan的自动图割算法缩短了72%，较Li的局部图割算法缩短了94%。

5 结论

针对现有的红外图像图割算法存在的效率低，没有充分考虑图像模糊特性的缺点，本文提出了一种快速递推的模糊2-划分熵图割算法。为了去除背景噪声对目标区域的干扰，采用局部最大模糊2-

参考文献:

- [1] MASTORAKIS G, MAKRIS D. Fall detection system using Kinect's infrared sensor[J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2014, 9(4): 635-646.
- [2] LIU Y Y. Research on library lighting intelligent control based on infrared image processing techniques [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(18): 1559-1561.
- [3] 武治国, 李桂菊. 动态目标识别中的实时复杂巡航场景

表3 不同阈值分割算法的阈值, 运行时间和错分率对比
Tab. 3 Comparison of thresholds, running time and ME by different threshold segmentation algorithms

图像	Maximum Entropy			K-mean			ROI模糊2-划分熵		
	ME	时间/s	阈值	ME	时间/s	阈值	ME	时间/s	阈值
人体	0.321	0.182	106	0.418	6.849	100	0.005	0.156	215
飞机	0.292	0.190	63	0.385	6.477	58	0.009	0.154	124
船舶	0.602	0.186	69	0.628	6.502	70	0.048	0.167	101
暖瓶	0.285	0.179	125	0.523	6.306	120	0.007	0.162	153

划分熵值来迭代检测包含图像最大信息的ROI，确保提取目标信息的完整性。期间为了提高迭代检测的效率，本文提出了时间复杂度为 $o(n^2)$ 的递推算法，来计算局部区域的模糊2-划分熵值，即将模糊熵的计算过程转化为3个独立求和项的递推过程，并保存不重复的递推结果用于后续的穷举寻优，使其高效准确地搜索最大模糊熵值。然后，在确定ROI的基础上，利用该区域在最大模糊2-划分时目标和背景的隶属度函数来设置图割能量函数的似然能，实施图割。该方法将灰度信息与空间相关性信息相结合实施分割，充分考虑了像素的灰度接近程度和空间相关性。通过多幅复杂背景下的红外图像测试，得到以下结论：与常用的图割算法相比，本文方法的分割精度 F 值高达95%，运行时间缩短了至少72%，基本满足了自动红外图像分割的要求。此外，本文提出的时间复杂度为 $o(n^2)$ 的递推模糊2-划分熵算法，与常用阈值分割算法相比，误分率低，运行时间比递推人工蜂群的最大模糊熵算法缩短了13%，说明本算法确定的ROI能高效准确地提取图像信息，确保图割能量函数设计的准确性和高效性。

运动检测[J].液晶与显示, 2014, 29(5): 844-849.

WU ZH G, LI G J. Real-time complex cruise scene detection technology in target recognition [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(5):844-949. (in Chinese)

- [4] 云廷进, 郭永彩, 高潮. K-均值聚类中心分析法实现红外人体目标分割[J]. *光电工程*, 2008, 35(3): 140-144.

YUN T J, GUO Y C, GAO C. Human segmentation algorithm in infrared images based on K-means clustering

- centers analysis [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, 35(3):140-144. (in Chinese)
- [5] 付冬梅, 于晓, 童何俊. 基于免疫模板聚类的模糊中波红外图像目标提取[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(3): 673-676.
- FU D M, YU X, TONG H J. Extracting target from blurred midwave infrared image based on immune template clustering[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(3): 673-676.
- [6] CIESIELSKI K C, HERMAN G T, KONG T Y. General theory of fuzzy connectedness segmentations [J]. *Neurocomputing*, 2015, 24(6): 170-186.
- [7] BO H, MA F L, HAN B J, *et al.* SAR image segmentation based on immune algorithm [C]. *Proceedings of the Fifth International Conference on Control and Automation*, Shanghai, P.R. China: *ICCA*, 2005: 1279-1282.
- [8] XIA D X, LI C G, YANG S H. Fast threshold selection algorithm of infrared human images based on two-dimensional fuzzy tsallis entropy[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 2014(3): 57-69.
- [9] 张健, 李宏升. 基于图论阈值算法的图像分割研究[J]. *液晶与显示*, 2014, 29(4):592-597.
- ZHANG J, LI H SH. Image mosaic research based on wavelet and rough set algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4):592-597. (in Chinese)
- [10] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(9): 1124-1137.
- [11] WANG T, JI Z X, SUN Q S, *et al.* Image segmentation based on weighting boundary information via graph cut [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 33(1): 10-19.
- [12] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A. Grabcut: interactive foreground extraction using iterated graph cuts [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2004, 23(3): 309-314.
- [13] CHITTAJALLU D R, BRUNNER G, KURKURE U, *et al.* Fuzzy-cuts: A knowledge-driven graph-based method for medical image segmentation [C]. 2009 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Alaska, US: IEEE, 2009: 715-722.
- [14] SALAH M B, MITICHE A, AYED I B. Multiregion image segmentation by parametric kernel graph cuts[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(2):545-557.
- [15] 刘松涛, 王慧丽, 殷福亮. 基于图割和模糊连接度的交互式舰船红外图像分割方法[J]. *自动化学报*, 2012, 38(11): 1735-1750.
- LIU S T, WANG H L, YIN F L. Interactive ship infrared image segmentation method based on graph cut and fuzzy connectedness[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(11):1735-1750. (in Chinese)
- [16] LI Y, MAO X, FENG D, *et al.* Fast and accuracy extraction of infrared target based on Markov random field [J]. *Signal Processing*, 2011, 91(5): 1216-1223.
- [17] YUAN J, BAE E, TAI X C. A study on continuous max-flow and min-cut approaches[C]. *Processing of the Twenty-Seventh International on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, US: CVPR, 2010: 2217-2224.
- [18] MALCOLM J, RATHI Y, TANNENBAUM A. Graph cut segmentation with nonlinear shape priors [C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, Texas, US: ICIP, 2007: IV-365-IV-368.
- [19] YIN S B, ZHAO X M, WANG W X, *et al.* Efficient multilevel image segmentation through fuzzy entropy maximization and graph cut optimization [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(9): 2894-2907.
- [20] 张怀柱, 向长波, 宋建中, 等. 改进的遗传算法在实时图像分割中的应用[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(2): 333-337.
- ZHANG H ZH, XIANG CH B, SONG J Z, *et al.* Application of improved adaptive genetic algorithm to image segmentation in real time[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(2): 333-337. (in Chinese)
- [21] NESHAHAT M, SEPIDNAM G, SARGOLZAEI M, *et al.* Artificial fish swarm algorithm: a survey of the state-of-the-art, hybridization, combinatorial and indicative applications[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2014, 42(4): 965-997.
- [22] 尹诗白, 赵祥模, 王卫星, 等. 递推人工蜂群的模糊划分熵多阈值分割算法[J]. *西安交通大学学报*, 2012, 46(10): 72-77.

- YIN SH B, ZHAO X M, WANG W X, *et al.* A fuzzy partition entropy approach for multi thresholding segmentation based on the recursive artificial bee colony algorithm [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2012, 46(10): 72-77. (in Chinese)
- [23] GRINBERG H. Variance squeezing and information entropy squeezing via Bloch coherent states in two-level nonlinear spin models[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(19): 5566-5572.
- [24] YU H Y, ZHI X B, FAN J L. Image segmentation based on weak fuzzy partition entropy[J]. *Neurocomputing*, 2015, 168(15): 994-1010.

作者简介:



尹诗白 (1984-), 女, 湖北潜江人, 博士, 讲师, 研究生导师, 2006年、2009年于西安工业大学分别获得学士、硕士学位, 2013年于长安大学获得博士学位, 主要从事图像处理, 机器视觉方面的研究。E-mail: shibai.yin@gmail.com



王一斌 (1982-), 男, 河南人, 博士研究生, 2005年、2009年于西北工业大学分别获得学士、硕士学位, 主要从事模式识别和机器视觉方面的研究。E-mail: yibei.wong@gmail.com



邓箴 (1984-), 女, 河南人, 硕士, 讲师, 2006年于西安工业大学获得学士学位, 2009年于北京科技大学获得硕士学位, 主要从事信息提取, 目标识别和机器视觉方面的研究。E-mail: dengzhen1025@163.com

(本栏目编辑: 李自乐)