

基于流形特征与形状先验的红外直升机图像分割

周则明, 胡 彪, 孟 勇, 陈超迁, 罗其祥

(国防科技大学气象海洋学院, 江苏南京 211101)

摘 要: 为有效分割复杂天空背景下的直升机目标, 提出了基于流形特征与形状先验的变分分割模型. 根据图像数据的灰度分布构造区域能量项, 推动变形曲线向目标边界演化; 引入对称正定 (Symmetric Positive Definite, SPD) 矩阵流形上的区域协方差描述子构造流形特征能量项以提高分割算法的鲁棒性. 在区域项、边界项和流形特征项的共同作用下获取红外直升机目标的第一阶段分割结果. 在第二阶段分割过程中, 基于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 方法获取直升机目标的先验形状变化模式, 以变形曲线在 PCA 空间重构的形状作为先验知识约束曲线的演化, 最终实现红外直升机图像的分割. 实验结果表明, 本文方法能够有效获取直升机目标的完整轮廓.

关键词: 红外图像分割; 对称正定矩阵流形; 区域协方差描述子; 先验形状

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)04-0834-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.04.010

Infrared Helicopter Image Segmentation Based on Manifold Feature and Shape Prior

ZHOU Ze-ming, HU Biao, MENG Yong, CHEN Chao-qian, LUO Qi-xiang

(College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Nanjing, Jiangsu 211101, China)

Abstract: In order to segment the helicopter target in the infrared image with complex cloud background effectively, a variational segmentation model based on manifold feature and shape priori is proposed. The region energy term is constructed on the basis of gray distribution of the image data to drive the deformation curve to target boundary. A regional covariance descriptor is introduced on Symmetric Positive Definite (SPD) matrix manifold to define a prior feature energy term to improve the robustness of the segmentation algorithm. The segmentation result of the helicopter in the first stage of the infrared image is obtained by the combination of the region term, the boundary term and the prior feature term. In the second stage, Principal Component Analysis (PCA) is used to capture the prior shape variation pattern of the infrared helicopter target, and the shape of evolution curve is reconstructed in PCA space as the prior knowledge to restrain the curve deforming. Finally, the complete contour of the infrared helicopter is obtained. Experimental results demonstrate that this method can effectively extract the whole contour of the infrared target.

Key words: infrared image segmentation; SPD matrix manifold; regional covariance descriptor; prior shape

1 引言

红外图像由探测器依据覆盖区域的红外辐射强度分布获取. 红外成像技术摆脱了光照条件对成像过程的约束, 具备抗干扰能力强、全天候工作等特点, 已被广泛应用于军事及民用领域.

由于受目标与背景的热交换以及大气散射和吸收作用等因素的影响, 红外图像具有噪声大、对比度低以及目标边缘模糊等特点, 给分割过程带来了极大的

困难.

目前, 红外图像分割的方法主要有: 阈值分割^[1,2]、聚类方法^[3,4]、神经网络方法^[5,6]和变分方法^[7-13]等. 何志勇等^[1]通过减少计算二阶矩的次数实现 Otsu 阈值的快速计算并递归求解分割阈值, 提高了算法的执行效率. 宋长新等^[3]利用像素内在相关性、局部信息以及空间类别属性, 提出了一种结合稀疏编码和空间约束的聚类分割算法, 扩展了基于 K-means 聚类的红外图像分

割方法. 阈值方法和聚类方法应用于红外图像分割易于实现,但其难以有效利用红外图像的边缘信息,当目标边缘模糊、灰度分布不均匀时难以得到理想的分割结果. 周东国等^[5]利用动态阈值和区域均值之间的关系,提出一种自适应确定连接系数的方法,优化了原始的脉冲耦合神经网络 PCNN 图像分割算法,但其仍然存在计算量大、耗时长、抗噪性能差的问题.

相比于阈值化、聚类和神经网络方法,基于变分的水平集方法能够自然地处理轮廓曲线拓扑结构的变化,具有更强的实用性. Chan-Vese 方法^[7]在能量泛函中引入区域信息,降低了对初始零水平集曲线的位置要求,但该方法在弱边界条件下很难得到理想的分割结果,且存在易陷入局部极小化的问题. 姜慧研等^[8]结合待分割目标灰度统计信息和图像梯度信息提出了一种改进的水平集方法,利用区域生长解决了水平集方法对初始曲线位置敏感的问题. Yu 等^[10]基于可变区域拟合模型^[9]提出了一种全局最优的红外图像边缘检测算法. Wu 等^[11]在 C-V 模型及对其相关改进算法的基础上,加入一个严格凸的能量项,提出了一种点态收敛的数值计算方法. Yu 和 Wu 模型有效避免了能量泛函的局部最优解,显著提高了红外图像分割的质量.

近年来,黎曼流形在计算机视觉领域的研究和应用获得越来越多的关注,对称正定(Symmetric Positive Definite, SPD)矩阵是其中研究的热点之一. 区域协方差描述子作为 SPD 矩阵的一个显著应用,能够融合图像的灰度、梯度等特征,在处理行为识别^[14]、面部识别^[15]及目标跟踪^[16]等任务时取得了显著的效果. 本文在变分框架中引入区域协方差描述子描述红外目标和背景的流形特征,有效解决了光照、视角及姿态变化给分割过程带来的困难,提高了算法的鲁棒性.

抽取红外图像序列中的直升机轮廓,对于估计其运动速度和方向具有重要的价值. 然而,由于背景云层复杂、直升机目标与背景灰度的对比度低以及目标区域的灰度分布不均匀,精确获取直升机目标的完整轮廓成为一个难题.

本文提出一种基于变分的分割模型,基于 Gaussian 分布拟合红外图像的目标和背景、构造区域能量项推动变形曲线向直升机目标边缘演化;以直升机目标的先验形状二值图像作为模板,通过采样目标及背景区域,定义先验协方差描述子,在 SPD 矩阵流形空间计算红外图像的置信图以构造流形特征能量项,从而提高复杂背景下红外目标的分割精度;基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)抽取直升机目标轮廓的变化模式,定义先验形状能量项,以获取遮挡或灰度分布不均匀等复杂条件下目标的完整轮廓.

2 基于流形特征和形状先验的分割

2.1 基于流形特征和形状先验的分割模型

2.1.1 区域与边界能量项定义

设 $I: \Omega \rightarrow [0, 255]$ 为定义在空间域 $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ 上的图像,假设目标和背景区域 $R_i, i \in 1, 2$ 中的像素灰度服从均值和方差分别为 μ_{R_i}, σ_{R_i} 的 Gaussian 分布,分布函数为 $P_{\text{Gaussian}}(I|R_i)$. 根据目标和背景区域的灰度概率分布构造区域能量项:

$$E_{\text{region}} = \sum_{i=1}^2 \int_{R_i} G(I, \mu_{R_i}, \sigma_{R_i}) d\Omega \quad (1)$$

其中,

$$G(I, \mu_{R_i}, \sigma_{R_i}) = -\log P_{\text{Gaussian}}(I|R_i) \quad (2)$$

该能量项根据像素属于目标和背景的概率定义曲线的演化速度,推动变形曲线向目标的边界运动.

为了保证变形曲线在演化过程中的平滑,定义能量泛函:

$$E_{\text{boundary}} = \int_0^{l(\gamma)} g ds \quad (3)$$

其中, $l(\gamma)$ 为闭合曲线 γ 的长度, g 为停止函数.

2.1.2 基于 SPD 的流形特征能量项定义

设图像 I 的大小为 $W \times H$, 从 I 中抽取 d 维特征,得到 $W \times H \times d$ 的特征向量图像 F , 记:

$$F(x, y) = f(I, x, y) \quad (4)$$

式(4)中的特征映射可取为^[17]:

$$f = [I(x, y) | I_x | I_y | \sqrt{(I_x)^2 + (I_y)^2} | I_{xx} | I_{yy}]^T \quad (5)$$

对于特征图像 F 中的一个区域 R , 设 R 中包含 n 个 d 维特征点 $\{f_k, k = 1, 2, \dots, n\}$, 其协方差描述子可以表示为一个 $d \times d$ 的协方差矩阵:

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (f_k - \mu)(f_k - \mu)^T \quad (6)$$

其中, $\mu = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n f_k$ 为特征均值向量.

记 $\text{Sym}(n) = \{A \in M(n) : A^T = A\}$ 为全体 $n \times n$ 实对称矩阵的集合, $M(n)$ 表示全体 $n \times n$ 矩阵的集合, 则有 $\text{Sym}^+(n) = \{A \in \text{Sym}(n) : A > 0\}$ 为全体 $n \times n$ 对称正定矩阵的集合. n 阶正定对称矩阵的集合构成 $n(n+1)/2$ 维对称正定矩阵流形. 根据矩阵的运算规则, $\text{Sym}(n)$ 构成向量空间, 而 $\text{Sym}^+(n)$ 是非向量空间, 需要赋予不同的黎曼结构度量在 $\text{Sym}^+(n)$ 空间的距离. 基于双不变黎曼度量可得到流形上两点的测地线距离为^[17]:

$$d(x, y) = \|\log(x) - \log(y)\|_2 \quad (7)$$

其中, $\log(\cdot)$ 表示矩阵对数, 对数操作沿矩阵对角线按位进行.

在红外图像序列中选取一定数量的图像样本, 分

别对目标和背景按块进行随机采样(本文在红外图像序列中选取了 10 幅图像,在目标和背景区域以 5×5 的块各采样 5000 个像素点),计算目标和背景的先验协方差描述子;对于待分割的红外图像,以每一像素点为中心,在 $l \times l$ 的窗口中计算区域协方差描述子(本文取 $l = 5$);根据式(7)分别计算该点 SPD 矩阵与目标和背景先验 SPD 矩阵的测地线距离 d_{obj} 和 d_{back} ,生成图像置信图: $I_{\text{conf}} = d_{\text{back}} - d_{\text{obj}}$,显然, I_{conf} 的值越大,该像素属于目标的可能性就越高. 根据置信图构造流形特征能量项:

$$E_{\text{manifold}} = \int_{\Omega} d_{\text{obj}} H(\phi) d\Omega + \int_{\Omega} d_{\text{back}} (1 - H(\phi)) d\Omega \quad (8)$$

其中, $H(\cdot)$ 为 Heaviside 函数, ϕ 为变形曲线 γ 的水平集函数, $\phi \geq 0$ 时, $H(\phi) = 1$, $\phi < 0$ 时, $H(\phi) = 0$.

2.1.3 先验形状能量项的定义

仅仅依据区域、边界和流形特征能量项难以驱动变形曲线获取完整的轮廓. 本文通过引入先验形状能量项约束曲线的演化以提高分割精度. 对于先验形状二值图像,对其配准构成样本矩阵 $\mathbf{M} = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$,其中 ϕ_i 为第 i 个先验形状的水平集函数. 对样本集作 PCA 变换,获得描述目标的先验形状变化模式:平均形状 $\bar{\phi}$ 和特征向量 \mathbf{U}_k . 将第二阶段的变形曲线 ϕ 与平均形状 $\bar{\phi}$ 配准得到一组仿射变换参数 $\mathbf{T} = [t_x, t_y, s_x, s_y, \theta]^T$,再投影到 PCA 空间得到一组特征系数 $\mathbf{w} = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$:

$$\mathbf{w} = \mathbf{U}_k^T (\phi - \bar{\phi}) \quad (9)$$

经重构后得到约束变形曲线的先验形状,用水平集函数表示为 ϕ_s :

$$\phi_s = \mathbf{U}_k \mathbf{w} + \bar{\phi} \quad (10)$$

于是,经 PCA 空间到图像空间的仿射变换后,先验形状的水平集函数表示为 $\tilde{\phi}_s$:

$$\tilde{\phi}_s(x, y) = \phi_s(\mathbf{T}^{-1}(x, y)) \quad (11)$$

定义先验形状能量项:

$$E_{\text{prior_shape}} = \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\tilde{\phi}_s))^2 d\Omega \quad (12)$$

当该能量项极小化时,变形曲线与先验形状相似.

2.1.4 变分分割模型

变分框架下,变形曲线在边界能量项、区域能量项、流形特征能量项和先验形状能量项的作用下向目标轮廓演化,模型的能量泛函为:

$$E = E_{\text{boundary}} + \mu_1 E_{\text{region}} + \mu_2 E_{\text{manifold}} + \mu_3 E_{\text{prior_shape}} + E_{\text{disreg}} \quad (13)$$

其中, E_{disreg} 为有符号距离约束项,其定义为:

$$E_{\text{disreg}} = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (\|\nabla \phi\| - 1)^2 d\Omega \quad (14)$$

该项的引入避免了在迭代过程中周期性初始化水平集函数. μ_1 , μ_2 和 μ_3 为能量项的权重系数,变形曲线在各能量项的共同作用下向目标边界演化.

计算式(13)的一阶变分,基于梯度下降流得到曲线的演化方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \kappa \|\nabla \phi\| + \langle \nabla g, \nabla \phi \rangle - \mu_1 V_{\text{Gaussian}} \|\nabla \phi\| \\ & + \mu_2 I_{\text{conf}} \|\nabla \phi\| + 2\mu_3 (H(\phi) - H(\tilde{\phi}_s)) \|\nabla \phi\| \\ & + [\Delta \phi - \kappa] \end{aligned} \quad (15)$$

上式在数值计算时第一项采用中心差分,第二项采用单边迎风差分,第三至第五项采用迎风差分格式离散化.

2.2 分割算法具体实现步骤

步骤 1 从红外图像序列中抽取一定数量的图像作为样本,手工标注获取直升机目标的二值图像;

步骤 2 以标注的二值图像为掩膜,分别对目标和背景抽样,获取目标和背景的先验协方差描述子;

步骤 3 计算待分割红外图像的置信图;

步骤 4 以配准后二值图像作为样本集进行 PCA 变换,得到直升机目标先验形状的变化模式;

步骤 5 在区域、边界及流形特征能量项的共同作用下获得第一阶段分割结果;

步骤 6 将第一阶段分割结果与平均形状配准后投影到 PCA 空间得到新形状,经仿射变换后得到先验形状.

步骤 7 以第一阶段的分割结果作为初始的演化曲线,在先验形状约束下获得最终分割结果.

3 实验结果及分析

本文模型在 Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU、8GB 内存的 PC 机、Matlab (2014a) 编程环境下实现. 为了验证本文方法的有效性,选取 2014 年 8 月 11 日于南京疾控中心拍摄的直升机红外视频作为实验数据. 直升机在飞行过程中因桨叶旋转,展现出不同的飞行姿态. 分别对红外视频序列中直升机四桨叶、三桨叶和两桨叶等三种飞行姿态在不同天气状况下获取的图像进行四组分割实验,并与 Yu 方法^[10] 和 Wu 方法^[11] 进行比较. 待分割图像中直升机的姿态、尺度各异,且拍摄过程中天气变化明显,具有一定的代表性. 四组分割实验中,待分割图像大小均为 420×630 . 实验过程中参数设置除先验形状能量项权重系数外,其余参数设置为: $\mu_1 = 2$, $\mu_2 = 2$, $\Delta t = 0.1$.

实验 1 对多云天气下直升机四桨叶飞行姿态目标进行分割,取 $\mu_3 = 3$,分割结果如图 1 所示. 第一阶段和第二阶段迭代次数分别为 500 次和 200 次,配准操作的最大迭代次数为 100. 从图 1(c) 和图 2(c) 的置信图可以看出,对应于直升机轮廓的大部分区域,以置信图表示的距离值较大,流形特征能量项的引入使得变形曲线在这部分边界处停止演化,避免了水平集方法在弱边界处出现的泄漏现象,提高了算法的鲁棒性. 由于

受到云层等因素的影响,在背景区域出现了属于目标的像素点.在边界、区域等能量项的共同作用下,变形曲线越过这些像素点分割出了直升机目标.图 1 中红色曲线为变形曲线在演化过程中的位置,黄色曲线为目标的手工分割结果.待分割图像在拍摄时是多云天气,直升机部分叠加在淡积云背景上,导致直升机左下方桨叶中段与背景云层的灰度相似度极高,部分桨叶与云层融为一体,难以分辨. Yu 和 Wu 方法未能解决这一问题,分割结果在该处出现了明显的缺口,如局部放大图 1(k)、1(l) 所示. 本文方法第一阶段的分割结果与 Yu 和 Wu 方法的结果相似,在第二阶段先验形状的约束下,变形曲线逐渐将断裂的桨叶与机身连接起来,最终取得了更加完整和精确的轮廓. 本文方法分割过程如图 1(b)~1(i) 所示,在第一阶段分割结果的基础上,通过先验形状约束获取了较为精确的、完整的直升机轮廓.

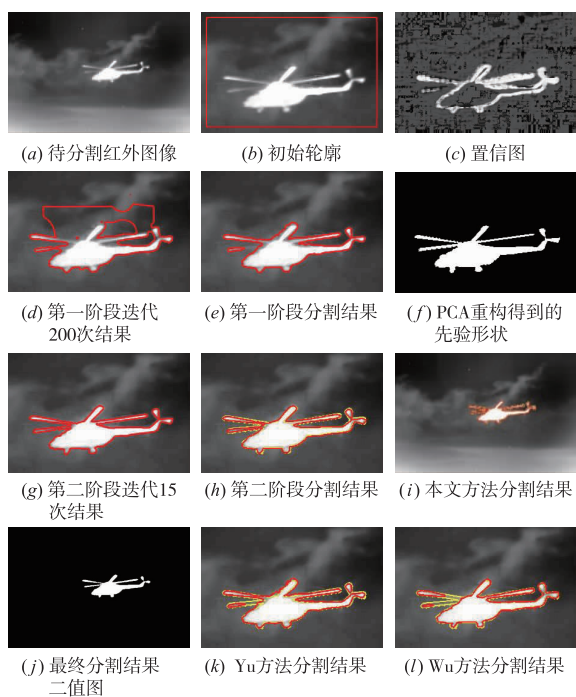


图1 多云天气下直升机四桨叶飞行姿态目标分割结果

实验 2 对小雨天气下直升机三桨叶飞行姿态进行分割,取 $\mu_3 = 1$,分割结果如图 2 所示. 第一阶段和第二阶段迭代次数分别为 500 和 275 次. 待分割图像在拍摄时是小雨天气,从图中可以看出,直升机目标前部区域的灰度分布不均匀,直升机尾部浓积云较厚,直升机桨叶部分与背景云层对比度很低. Yu 和 Wu 方法在这部分区域出现了明显的缺口. 本文方法在第一阶段分割出了右侧桨叶的大部分区域,在第二阶段,由于引入了先验形状,包围左侧桨叶的变形曲线在迭代过程中不断扩张,最后与机身连接起来,从而获得了直升机目

标的更为完整的轮廓,且轮廓线更加贴近真实的边缘.

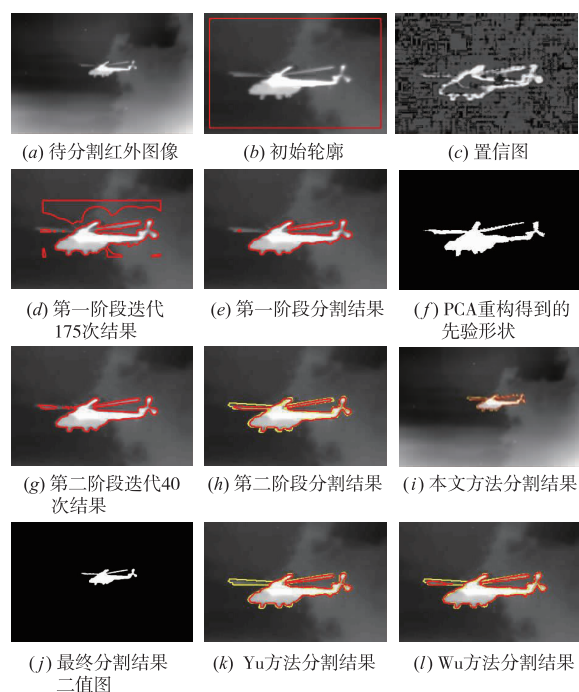


图2 小雨天气下直升机三桨叶飞行姿态目标分割结果

实验 3 对大雨天气下直升机两桨叶飞行姿态图像进行分割,取 $\mu_3 = 2$. 第一阶段和第二阶段迭代次数分别为 600 和 100 次. 待分割图像拍摄时为大雨天气,背景中层积云浓密,受天气影响,直升机目标区域的灰度分布不均匀,桨叶和尾翼部分与云层的对比度较低.

实验 4 对小雨天气下直升机三桨叶飞行姿态图像进行分割,取 $\mu_3 = 1$. 第一阶段和第二阶段迭代次数分别为 600 和 200 次. 直升机目标完全叠加在积雨云上,直升机前段及左侧桨叶部分与目标主体灰度存在较大差异,目标灰度分布不均匀,并且该部分灰度与云层背景灰度相似度高,直升机轮廓不明显. 本文方法获得的分割结果如图 3 所示.

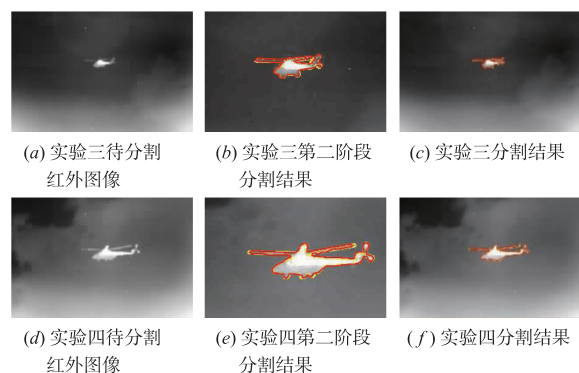


图3 实验三和实验四分割结果

为进一步验证本文方法的有效性,本文采用 TP (True Positive)、FP (False Positive)、DM (Dice Metric) 和

HD(Hausdorff Distance)对分割结果进行定量评价:

$$TP = \frac{A_a \cap A_m}{A_m}, FP = \frac{A_a - A_a \cap A_m}{A_m}, DM = 2 \cdot \frac{A_a \cap A_m}{A_a + A_m},$$

$$HD = \max \left\{ \sup_{x \in B_a, y \in B_m} d, \sup_{x \in B_m, y \in B_a} d \right\} \quad (16)$$

其中, A_a 和 A_m 分别表示自动分割获取的目标区域和真实区域的面积; B_a 和 B_m 分别为自动分割结果的边界和真实边界. d 表示自动分割获取的目标区域和真实的目标区域所构成的两个点集之间的距离. TP 和 DM 越接近 1 表示分割效果越好, 而 FP 和 HD 越接近 0 表示分割精度越高.

四组实验结果的评价指标如表 1 所示. 本文方法 TP、DM 和 HD 指标更好, 说明分割结果更为精确. 本文在实验 1、实验 2 和实验 4 中 FP 指标较高, 实验 2 中 DM 指标较低, 其原因在于 Yu 和 Wu 方法出现了一定程度的过分割. 综合主客观评价结果, 本文方法整体上优于 Yu 和 Wu 算法, 能够有效地分割出低对比度、灰度分布不均匀、边界模糊等条件下红外图像中的感兴趣目标.

表 1 定量评价结果

| 数据 | 方法 | TP | FP | DM | HD |
|------|-------|--------|--------|--------|---------|
| 实验 1 | 本文方法 | 0.9677 | 0.1159 | 0.9289 | 4.1231 |
| | Yu 方法 | 0.9502 | 0.1590 | 0.9010 | 8.5440 |
| | Wu 方法 | 0.8880 | 0.0445 | 0.9190 | 13.3417 |
| 实验 2 | 本文方法 | 0.8929 | 0.1231 | 0.8858 | 8.9443 |
| | Yu 方法 | 0.8548 | 0.0956 | 0.8766 | 45.3431 |
| | Wu 方法 | 0.8818 | 0.0780 | 0.8999 | 9.8489 |
| 实验 3 | 本文方法 | 0.9102 | 0.0665 | 0.9209 | 3.6056 |
| | Yu 方法 | 0.8160 | 0.0960 | 0.8536 | 6.7082 |
| | Wu 方法 | 0.8240 | 0.1138 | 0.8504 | 7.0711 |
| 实验 4 | 本文方法 | 0.9391 | 0.0986 | 0.9217 | 6.0000 |
| | Yu 方法 | 0.9035 | 0.0795 | 0.9122 | 25.0799 |
| | Wu 方法 | 0.8633 | 0.0611 | 0.8972 | 25.1794 |

4 总结与展望

红外直升机图像具有云层背景复杂、对比度低以及目标边缘模糊等特点, 基于梯度和区域信息的变分模型难以获取直升机目标的完整轮廓. 区域协方差描述子能够表征背景和目标的流形特征, 计算 SPD 矩阵流形上的测地线距离、定义红外目标的置信图能够估计像素属于直升机目标的可能性. 演化曲线在区域、边界以及流形特征能量项的共同作用下, 能够获取目标的粗分割结果; 在抽取形状变化模式的基础上, 重构变形曲线对应的先验形状, 在该先验知识的约束下, 变分模型在第二阶段能够得到更为精确、完整的轮廓. 实验结果表明, 本文方法能够充分利用红外图像的梯度、灰度分布、流形特征及先验形状等信息, 通过曲线演化分割出红外图像中的感兴趣目标. 当红外图像的背景更

为复杂时, 通过稀疏表示和字典学习进一步提高分割模型的精确性和鲁棒性将是下一步研究工作的重点.

参考文献

- [1] 何志勇, 孙立宁, 陈立国. Otsu 准则下分割阈值的快速计算[J]. 电子学报, 2013, 41(2): 267-272.
HE Zhi-yong, SUN Li-ning, CHEN Li-guo. Fast computation of threshold based on Otsu criterion[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(2): 267-272. (in Chinese)
- [2] Liu Z, Zhou F, Chen X, Bai X, Sun C. Iterative infrared ship target segmentation based on multiple features[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(9): 2839-2852.
- [3] 宋长新, 马克, 秦川, 肖鹏. 结合稀疏编码和空间约束的红外图像聚类分割研究[J]. 物理学报, 2013, 62(4): 40702-1-040702-9.
SONG Chang-Xin, MA Ke, QIN Chuan, XIAO Peng. Infrared image segmentation based on clustering combined with sparse coding and spatial constraints[J]. Acta Phys Sin, 2013, 62(4): 40702-1-040702-9. (in Chinese)
- [4] Zhou D, Zhou H. A modified strategy of fuzzy clustering algorithm for image segmentation[J]. Soft Computing, 2015, 19(11): 3261-3272.
- [5] 周东国, 高潮, 郭永彩. 一种参数自适应的简化 PCNN 图像分割方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(6): 1191-1197.
ZHOU Dong-Guo, GAO Chao, GUO Yong-Cai. Adaptive simplified PCNN parameter setting for image segmentation[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(6): 1191-1197. (in Chinese)
- [6] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 955-964.
DENG Xiang-yu, MA Yi-de. PCNN model automatic parameters determination and its modified model[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(5): 955-964. (in Chinese)
- [7] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [8] 姜慧研, 冯锐杰. 基于改进的变分水平集和区域生长的图像分割方法的研究[J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1659-1664.
JIANG Hui-yan, FENG Rui-jie. Image segmentation method research based on improved variational level set and region growth[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8): 1659-1664. (in Chinese)
- [9] Li C, Kao C Y, Gore J C, Ding Z. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [10] Jing Y, An J, Liu Z. A novel edge detection algorithm based on global minimization active contour model for oil

- slick infrared aerial image[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2011, 49(6):2005 – 2013.
- [11] Wu Y, He C. A convex variational level set model for image segmentation[J]. Signal Processing, 2015, 106(C): 123 – 133.
- [12] 张善卿, 张坤龙. 基于结构张量特征值的纹理图像分割模型[J]. 电子学报, 2013, 41(7):1324 – 1328.
ZHANG Shan-qing, ZHANG Kun-long. Texture image segmentation model based on Eigenvalues of structure tensor[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(7): 1324 – 1328. (in Chinese)
- [13] 李亚峰. 稀疏正则化的多目标图像分割变分模型[J]. 电子学报, 2013, 41(7):1329 – 1336.
LI Ya-feng. Sparsity regularized variational model for multiphase image segmentation[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(7): 1329 – 1336. (in Chinese)
- [14] Guo K, Ishwar P, Konrad J. Action recognition from video using feature covariance matrices[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(6):2479.
- [15] Harandi M T, Sanderson C, Hartley R, Lovell B C. Sparse Coding and Dictionary Learning for Symmetric Positive Definite Matrices: A Kernel Approach[A]. Computer Vision – ECCV 2012 [C]. Berlin Heidelberg: Springer, 2012. 216 – 229.
- [16] Wu Y, Cheng J, Wang J, Lu H, Wang J, Ling H, Blasch E, Bai L. Real-time probabilistic covariance tracking with efficient model update[J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21(5):2824.
- [17] 李广伟, 刘云鹏, 尹健, 史泽林. 基于改进李群结构的特征协方差目标跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 111 – 116.
LI Guang-wei, LIU Yun-peng, YIN Jian, SHI Ze-lin. Target tracking with feature covariance based on an improved Lie Group structure[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1):111 – 116. (in Chinese)

作者简介



周则明 男, 1966 年生, 江苏兴化人. 国防科技大学气象海洋学院教授、硕士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、医学影像处理和遥感影像分析.

E-mail: zeming_zhou@yahoo.com



胡彪(通信作者) 男, 1989 年生, 湖南长沙人. 解放军理工大学气象海洋学院硕士研究生. 主要研究方向为遥感图像处理和分析.

E-mail: lhubiao@126.com