

红外偏振图像的目标检测方法

杨蔚¹, 顾国华¹, 陈钱¹, 曾海芳¹, 徐富元¹, 王长江²

(1. 南京理工大学 电光学院, 江苏 南京 210094;
2. 北方光电股份有限公司, 陕西 西安 710043)

摘要: 红外偏振成像探测通过对目标辐射和反射偏振态的探测, 针对传统光学无法解决的问题, 在目标检测方面取得高精度的结果, 特别是在军事探测中, 能够快速地将混杂在自然背景下的人造目标检测出来, 以增强对目标的识别。偏振探测中所依据的强度、偏振度及偏振角信息反映出的不同物理特性, 具有很强的冗余性和互补性。针对该特性, 提出一种红外偏振图像的目标检测方法: 首先使用 Mean-Shift 算法对红外图像和偏振度图像进行聚类处理; 然后利用 DS 证据理论将聚类后的红外图像和偏振度图像中的物体信息充分结合, 以区分目标与背景, 达到目标检测的目的; 最后通过仿真实验图像与小波融合图像结果的对比表明该算法的优势。

关键词: 红外偏振; Mean-Shift 聚类; DS 证据理论; 模式识别

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)08-2746-06

Method of target detection for infrared polarization image

Yang Wei¹, Gu Guohua¹, Chen Qian¹, Zeng Haifang¹, Xu Fuyuan¹, Wang Changjiang²

(1. College of Electric & Optic, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
2. North Electro-Optic Co., Ltd, Xi'an 710043, China)

Abstract: Infrared polarization imaging measurement can be used to obtain the polarization state in target radioactive and reflective detection. With this method, the problems that traditional photometry cannot solve can be settled, and high-precision results were obtained. Particularly, in the field of military detection, polarization measurement can be introduced to distinguish artificial target quickly from the natural background, and performed well in target identification. The intensity, degree and angle of polarization that used in polarization measurement can reflect different physical properties, and along with them, redundancy and complementarity are revealed seriously. In allusion to the character, a target detection method for infrared polarization image was proposed: firstly, Mean-Shift algorithm was employed to aggregate the infrared and polarized image. Secondly, the object information of clustered infrared and polarized image according to DC evidence theory were combined. In this case, the target can be distinguished from the background, so as to achieve the purpose of target detection. Finally,

收稿日期: 2013-12-10; 修订日期: 2014-01-12

基金项目: 国家自然科学基金(61271332); 江苏省“六大人才高峰”支持计划(2010-DZXX-022); 总装预先研究基金(40405050303)

作者简介: 杨蔚(1985-), 男, 博士生, 主要从事红外偏振成像及其相关技术方面的研究。Email: bywyw@hotmail.com

导师简介: 顾国华(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光电成像理论与技术、图像识别处理及应用技术方面的研究。

Email: gghnjust@163.com

comparison of the consequence of experimental image and wavelet fusion image to demonstrate the superiority of the presented algorithm.

Key words: infrared polarization; Mean-Shift clustering; DS evidence theory; pattern recognition

0 引言

目标和背景的红外探测特征主要指其红外辐射特性,通常由其自身特征、工作状态、所处环境及探测时间等因素决定。因此,各类发热目标都会被热成像系统所发现,即使是无热源的“冷目标”——植被、地况、云、雪等自然物体(水除外),都会被描绘到目标的热成像图上。因而在红外图像上会有大量的混乱背景,并且这种混乱背景的信号可能会将有限的目标信号淹没,这为目标的检测和识别带来了极大的困难^[1]。

近年来,为了提高目标信号和混乱背景信号的比率,提出了许多方法。将红外偏振滤波引入到热成像系统之中是提高目标与杂乱背景对比度的主要方法之一。红外偏振成像探测通过对目标辐射和反射偏振态的探测,针对传统光度学无法解决的问题,在目标检测方面取得了高精度的结果,尤其是在军事探测领域中,可以快速有效地检测出混杂在自然背景下的人造目标。偏振探测中所依据的偏振信息——偏振度、偏振角信息能够反映的不同物理特性,具有很强的冗余性和互补性^[2]。近年来有很多参考文献采用融合红外强度图像和红外偏振图像的方法对红外图像进行处理,并采用小波融合的方式体现物体本身的细节^[3-5]。然而,此类方法对于分辨灰度或者颜色较为近似的物体信息有一定难度。文中提出一种红外偏振图像的聚类方法,充分结合了红外强度信息和红外偏振信息,并对其进行聚类处理,从而能够较好地检测出自然背景下的人造物体,并对不同的人造物体加以简单的识别区分,为后期更加精确的目标识别提供基础。

1 偏振信息的定量描述

电磁波经过地物反射后基本为部分偏振光,在描述地物的偏振状态时,通常使用斯托克斯矢量 I 、 Q 、 U 、 V 表示准单色平面波的偏振态。在自然界大气背景及目标物对太阳光入射的偏振效应中,圆偏振

的分量极少,相对于仪器的测量误差来说,完全可以忽略,故通常假定 $V=0$ ^[6],即用 I 、 Q 、 U 来表示一束光线的偏振态。这三个参量可用 0° 、 60° 、 120° 方向上的线偏振光强表示为^[7]:

$$\begin{cases} I = \frac{2}{3} [I(0^\circ) + I(60^\circ) + I(120^\circ)] \\ Q = \frac{4}{3} [I(0^\circ) - \frac{1}{2} I(60^\circ) - \frac{1}{2} I(120^\circ)] \\ U = \frac{2}{\sqrt{3}} [I(60^\circ) - I(120^\circ)] \end{cases} \quad (1)$$

为了表示偏振光强度的占有量,使用偏振度(P)表示完全偏振光强度在整个光强度中的比例:

$$P = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \quad (2)$$

2 Mean-Shift 算法与 D-S 证据理论

2.1 Mean-Shift 聚类

聚类算法分为有监督和无监督两种方式。无监督聚类由于其不需要事先提供大量样本信息而被广泛采用和研究,例如 K -means 算法、人工神经网络算法、迭代自适应算法、FCM 算法以及 Mean-Shift 算法等。其中 Mean-Shift 算法较为成熟简单易行,其分类效果明显,得到相对广泛的应用。因此,文中将采用 Mean-Shift 算法对图像进行处理。

Mean-Shift 算法,其实是一个迭代步骤,首先算出起始点的偏移均值,移动该点至其偏移均值,并以此点为新的起始点继续移动,直到满足结束的条件,表达式为^[8]:

$$M_n(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (3)$$

把公式(3)等号右边的第一项记为 $m_n(x)$,则:

$$m_n(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (4)$$

给定初始点 x ,核函数 $G(X)$ 和容许误差 ε , $w(x_i)$

为每个像素点的权重, Mean-Shift 算法循环执行如下三个步骤, 直到满足算法结束条件: (1) 计算得到 $m_h(x)$; (2) 把 $m_h(x)$ 赋给 x ; (3) 如果 $\|m_h(x) - x\| < \varepsilon$, 结束循环; 否则, 继续执行(1)。

由公式(3)可知, $m_h(x) = x + M_h(x)$, 因此, 以上步骤实际上是不断沿着概率密度梯度方向移动的过程。移动步长不但与梯度值有关, 而且与该点的概率密度有关, 概率密度越大, 就越接近要找的概率密度峰值。Mean-Shift 算法可实现在概率密度较大处, 减小该点的移动步长, 并在密度较小处增大其移动步长, 当满足一定条件时, Mean-Shift 算法一定会收敛到该点附近的峰值^[9]。在文中聚类处理中, x 为每个像素点的值, 核函数 $G(x) = c_g \cdot g(\|x\|^2)$, 在理想条件下, $w(x_i) = 1$, $\varepsilon = 3$ 。带宽的大小可以看作是分割分辨率, 带宽越大, 越多的图像细节就会被忽略, 因此, 根据实验精度要求设置 $h = 5$ 。

在偏振信息的处理中, 相对于 FCM 算法需要自主的设定聚类数目, Mean-Shift 算法会根据设置的带宽自动寻找到图像中不同的聚类数目即目标与背景数目, 并自动设置每个聚类中心进行收敛。Mean-Shift 聚类算法可使图像更为平滑, 从而为后文中目标与背景的分隔提供一定的条件。

2.2 DS 证据理论

在利用 Mean-Shift 聚类方法对红外强度图像和红外偏振度图像分别进行聚类的过程中, 会生成基于红外强度信息和红外偏振度信息下的隶属度矩阵, 用来表示图像中每一个像素隶属于每一个类别的概率密度分布。由于产生的隶属度矩阵所属类别顺序不一致, 因此, 先对二者隶属度矩阵的行顺序进行调整, 使得二者隶属度矩阵的每一个类别依次对应。因为隶属度矩阵中元素为 $[0, 1]$ 间的概率值, 在二者对应最为接近时, 这两个矩阵的行内积之和达到最大值。此时, 聚类后处理的类别图像匹配度最高。鉴于红外强度信息与红外偏振信息反映的物理特性差异必然会导致分类结果存在一定的差异性, 方法中将引入 DS 证据理论方法对二者的隶属度矩阵进行融合处理。

DS 证据理论的核心思想如下: Dempster 组合规则是一个采用证据联合作用的法则。对于给定几个同一识别辨识框架下基于不同证据的置信函数, 可以利用 Dempster 组合规则重新计算出一个置信函数, 并将这个置信函数作为这些证据联合作用

的置信函数^[9]。

假定在辨识框架 Θ 上, 有两个基本证据 B 和 C , 二者基本性质不同, 其焦元分别为 B_i 以及 C_j ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$), m_1 和 m_2 分别为对应的指派函数, 如果

$$\sum \{m_1(B)m_2(C) | B_i \cap C_j \neq \phi\} = 0 \quad (5)$$

式中: 若 $B_i, C_j \subset \Theta$, 称为 m_1 与 m_2 不能组合; 否则用 Dempster 规则组合。其过程如下:

$$m(A) = \frac{1}{K} \sum_{B_i \cap C_j = A} m_1(B_i)m_2(C_j) \quad A \neq \phi, m(\phi) = 0 \quad (6)$$

其中 $K = 1 - \sum_{B_i \cap C_j = \phi} m_1(B_i)m_2(C_j) = \sum_{B_i \cap C_j \neq \phi} m_1(B_i)m_2(C_j)$ 。

这样, 利用上面组合规则产生的新基本置信指派函数 $m(\cdot)$ 就可以重新构成全新的证据体, 其中矛盾因子 K 用来表示证据之间的矛盾程度。

根据 DS 证据理论, 文中采用 Mean-Shift 算法对红外图像与红外偏振度图像分别聚类时所得到的各自的隶属度矩阵为所需证据 B 和 C , 并且采用所属类别的概率最大值作为图中像素类别的判断依据, 然后代入公式(5)、(6)进行处理, 来获取新的融合红外信息与红外偏振信息的隶属度矩阵。利用 DS 证据理论的原理, 结合红外强度图像和红外偏振度图像中同一物体的不同信息, 更好地从背景中识别出目标物体。

3 方法流程

文中所采用的聚类算法核心思想如下:

(1) 首先利用滤波函数等对采集获得的红外图像和红外偏振度图像进行预处理, 并对处理后的图像进行 \log 算子边缘提取处理, 获得图像中形状较为规则、分布较为均匀的目标物分布区域。

(2) 采用 Mean-Shift 聚类对采集到的红外图像和红外偏振度图像进行处理, 得到红外图像和红外偏振度图像分别对应的隶属度矩阵, 并调整各自的隶属度矩阵的行顺序, 使得二者隶属度矩阵的行内积达到最大, 与聚类结果相匹配。

(3) 对第 2 步中调整过的隶属度矩阵进行 DS 证据分析融合处理, 解决红外强度信息与红外偏振信息的信息不完全符合问题, 获得新的融合红外图像和红外偏振信息的隶属度矩阵。

(4) 采用所属类别的概率最大值作为图中像素类别的判断依据, 获取融合的分类结果。

4 实验结果

实验 1 选用自制的红外偏振采集系统进行图像采集,目标物体分别为铁板、木板和玻璃三种不同的物质。对实验采集的偏振图像进行处理,其结果如图 1~8 所示。



图 1 红外图像
Fig.1 Infrared image



图 2 红外偏振度图像
Fig.2 Infrared DOP image



图 3 红外图像边缘提取
Fig.3 Edge extraction of infrared image



图 4 偏振度图像边缘提取
Fig.4 Edge extraction of infrared DOP image



图 5 Mean-Shift 聚类后的红外图像
Fig.5 Infrared image processed by Mean-Shift clustering



图 6 Mean-Shift 聚类后的红外偏振度图像
Fig.6 Infrared DOP image processed by Mean-Shift clustering



图 7 DS 证据理论处理后的图像
Fig.7 Image processed by DS evidence theory



图 8 融合后的图像
Fig.8 Fused image

以上图中,左上方为铁板,右上方为木板,下方为玻璃。图 1 为采集场景下的红外图像,图 2 为同一场景下的红外偏振度图像。图 3、图 4 分别是对图 1、图 2 采用 log 算子边缘提取后的图像。可以很明显的看出,红外图像已经将玻璃的信息丢失,并且铁板左边不平整的部分也难以辨别,而在红外偏振度图像中,木板和玻璃的信息都能够得到很好展现,并且准确地显示了木板表面的渐变信息。图 5、图 6 分别为图 1、图 2 使用 Mean-Shift 聚类后的图像,很明显,原本草地上细小的不规则现象已经完全消失,同时物体边缘更加平滑,但是铁板与玻璃两者的分界不够清晰,且在两个图像中铁板均未能得到完整的显示。图 7 即为使用 DS 证据理论处理后的图像,从这幅图像中,能够很清晰地分辨出三个物体的整体轮廓。无论是木板、玻璃还是铁块,三者的形状大小都清晰可辨,木板表面的渐变特性能够得到准确的显示,而且铁板与玻璃的交界处能够很好地分辨,达到将草地与目标物分离出来的同时,将铁板、木板和玻璃这三个目标本身也各自分离出来的目的。反观图 8 是采用小波融合后的图像结果,虽然物体的边缘信息有所加强,但物体表面、背景草地都未能非常清晰地分辨出来,整体对目标的识别能力没有采用分类方法的效果明显。

实验 2 是从高空向下对复杂环境进行拍摄,主要场景中有大理石、草地、水泥地、水池、旗杆等。如图 9~14 所示。



图 9 红外图像
Fig.9 Infrared image



图 10 红外偏振度图像
Fig.10 Infrared DOP image

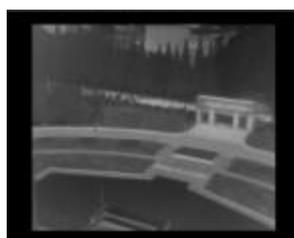


图 11 Mean-Shift 聚类后的红外图像
Fig.11 Infrared image processing by Mean-Shift clustering



图 12 Mean-Shift 聚类后的红外偏振度图像
Fig.12 Infrared DOP image processing by Mean-Shift clustering



图 13 DS 证据理论处理后的
图像

Fig.13 Image processing by DS
evidence theory

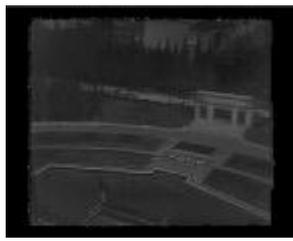


图 14 采用融合后的图像

Fig.14 Fused image

图 9 为采集场景下的红外图像,图 10 为同一场景下的红外偏振度图像,图 11 和图 12 分别为图 9 和图 10 经 Mean-Shift 聚类后所对应的图像。对比图像可以看出,聚类后的图像基本能够将同类的物体自动归类。然而在红外图像中,水池边缘处的细节信息已丢失,而中间石台处的 NUST 字样,也已经不能

清楚地展现,而这些信息在偏振度图像中都能够得到很好的保存。图 13 为经 DS 证据理论处理后的图像。很明显,水面、水池边沿、过道、草坪等都能够很好地显示并分离出来。图 14 是采用小波融合后的效果图,虽然目标物也能有一定的分离,但是物体的边缘部分均不够清晰,不能很好地将场景中的各类目标信息区分开来。

4.2 Kappa 系数对比

在遥感分类精度评价中,通常是用分类图与实际数据进行对比,并以正确分类的百分比来表示精度。目前普遍采用混沌矩阵的方法,以生产者精度和用户精度表示单个类别的分类精度,以总精度和 Kappa 系数评价整个分类图的精度。针对实验 1 和实验 2 的图像,分别计算生产者精度、用户精度、总精度和 Kappa 系数,统计结果见表 1 和表 2 所示。可以看出,文中的方法比小波融合方法在各项数据方

表 1 实验 1 聚类评价指标

Tab.1 Clustering evaluation in experiment 1

		Iron plate	Plank	Glass	Meadow	Total accuracy	Kappa coefficient
Fused image by wavelet	Production Accuracy	67.89%	72.81%	65.53%	100%	73.18%	67.26%
	User Accuracy	84.37%	95.37%	41.77%	99.52%		
Clustering image by DS	Production Accuracy	98.32%	81.32%	97.53%	100%	99.64%	97.67%
	User Accuracy	100%	100%	86.73%	99.95%		

表 2 实验 2 聚类评价指标

Tab.2 Clustering evaluation in experiment 2

		Water surface	Pool edge	Lawn aisle	Lawn	Concrete	Total accuracy	Kappa coefficient
Fused image by wavelet	Production accuracy	97.44%	72.81%	38.74%	97.44%	98.63%	75.08%	68.26%
	User accuracy	99.64%	85.47%	41.77%	99.52%	96.35%		
Clustering image by DS	Production accuracy	96.57%	90.33%	89.64%	98.32%	97.58%	95.85%	93.48%
	User accuracy	98.33%	93.47%	91.68%	99.67%	99.57%		

面都有较为明显的提高。

5 结论

提出一种红外偏振图像的聚类方法,充分将红外强度信息和红外偏振信息相结合,并对其进行聚类处理,为后期的信息融合提供基础。首先利用

Mean-Shift 聚类算法将目标与背景信息简单地区分开,为目标识别提供方便;然后根据红外强度图像和红外偏振度图像对所获取的目标信息的差异加以分析,并利用 DS 证据理论对两者的信息进行综合处理,从而提高目标识别的精度。该方法可在红外目标识别中加以推广。

参考文献:

- [1] Zhao Yongqiang, Zhang Hongcai, Pan Quan. Target recognition based on infrared polarization image[C]//National Optoelectronic Technology Symposium & the Sixteenth National Infrared Science and Technology Exchange, 2003: 891-893. (in Chinese)
赵永强, 张洪才, 潘泉. 基于红外偏振图像的目标识别 [C]//2003 年全国光电技术学术交流会暨第十六届全国红外科学技术交流会论文集, 2003: 891-893.
- [2] Tang Ruoyu, Yu Guoping, Wang Xiaofeng. Acquisition method of polarization image in natural lighting environment [J]. J Wuhan Univ, 2006, 52(1): 59-63. (in Chinese)
唐若愚, 于国萍, 王晓峰. 自然光照下偏振度图像的获取方法[J]. 武汉大学学报(理学版), 2006, 52(1): 59-63.
- [3] Chen Weili, Wang Xia, Jin Weiqi, et al. Approach to fusing MWIR polarization image based on wavelet packet transform [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2011, 31(5): 579-582, 610. (in Chinese)
陈伟力, 王霞, 金伟其, 等. 基于小波包变换的中波红外偏振图像融合研究 [J]. 北京理工大学学报, 2011, 31(5): 579-582, 610.
- [4] Chen Weili, Wang Xia, Jin Weiqi, et al. Experiment of target detection based on medium infrared polarization imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(1): 7-11. (in Chinese)
陈伟力, 王霞, 金伟其, 等. 采用中波红外偏振成像的目标探测实验[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(1): 7-11.
- [5] Wang Jun, Ding Na, Li Jianjun, et al. Infrared Polarization image: detection and recognition of camouflage target [J]. Journal of Applied Optics, 2012, 33(3): 441-445. (in Chinese)
王军, 丁娜, 李建军, 等. 红外偏振成像对伪装目标的探测识别研究[J]. 应用光学, 2012, 33(3): 441-445.
- [6] Liu Xiao, Wang Feng, Xue Mogen. The study of camouflage target detection based on polarization characteristics [J]. Optical Technique, 2008, 34(5): 787-790. (in Chinese)
刘晓, 王峰, 薛模根. 基于偏振特性的伪装目标检测方法研究[J]. 光学技术, 2008, 34(5): 787-790.
- [7] Aron Y, Gronau Y. Polarization in the LWIR: a method to improve target acquisition [C]//SPIE, 2005, 5783: 653-661.
- [8] Dorin Comaniciu, Peter Meer. Mean Shift: a robust approach toward feature space analysis [C]//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [9] Bentabet L, Zhu Y M, Dupuis O, et al. Use of fuzzy clustering for determining mass functions in Dempster-Shafer theory [C]//Proceedings of ICSP2000. 5th International Conference, 2000: 1462-1470.