

文章编号:1001-9014(2009)01-0025-06

基于多时相红外图像探测浅层地下目标

高仕博, 程咏梅, 赵永强, 魏坤, 潘泉

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 因浅层地下目标的存在引起地表红外图像随时间变化, 通过多时相红外图像探测了地下目标. 针对部分红外图像中的曝光噪声等干扰会造成多时相红外图像自动选取的困难, 提出了基于核小成分分析的多时相去噪方法, 自动获得效果良好的图像; 然后采用基于空间和时相变化信息约束的多时相模糊核聚类算法对去噪后的多时相红外图像进行分类, 其中引入了时相信息指数, 对时相权重因子进行修正; 最后由分类结果给出符合逻辑的地下目标的位置及大致种类数, 并由地下目标的红外成像机理初步给出地下目标的大体物理性质, 为利用热红外图像探测地下目标提供了一些有意义的研究.

关键词: 红外探测; 地下目标; 核小成分去噪; 多时相模糊核聚类; 空时域约束

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

DETECTION OF BURIED TARGETS BASED ON MULTITEMPORAL INFRARED IMAGE

GAO Shi-Bo, CHENG Yong-Mei, ZHAO Yong-Qiang, WEI Kun, PAN Quan

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Since the existence of buried targets influences the surface' IR images changing with time, buried targets were detected by multitemporal infrared images. In order to denoise the exposal noises of partial IR images, a method of kernel minor component analysis (KMCA) was put forward to denoise multitemporal images and overcome the difficulty in choosing images automatically, thus, the good images could be attained automatically. Then a fuzzy kernel cluster algorithm with spatio and temporal restrictions (STKFCM) was proposed to detect buried targets based on multitemporal IR images, in which the index of temporal information was introduced to modify the temporal weight factor. At last, the position of targets and the number of classes were estimated by the results of classification. After taking the mechanism of buried targets IR images into account, the general characters of targets were obtained. This is an interesting study to detect buried targets by using the technology of IR.

Key words: infrared detection; buried targets; kernel minor component analysis (KMCA) denoising; multitemporal fuzzy kernel cluster; spatio and temporal restrictions

引言

由于军事和民用的需要, 地下目标探测技术受到广泛关注. 地下目标探测技术可以应用在许多领域, 如: 地雷探测、地下工事探测、矿藏分布勘探、地下电缆管道探测及地下考古等. 依据物理原理的不同, 有多种探测方法, 例如: 电磁探测、超声探测、化学探测、光学探测等^[1,2], 其中红外技术在远距离、大范围、被动探测及非金属探测等方面有独特的优

势^[1,2].

红外成像探测地下目标时提取的物理量是目标区域土表和背景区域土表的红外热辐射量之差: $\Delta E = \int_{\lambda} \tau_a [\varepsilon_1(\lambda)M(\lambda, T_t) - \varepsilon_b M(\lambda, T_b)] d\lambda$, 其中 τ_a 是红外大气透过率, λ 为波长, T 为温度, $\varepsilon_1(\lambda)$ 、 $\varepsilon_b(\lambda)$ 分别为目标区域和背景区域的辐射率(一般相等), $M(\lambda, T)$ 表示黑体辐射度, 依赖于地表温度, 因此目标区域与背景区域的土表温度差异是红外探测地下目标的基础. 由于土层温度分布满足傅里叶

收稿日期: 2008-02-21, 修回日期: 2008-12-19

Received date: 2008-02-21, revised date: 2008-12-19

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60634030), 国家自然科学基金(60602056), 国家遥感重点实验室开放基金(SK050013), 高等学校博士学科点专项科研基金(20060699032), 航空科学基金(2007ZC53037)

作者简介: 高仕博(1982-), 男, 河北沙河人, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理、目标检测等.

定律: $\frac{\partial}{\partial t}(\rho_i C_i T) = \nabla(k_i \nabla T)$, 式中 k 为热传导系数, $C(r)$ 为比热容, ρ 为密度, 在背景区域时 i 为 b , 在目标区域 i 为 t ; 并且土表满足边界条件: $\vec{n} \cdot k_b \nabla T_b = Q_{net}$, 土壤与外界环境交换的净热量 Q_{net} 主要包括太阳照射、大气辐射、土表自身辐射和显热交换项等. 图 1 表示不同时刻的土层温度仿真图, 其中目标热物理性质如表 1 所示, 可以看出目标为铁(相对于土壤为热良导体)时, 在日出后目标区域的土表温度比背景区域的偏低, 日落后目标区域的土表温度比背景区域的偏高; 目标为木头(相对于土壤为热不良导体)时, 情况与铁相反. 根据更多仿真试验得出随着埋藏深度的增加目标区域与背景区域的土表温差减小, 且目标与背景的灰度对比上午较夜晚明显; 目标区域与背景区域存在热特征对比消失的交叉时刻.

目标与土壤^[3]不同的热力学性质(热传导系数、比热容、密度等)是目标区域和背景区域地表产生温差的主要因素. 在外界环境作用下, 地下目标的存在影响了土层内部的热传导, 造成埋藏目标的地表与周围背景的地表出现随时间变化的温度差异, 反映在红外图像上则是不同的区域具有灰度值差异, 且随时间变化.

因此通过多时相红外成像可以探测地下埋藏的目标. 考虑到地表环境的复杂性及存在热对比基本消失的交叉时刻等问题, 仅用单一时刻红外图像探测是不可靠的, 因此利用多个时刻红外图像的互补信息将能提高地下目标探测的准确性.

由于红外相机曝光、地表环境的不均匀性及大气和光照等的影响, 造成红外图像信号与噪声的共生性, 而目标准确探测的前提是有较好的去噪图像. 针对多时相红外成像过程中少数图像存在的曝光噪声等干扰问题, 通过分析采用核小成分分析自动得到各时刻污染较小的图像或效果良好的红外图像. 由自动获得的良好图像进行探测, 多时相目标检测常用算法有差值法、主成分分析、分类后比较等^[4]. 但差值法阈值的选择比较主观, 而主成分分析缺乏明确的物理意义, 分类后比较方法严重依赖于分类的

表 1 物质的热物理性质

Table 1 The thermophysical properties of matter

物质	扩散率 $\kappa/[m^2 \times s^{-1}] \times 10^{-6}$	传导率 $K/[W \times m^{-1} \times K^{-1}]$
土壤(干燥)	3.1	0.35
木头	1.2	0.17
铸铁	121	57.0

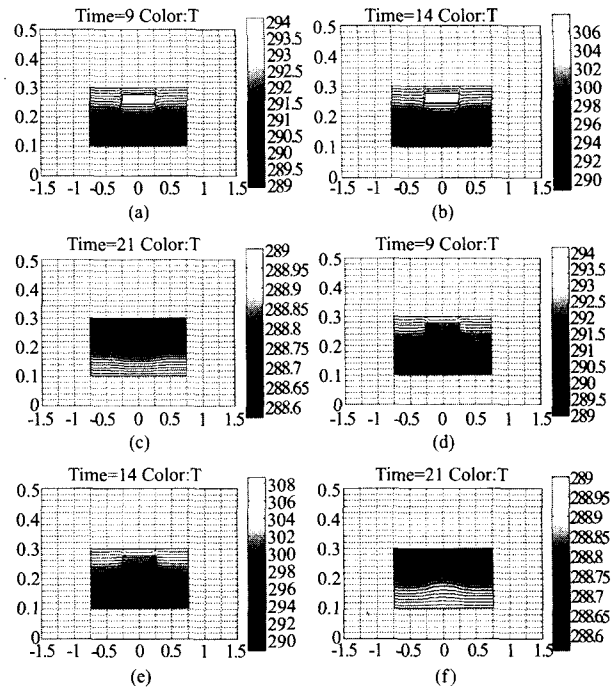


图 1 土层温度分布示意图 (a)~(c) 目标为铁块时上午 9:00、中午 14:00 和下午 21:00 (d)~(f) 目标为木块时上午 9:00、中午 14:00 和下午 21:00

Fig. 1 The distributing maps of soil's temperature (a)~(c) at 9:00, at 14:00 and 21:00 when the object is iron (d)~(f) at 9:00, at 14:00 and 21:00 when the object is wood

精度. 运用聚类算法以像素的时相灰度值为特征通过分类进行检测是较为稳妥的方法, 考虑到某一时刻属于某类的像素在随后的时刻可能更接近另一类, 单纯将像素点进行非此即彼的分类会造成较大的分类误差; 同时考虑到地表复杂性等因素及红外图像特点, 多时相模糊聚类算法较其它算法有更大的优势.

本文首先采用核小成分分析对某时刻附近的图像序列进行去噪分析, 自动获得效果良好的图像; 然后运用可有效抑制野值及体现时相变化信息的空时域约束模糊核聚类算法对多时相图像进行分类, 获得了较好的探测结果.

1 核小成分分析(KMCA)去噪

基于本文所述问题, 我们认为某一时刻附近的多幅图像信号基本上没有大的变化, 它们之间的差异是由不确定噪声引起的, 并且受噪声污染的程度不同, 其中少数图像受到严重噪声干扰. 我们试图选用其中污染较小的图像或主观效果好的图像进行探测, 但原始图像中的噪声是未知的, 不可能先验选择符合条件的某一时刻图像. 通过实验分析, 发现采用

与核主成分分析(KPCA)^[5,6]相对应的核小成分分析(KMCA)能获得污染较小或主观效果良好的图像.KPCA是通过非线性映射 ϕ 将输入空间中的图像信息 χ 变换到高维特征空间 H 中,即 $\phi: x \rightarrow \phi(x) (x \in \chi, \phi(x) \in H)$,然后在特征空间中进行主成分分析.设在 t 时刻附近一小段时间内得到的 m 幅图像 $\{y_i\}_{i \in m}$,则

$$y(t) = s(t) + n(t) \quad (1)$$

式中,观测图像 $y(t) = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$,随机噪声 $n(t) = [n_1, n_2, \dots, n_m]^T$, $s(t) = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T$ 为未知的无噪图像,认为在一小段时间内无噪图像基本相同,即 $s_1 \approx s_2 \approx \dots \approx s_m$.通过映射 ϕ 将图像变换到高维空间,即: $y(t) \rightarrow \phi(y(t))$.假设数据已中心化^[6],即: $\sum_{k=1}^m \phi(y_k) = 0$,则特征空间中协方差阵

$$\bar{C} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^m \phi(y_i) \phi(y_i)^T$$

在特征空间中进行特征值分解

$$\lambda V = \bar{C} V \quad (2)$$

鉴于直接对 \bar{C} 求特征分解的困难,一般通过下式求解 \bar{C} 的特征值和特征向量^[6],

$$K\alpha = m\lambda\alpha \quad (3)$$

式中, K 为 $m \times m$ 的核函数矩阵, $K_{ij} = \phi(y_i) \cdot \phi(y_j) = k(y_i, y_j)$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]^T$,特征向量 V^k 满足单位化,即 $\langle V^k \cdot V^k \rangle = 1$, α 应满足 $\lambda_i(\alpha^k \cdot \alpha^k) = 1$.因为非零特征向量 $V \in F/\{0\}$ 位于样本数据 $\phi(y_i)$ 张成的空间中^[6] $V = \sum_{k=1}^m \alpha_k \phi(y_k)$,测试样本 y 的映射 $\phi(y)$ 的第 k 个主成分为 $\beta_k = (V^k \cdot \phi(y)) = \sum_{i=1}^m \alpha_i^k k(y, y_i)$.若核函数采用高斯核: $k(y_i, y_j) = \exp(-\|y_i - y_j\|^2/\sigma^2)$,其中 σ^2 为核宽,可以看出高斯核函数只涉及到距离度量,由于 $y_i = s_i + n_i$, $y_j = s_j + n_j$ 及 $s_i \approx s_j$,因此有

$$k(n_i, n_j) = k(y_i, y_j) \quad (4)$$

所以观测图像的映射 $\phi(y(t))$ 的核函数矩阵等于噪声的映射 $\phi(n(t))$ 的核函数矩阵,从而得到噪声的映射 $\phi(n(t))$ 的特征值及其对应的特征向量,其小特征值对应的特征向量在某种程度上可以认为测试样本的映射 $\phi(y)$ 在其上具有噪声方差小的投影,因此我们采用 $P_H \phi(y) = \beta_m V^m$ 重构无噪图像(重构细节见文献[5]),即通过核小成分分析能够在部分训练样本存在噪声的情况下获得良好的图像.图2给出了十六时二十分时刻左右六幅图像进行KMCA去噪自动获得效果良好图像的仿真结果.图2(a)~

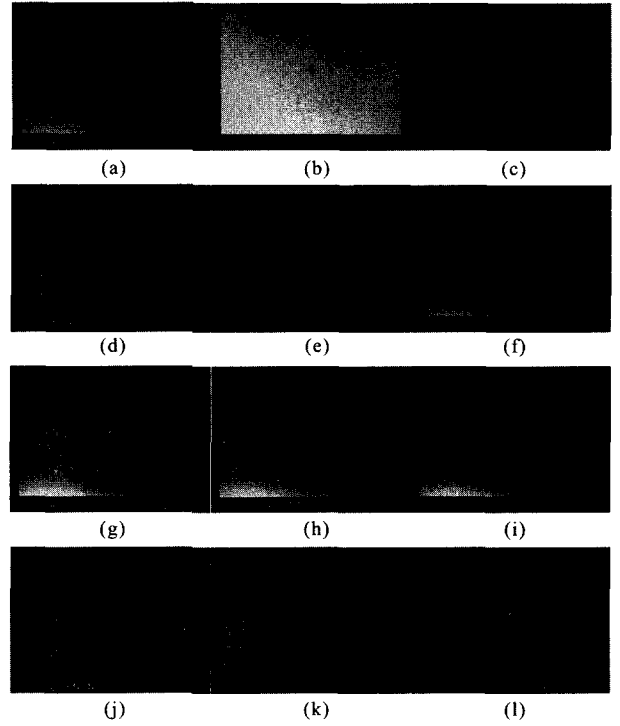


图2 KMCA去噪仿真图(a)~(f)为原始图像(g)~(k)分别表示以(b)为测试图像时第一至第五成分的重构图像(l)表示以(c)为测试图像时第五成分的重构图像

Fig.2 Denoised results by KMCA (a)~(f) original images (g)~(k) images reconstructed from the first to fifth component when (b) is test image (l) image reconstructed from the fifth component when (c) is test image

(f)为原始图像,其中(a)、(b)和(f)中存在明显的曝光噪声.任选图2(b)为测试样本,其余为训练样本,(g)~(k)为第一至第五成分的重构图像,可以看出第五成分对应的重构图像(k)主观效果最好,反映了无噪图像信号.图(l)表示(c)为测试样本时第五成分的重构图像.同理在多幅原始图像中任取一幅为测试样本,采用经过KMCA得到的重构图像作为后续探测图像,可以自动获得效果良好的图像进行探测.

2 基于时空域约束的多时相模糊核聚类

2.1 空域约束多时相模糊核聚类(SKFCM)

在地下目标探测中,基本无任何先验信息.相比之下,像素级融合可获得较多的信息,文献[7]分析了模糊聚类方法对时间序列数据的聚类,我们借鉴文献[7]中的方法处理多时相图像,引入鲁棒性(即容忍噪声和野值的能力)较好的核聚类算法^[8],并加入像素邻域关系的空间约束^[9].设 $X = \{x_i\}_{i \in T}$ 表示 T 个时相的红外图像,输入空间 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$

的映射 $\phi(x_i)$, 取高斯核, 空间约束模糊核聚类目标函数如下:

$$J(U, V, W) = \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^C u_{ic}^m \sum_{t=1}^T w_t^2 (1 - K(x_i, v_{c_t})) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^C u_{ic}^m \sum_{t=1}^T \left(w_t^2 \sum_{r_t \in N_i} (1 - K(x_{r_t}, v_{c_t})) \right), \quad (5)$$

式中 u_{ic} ($c = 1, 2, \dots, C; i = 1, 2, \dots, n$) 为第 i 个样本对第 c 类的隶属度, 满足 $\sum_{c=1}^C u_{ic} = 1, u_{ic} \geq 0; w_t$ 表示

在 t 时刻图像的时相权重因子, 反映了该图像在整个动态聚类过程中的重要程度, 满足 $\sum_t w_t = 1, w_t \geq 0; m \in [1, \infty)$ 是模糊加权指数, K 为高斯核, $K(x, v) = \exp(-\|x - v\|^2 / \sigma^2)$. 上式右边第二项是空间约束项, N_i 表示像素 x_i 的邻域, N_R 表示邻域大小; α 是正则化系数, 控制着后一项对前一项的影响程度. 在 $\sum_{c=1}^C u_{ic} = 1, u_{ic} \geq 0; \sum_t w_t = 1, w_t \geq 0$ 的约束下最小化代价函数 $J(U, V, W)$ 有,

$$u_{ic} = \frac{\left(\sum_{t=1}^T w_t^2 (1 - K(x_i, v_{c_t})) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{t=1}^T \left(w_t^2 \sum_{r_t \in N_i} (1 - K(x_{r_t}, v_{c_t})) \right) \right)^{-1/(m-1)}}{\sum_{c=1}^C \left(\sum_{t=1}^T w_t^2 (1 - K(x_i, v_{c_t})) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{t=1}^T \left(w_t^2 \sum_{r_t \in N_i} (1 - K(x_{r_t}, v_{c_t})) \right) \right)^{-1/(m-1)}} \quad (6)$$

$$w_t = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \left[\frac{\sum_{c=1}^C u_{ic}^m (1 - K(x_i, v_{c_t})) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{c=1}^C u_{ic}^m \sum_{r_t \in N_i} (1 - K(x_{r_t}, v_{c_t}))}{\sum_{c=1}^C u_{ic}^m (1 - K(x_{i_t}, v_{c_t})) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{c=1}^C u_{ic}^m \sum_{r_t \in N_i} (1 - K(x_{r_t}, v_{c_t}))} \right]}$$

$$v_{c_t} = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ic}^m \left(K(x_i, v_{c_t}) x_i + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{r_t \in N_i} K(x_{r_t}, v_{c_t}) x_{r_t} \right)}{\sum_{i=1}^n u_{ic}^m \left(K(x_i, v_{c_t}) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{r_t \in N_i} K(x_{r_t}, v_{c_t}) \right)}$$

2.2 空时域约束多时相模糊核聚类 (STKFCM)

式(6)是通过优化代价函数的方法来设定每个时相图像的权重 w_t , 并没有考虑灰度的变化量信息对该时刻图像的重要性的影响, 这里我们定义一个时相信息指数用来修正时相权重因子. 将某一个时刻的图像相对于前后两个时刻的图像的灰度值变化大小, 定义为时相信息指数. 时相信息指数通过图像的变化信息来体现该时刻图像相对于其他图像的重要性. 如果一幅图像的灰度范围越宽, 该图像中蕴含的信息可能会越多, 时相信息指数应该越大. 时相信息指数定义如下,

$$I_t = (H_{(t)\max} - H_{(t)\min}) \left[\sum_{i=1}^n (|x_{i,t-1} - x_{i,t}| + |x_{i,t} - x_{i,t+1}|) \right], \quad (7)$$

用图像直方图的第一个峰值点 $H_{(t)\min}$ 与最后一个峰值点 $H_{(t)\max}$ 的差值 $H_{(t)\max} - H_{(t)\min}$ 度量灰度范围, 去除异常点的影响. 则 t 时刻图像的时相权重因子为

$$w_t^{change} = \frac{I_t}{\sum_{t=1}^T I_t}, \text{ 获得时相权重因子矩阵 } W^{change} =$$

$\{w_t^{change}\}_{t \in T}$, 将该时相权重因子矩阵约束到式(6)中, 得到

$$w_t^{new} = (1 - \beta) \cdot w_t + \beta \cdot w_t^{change} \quad (0 \leq \beta \leq 1) \quad (8)$$

随着时相数的增加单时刻图像对整个多时相图像的影响变小, 应放松时相约束调小系数 β , 经验地可以取 $\beta = 1/T$. 经过前面的分析, 我们得到一个较好的红外多时相图像分类算法, 但类别数需预先指定, 而探测地下目标没有先验知识, 探测区域的目标类别数是未知的, 类别数过多过少都会产生虚警漏检. 经过分析和仿真, 本文采用文献[10]中定义的准则函数确定类别数:

$$V_{opt}(U, V, C) = \frac{2}{c(c-1)} \sum_{p \neq q}^c \sum_{i=1}^n [c(u_{c_p}(x_i) u_{c_q}(x_i))] h(x_i), \quad (9)$$

其中, $u_{c_p}(x_i)$ 表示像素点 x_i 对中心 c_p 的隶属度, 权重因子 $h(x_i) = -\sum_{k=1}^c u_{c_k}(x_i) \log_{\alpha} u_{c_k}(x_i)$ 表示隶属度模糊熵, 使上式最小的 c 为最佳类别数.

3 实验结果及分析

3.1 实验结果

本文实验时间为五月份, 天气晴朗; 实验场地如

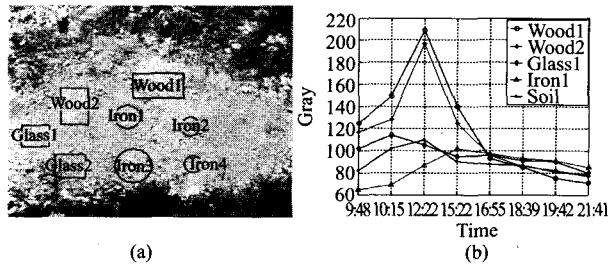


图3 (a)地下目标位置 (b)探测区域红外图像灰度时间变化曲线

Fig.3 (a)Positions of the buried targets (b)the curves of the change of the detection area's gray with time

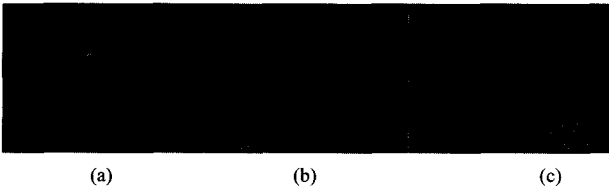


图4 探测区域红外图像 (a)、(b)和(c)分别表示上午、中午和下午时刻的红外图像

Fig.4 Infrared images of the detection area, (a)、(b) and (c) are the IR images in morning, afternoon and at night, respectively

表2 目标埋藏深度

Table 2 Buried depths of objects

目标	木头1	木头2	铁1	铁2	铁3	铁4	玻璃1	玻璃2
埋藏深度(cm)	0.6	0.8	0.5	0.6	0.8	1.0	0.5	0.7

图3(a)所示,地面裸露基本平整,周边有杂草,探测区域(1m×1m);红外成像传感器:非致冷式(焦距150mm),波段范围8~14 μ m,温度分辨率 \leq 12K;探测角度:65°(成像角度一般要大于35°);探测距离40m左右;试验过程中红外传感器位置、角度固定.目标埋藏深度如表2所示.

目标木头、铁块和玻璃的具体位置、形状见图3(a)所示,在上午、下午和晚上3个时间段每10s采集一幅图像,如图4所示.图3(b)表示不同目标和背景区域红外图像的灰度随时间变化的情况,即不同目标和背景区域的表面温度随时间的变化情况.从前面的讨论中可以看出,试验数据与理论分析基本吻合.

3.2 仿真结果及分析

由于探测距离近(40m),且红外传感器位置、角度固定,我们不考虑图像的配准及大气辐射校正.为了从多时相分类后的图像中检测目标.这里我们做一个有探测意义而又不失普遍性的假设:地下目标的数量不会太多且有一定的大小或形状.作为对比,

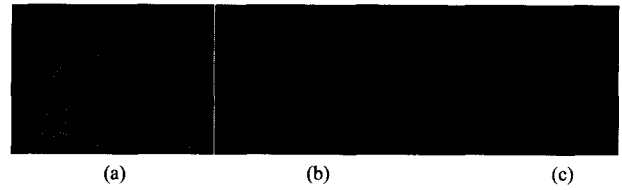


图5 KMCA处理后的红外图像,(a)、(b)和(c)分别表示9:40左右时间段、15:40左右时间段和21:40左右时间段

Fig.5 Infrared images after KMCA, (a)、(b) and (c) are the IR images after KMCA around 9:40, 15:40 and 21:40

分别采用差值法(Differentia)(差值变化检测是指将两幅图像进行差值后再对差值图像进行基于空间约束的模糊核聚类)和PCA变化检测(PCA变化检测是指将多时相图像进行主成分分析,提取的较小成分表示目标区域)提取符合假设的目标区域.

根据地下目标的红外成像机理,选用9:40时刻、15:40时刻和21:40时刻左右的红外图像进行分析.先对三个时刻左右的红外图像进行KMCA处理,分别在每个时刻取七幅图像进行训练,一幅图像用来测试,其中少数图像可能受到噪声干扰,经过KMCA去噪后的图像如图5所示,可以自动获得主观效果良好的红外图像.

对图5(a)和图5(b)的红外图像进行差值法检测,再对图5(b)和图5(c)的红外图像进行差值法检测,并将检测结果采用PCA抽取第一成分融合两幅检测到的目标区域,如图6(a)所示.对图5(a)~(c)进行PCA变化检测,如图6(b)所示.图6(c)表示选用17个时段不经过KMCA处理的图像通过基于空时域约束的多时相模糊核聚类的仿真结果(总类别数是9),如图6(d)表示提取的与假设相符的目标.图6(e)表示选用17个时段经过KMCA处理后的图像通过基于空时域约束的多时相模糊核聚类的仿真结果(总类别数是9),图6(f)表示提取的与假设相符的目标.可以看出采用KMCA不但可以自动得到探测图像,而且改进了分类结果,较好地保持了目标的形状信息.

根据我们对目标的假设,表3列出了基于差值法、PCA变化检测和空时域约束多时相模糊核聚类算法得到的结果.利用地下目标的红外成像性质可以获得目标的大体物理性质,将获得的目标区域与原红外图像的相应位置进行对比,例如对比上午拍摄的红外图像,若该位置目标的红外图像相对于周围区域亮度较低,则判定该目标相对于土壤为热良导体(本文中为铁),否则为不良导体(本文中为木头).从图6(a)、(b)和(f)三个仿真结果基本都给

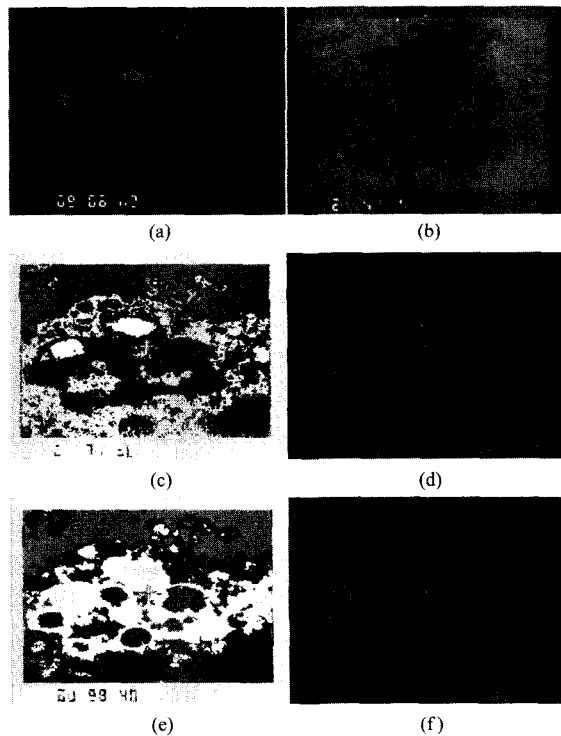


图6 探测的目标区域 (a)差值法 (b)PCA变化检测 (c)空时域约束多时相模糊核聚类分类结果 (d)空时域约束多时相模糊核聚类提取的目标区域 (e)去噪后空时域约束多时相模糊核聚类分类结果 (f)去噪后空时域约束多时相模糊核聚类提取的目标区域

Fig. 6 Targets area by detection (a) differentia (b) PCA change detection (c) results of STKFCM (d) objects area by STKFCM (e) classification results of STKFCM after denoising (f) objects area by STKFCM after denoising

表3 探测结果比较

Table 3 The comparison of the detection results

探测算法	差值法	PCA变化检测	空时域约束模糊核聚类
探测目标数	4	2	7
目标性质种类	2	1	3
漏检目标	4	6	1

出了相对于土壤为热不良导体的目标:木头.这也说明了红外成像在探测地下非金属目标方面的优势.而虚假目标大都由地面的凹凸或草丛等引起的,漏检目标则是因为目标埋藏过深或目标与土壤的热物理性质较为相似使得目标在红外图像中反映不出时相变化.

4 结语

本文根据多时相红外图像探测浅层地下目标,在KPCA的基础上提出了KMCA去除多时相红外图

像中可能存在的曝光噪声等,自动获得效果良好的红外图像进行探测.并给出了一种基于空时域约束的多时相模糊核聚类算法探测地下目标,初步获得地下目标的数量及种类数和目标相对于土壤的大体热物理性质.如能进一步融合多传感器、多分辨率、多时相、多波段及多角度^[11]等多源信息,将得到更高的探测精度,进而获得目标的体积、埋藏深度等信息.

REFERENCES

- [1] Cremer F, Nguyen T, Yang L, et al. Stand-off thermal IR minefield survey: system concept and experimental results [C]. *Proceedings of the SPIE*, 2005, **5794**: 209—220.
- [2] Lopez P, Kempen L, Sahli L, et al. Improved thermal analysis of buried landmines [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(9): 1965—1975.
- [3] CHENG Jie, LIU Qin-Huo, LI Xiao-Wen, et al. Algorithm study on soil midinfrared emissivity extraction [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (程洁, 柳钦火, 李小文, 等. 土壤中红外发射率提取算法研究. *红外与毫米波学报*), 2008, **27**(1): 21—26.
- [4] Camps G, Gomez L, Munoz J. Multitemporal image classification and change detection with kernel [C]. *Proceedings of the SPIE*, 2006, **6365**: 63650H.
- [5] Takahashi T, Kurita T. Robust de-noising by kernel PCA [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2002, **2415**: 739—744.
- [6] Mika S, Schölkopf B, Smola A. Kernel PCA and de-noising in feature spaces [C]. *Proceedings of the 1998 conference on Advances in neural information processing systems II*, 1998: 536—542.
- [7] Urso D. Fuzzy clustering for data time arrays with inlier and outlier time trajectories [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2005, **13**(5): 583—604.
- [8] ZHANG Li, ZHOU Wei-Da, JIAO Li-Cheng. Kernel clustering algorithm [J]. *Chinese J. Computers* (张莉, 周伟达, 焦李成. 核聚类算法. *计算机学报*), 2002, **25**(6): 587—590.
- [9] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 2004, **34**: 1907—1916.
- [10] Young K, Dae K, Doheon L, et al. A cluster validation index for GK cluster analysis based on relative degree of sharing [J]. *Information Sciences Informatics and Computer Science: An International Journal*, 2004, **168**(1—4): 225—242.
- [11] DU Jia, ZHAO Yun-Sheng, LV Yun-Feng, et al. Preliminary discussion on calculation of seawater density with multi-angle polarized information [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杜嘉, 赵云升, 吕云峰, 等. 利用多角度偏振信息计算海水密度研究初探. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(4): 307—311.