

一种基于 TSVM-MRF 的变化检测方法

陈丽勇^{1,2,3} 孙 显^{1,2} 王宏琦^{1,2}

(1. 中国科学院电子学研究所 北京 100190; 2. 中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室 北京 100190;
3. 中国科学院大学 北京 100190)

摘要: 变化检测可以视为一个二分类问题,因而可以采用分类器实现变化检测。由于支持向量机没有考虑到各样本之间的空间约束,利用支持向量机分类得到的变化检测结果存在零碎噪声。为了解决这个问题,结合直推式支持向量机(TSVM)和具备上下文约束关系的马尔可夫随机场(MRF)进行变化检测。方法首先采用 TSVM 对样本进行训练和分类,接着将 TSVM 变化检测结果作为 MRF 的输入,利用 MRF 方法进行二次变化检测。该方法将 TSVM 的训练学习能力和 MRF 的邻域特性相结合,在实验数据集下获得比一般方法更好的变化检测效果。

关键词: 变化检测;直推式支持向量机;马尔可夫随机场

中图分类号: TP753 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.604

Change detection technique based on TSVM-MRF

Chen Liyong^{1,2,3} Sun Xian^{1,2} Wang Hongqi^{1,2}

(1. Institute of Electronic, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. Key Laboratory of Spatial Information Processing and Application System Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Change detection can be regarded as a two-classification problem, which can be realized by classifiers. However, the support vector machine, as a classification method, may lead to some noise for lacking spatial constraints between samples. In order to solve this problem, this paper combines the transductive support machine (TSVM) and the Markov random field (MRF) in change detection. Specifically, the TSVM is used to train and classify the samples initially then the MRF regularization is applied to refine the posterior probability by employing the spatial context information. This proposed approach is shown better performance when compared to other classification methods.

Keywords: change detection; transductive support machine (TSVM); Markov random field (MRF)

1 引言

变化检测就是从多幅图像中提取出变化信息的过程,广泛应用于社会经济的各个领域,比如农业调查、林业监测、城市管理规划、以及军事侦察和打击效果评估等^[1]。变化检测是一个二值分类问题,采用分类器进行变化检测是一种常用的方法^[2-4]。

根据传统归纳式支持向量机 ISVM 在训练样本相比测试样本较少的情况下刻画测试样本空间的能力不足和缺乏空间邻域相关性的缺点,提出了一种面向对象的 TSVM-MRF 变化检测方法。用直推式支持向量机 TSVM^[5]能够结合未标记样本进行训练的特点,获得更能描述测试样本空间分布的分类器,而后采用马尔可夫随机场 MRF

进行二次分类。在高分辨遥感图像中,采用基于像素的方法容易产生较多的噪声干扰。因此采用面向对象的处理方法^[6]。实验证明,这种 SVM 与 MRF 相结合的方法比单纯的 SVM 分类方法具备更好的变化检测效果。

2 TSVM-MRF 变化检测原理

SVM 是机器学习领域的一种分类器。SVM 不需要关于样本的先验信息,在有限样本的情况下仍能获得良好的分类性能,因而成为基于分类的变化检测方法中常用的分类器。按照推理过程的不同,支持向量机分为归纳式支持向量机 (ISVM) 和直推式支持向量机 (TSVM)。

ISVM 需要根据已有的带标签样本训练得到一个判别函数,使得它对整个样本空间分布有一个尽可能小的判

别误差。然而在一般情况下,特别是在缺乏人工参与的自动化解译技术中,大量带标记的可靠样本是难以获取的,大部分还是未标记的样本。在带标记的可靠样本数量很少的情况,ISVM方法刻画整个样本空间分布的能力大大减弱。TSVM是对ISVM的一种改进。在训练过程中,TSVM同时使用了有标签样本和无标签样本。在混合样本的学习过程中,测试集的样本分布信息融合到了最终的分​​类器中。由于无标签样本的数量较多,所以能够较有标签样本更好地刻画整个样本空间上的数据特性,从而使训练出的分类器具有更好的推广性能。

由于SVM假设各个分类样本之间是独立的,利用SVM得到的变化检测结果缺乏局部相关约束。为了解决这个问题,结合TSVM和具备上下文约束关系的MRF方法进行变化检测。具体做法是,首先采用TSVM方法对样本进行训练和分类,接着将TSVM变化检测结果作为MRF的输入,采用MRF方法进行二次变化检测。将这种TSVM与MRF相结合的方法称之为TSVM-MRF方法。该方法将TSVM的训练学习能力和MRF的邻域特性相结合,所得结果具备更高的鲁棒性。

图1给出了本文方法的主要流程。待检测图像通过配准、辐射校正、滤波等方式预处理后,通过分割手段进行对象的提取,接着选取对象特征,采用TSVM方法进行初次的变化检测。接着将TSVM的变化检测结果作为输入,采用MRF方法对图像进行二次分类,从而得到最终的结合了上下文信息的变化检测结果。

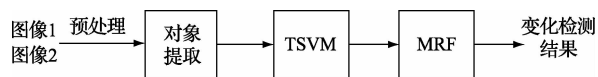


图1 基于TSVM-MRF的飞机检测方法流程

3 对象提取

在基于对象的图像分析方法中,对象是最小的处理单元。对象的生成通常采用多尺度分割的方法,将图像划分成具有内部特性相对均匀、相互之间有所差异的一系列对象。通常人们采用分割的方式获取对象。目前人们提出了多种分割方法^[7-9]。本文采用Mean Shift分割,并利用一定的分割调整方式对2张图像的分割结果进行统一,从而在2张图间得到了一一对应的对象。

Mean Shift是一种非参数估计密度函数方法,它使每一个点通过有效的统计迭代“漂移”到概率密度函数的局部极大值点上。它的本质是最优化理论中的最速下降法,即沿着梯度下降方法寻找目标函数的极值。

将1幅图像各像素点的联合特征数据记为 $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,n}$, n 为图像的总像素数。 x_i 为1个三维矢量,分别包含横坐标、纵坐标和灰度值信息。令 $y_{i,k}$ 为以 x_i 为初始窗口中心的第 k 次迭代的窗口的中心位置矢量点, $y_{i,1} = x_i$ 则可以得到采用Mean Shift进行分割的基本原理:

$$y_{i,k+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i K\left(\frac{y_{i,k}^c - x_i^c}{h_c}\right) K\left(\frac{y_{i,k}^l - x_i^l}{h_l}\right)}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{y_{i,k}^c - x_i^c}{h_c}\right) K\left(\frac{y_{i,k}^l - x_i^l}{h_l}\right)} = y_{i,k} +$$

$$M_{h,c}(y_{i,k}) \quad (1)$$

式中: $y_{i,k}^c$ 和 x_i^c 分别表示 $y_{i,k}$ 和 x_i 中的灰度值投影,是标量。 $y_{i,k}^l$ 和 x_i^l 分别表示 $y_{i,k}$ 和 x_i 中的坐标投影,是空间域中的二维矢量。 h_c 与 h_l 分别表示灰度值和坐标值的核带宽, h_l 对应像素点空间邻域的大小,决定着对于 x 点处密度梯度的估计在多大范围内进行, h_c 对应像素点灰度邻域的大小,决定灰度差在多大范围内仍存在联系。 $K(\dots)$ 为核函数,可以是高斯核函数或者均匀核函数等。

Mean Shift分割过程包括滤波和区域合并2个部分。在滤波阶段,根据式(1)计算每个像素的下一个迭代窗口位置,直到 $M_{h,c}(y_{i,k})$ 小于一个很小的值 δ ,则停止计算,将最终得到的 $y_{i,k}$ 作为当前像素的值。最终收敛的点 $y_{i,k}$ 称作不动点,1幅图像内的不动点个数是有限的,性质相似的点会收敛到同一个不动点,从而形成一个分割的小区域。而后,还需要对面积过小的区域进行合并,从而得到最终的多尺度分割结果。

由于两张图的分割结果往往不一样,为了方便后续对两张图的对象进行两两比较,还需要统一两张图的分割结果,从而在两张图间得到一一对应的对象^[10]。假设A、B分别为两张图对应位置的分割结果,则调整过程如下:

- 1)若A不含子区域,且A、B基本重合,即 $A=B$,则分割结果不变;
- 2)若 $A=B$ 且 $A=A1 \cup A2$,则将分割结果调整为 $A1, A2$;
- 3)若 $A \neq B$,且存在 $C=A \cap B$,则将分割结果调整为 $A-C, B-C, C$ 。

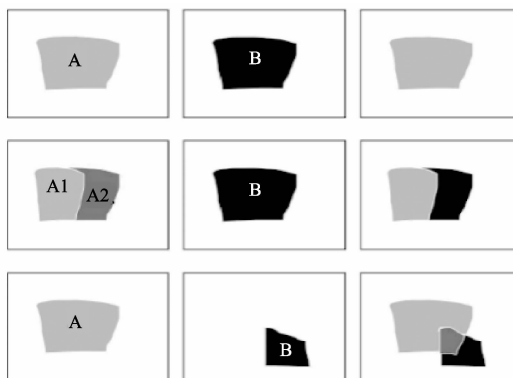


图2 分割结果调整方法

这种分割调整方式可能导致某个对象被拆分成几个对象。为了防止零碎对象的产生,本文设置了一个对象的最小面积 δ ,面积小于该阈值的对象则将其融合到周围的对象中去。

4 TSVM 变化检测方法

相比 ISVM, TSVM 在训练过程中加入了未标记样本。

假设 1 组带标签的训练样本点为:

$$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n), x_i \in \mathbf{R}^m, y_i \in \{-1, +1\} \quad (2)$$

无标签样本点为:

$$x_1^*, x_2^*, x_3^*, \dots, x_k^* \quad (3)$$

则 TSVM 的训练过程可以描述为如下的优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + C^* \sum_{j=1}^k \xi_j^* \\ \text{s. t.} \quad & \forall_{i=1}^n: y_i [\omega \cdot x_i + b] \geq 1 - \xi_i \\ & \forall_{j=1}^k: y_j [\omega \cdot x_j^* + b] \geq 1 - \xi_j^* \\ & \forall_{i=1}^n: \xi_i \geq 0, \forall_{j=1}^k: \xi_j^* \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: ω, b 为待求分类超平面的参数, ξ_i, C 分别为带标记训练样本的松弛变量和惩罚因子, ξ_j^*, C^* 为无标记样本的松弛变量和惩罚因子。

利用 TSVM 进行自动变化分类的训练过程如下:

1) 人工选定或者按照某种规则自动选定一部分变化和未变化区域作为训练样本, 选取适当的核函数(高斯、多项式、径向基函数等), 设定参数 C 和 C^* 的值, 利用传统的 SVM 方法对带标签样本进行训练, 从而得到一个分类器。

2) 根据第 1 步得到的分类器, 利用式(4)对无标签样本进行分类, 对输出值最大的 N 个无标签样本暂时赋正标签值(发生变化), 其余的赋负标签值(未发生变化), N 的大小由人为指定。此时所有样本都有了一个临时的分类结果。

3) 设定一个临时影响因子 C_{mp}^* , 将所有样本作为训练集利用式(4)进行重新训练, 得到一个新的分类器。对新得到的分类器, 交换一对标签值不同的测试样本的标签符号, 使得优化问题式(4)中的目标函数值获得最大下降。反复交换, 直到找不出符合交换条件的样本对为止。

4) 均匀地增加 C_{mp}^* 的值, 返回到步骤 3, 当 $C_{mp}^* \geq C^*$ 时, 训练结束, 并输出结果。

通过步骤 3 中的样本标签符号的交换, 每一次迭代得到的解都优于上一次。 C_{mp}^* 的增加使得未标记样本随着分类器性能的改善在整个算法的比重也相应增加, 未标记样本分类误差相应减少。由于 C^* 是一个人为指定的有限大小的数, 因此算法在有限次迭代后一定能达到终止条件从而得到最终的解。在训练过程中, 与分类结果相差太大的样本标签符号会被改变, 这也使得 TSVM 具有了一定的自我纠错能力, 对“坏样本”具有一定容忍度。这在自动解译技术中是一个十分重要的优点, 因为自动选取的样本并不如手工选取的精确, 往往还含有少量错误符号的样本, TSVM 的这种自我纠错能力一定程度上减少了这些错误样本的影响。

对象的特征向量如式(5):

$$V = [I_1, I_2, D, S_1, S_2, DS] \quad (5)$$

式中: I_1, I_2, D 表示待检测图和基准图的灰度值及其差值, S_1, S_2, DS 表示待检测图和基准图的 Sobel 边缘值及其差值。在实际变化检测中, 选取差值图像中差值较大的对象作为正样本, 差值较小的作为负样本, 其他的挑选一部分为未标记样本, 根据式(5)提取特征, 投入到 TSVM 中进行训练, 从而得到分类超平面。

5 MRF 变化检测方法

利用 SVM 得到的变化检测结果缺乏局部相关约束。为了添加邻域约束, 采用 MRF 方法对 TSVM 分类结果进行二次分类。

马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)是概率论的一个重要分支, 它用来描述各种物理现象的空间相关性。由于 MRF 能够有效建立上下文相关的先验模型, 因此被广泛应用于遥感影像分类以及变化检测中^[11]。在面向对象的变化检测过程中, 可以将差值图像视为一个马尔可夫随机场, 通过计算每个对象属于变化和未变化的后验概率, 根据最小化错误概率提取变化的区域。

给定差值图像 Y , 和变化检测结果 X , 变化检测的目标是估计 X 使得式(6)最大。

$$\hat{X} = \operatorname{argmax} P(X | Y) \quad (6)$$

由贝叶斯公式可得:

$$P(X | Y) \propto P(Y | X) P(X) \quad (7)$$

$P(Y | X)$ 为似然项, 代表在变化检测状态 X 已知的情况下原图的灰度分布。假设观测图像各个对象之间的状态是相互独立的, 那么式(7)中的似然项可以写成:

$$P(Y | X) = \prod_{i=1}^n P(y_i | x_i) \quad (8)$$

为了求解式(8), 假设灰度分布满足某种经验分布模型, 图像处理中常用的有对数正态分布、Weibull 分布和 Fisher 分布等^[12]。

$P(X)$ 包含关于变化检测结果的先验知识, 通常假设 $P(X)$ 完全由局部上下文信息决定, 此时 X 是一个马尔可夫随机场。由 Hammersley-Clifford 定理可知 MRF 联合概率服从 Gibbs 分布。Gibbs 分布可以表示为:

$$P(X) = Z^{-1} \exp\left\{-\frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(X)\right\} \quad (9)$$

式中: T 为表温度, 决定着分布的锐性, T 大时整个分布趋于平缓。 Z 为归一化参数, c 为基团, C 为基团集合, $V_c(X)$ 为基团 c 的势函数, 较常用的有 Ising 模型和 Auto-logistic 模型。

Ising 模型:

$$V_c(x_i, x_j) = \begin{cases} \beta, & x_i = x_j \\ 0, & x_i \neq x_j, j \in \mathbf{N}_i \end{cases} \quad (10)$$

Auto-logistic 模型:

$$V_c(x_i) = \alpha x_i, V_c(x_i, x_j) = \beta x_i x_j, j \in \mathbf{N}_i \quad (11)$$

对单个对象来说:

$$P(x_i) = \frac{1}{Z_i} \exp\left\{-\frac{1}{T} \sum_{c \in N} V_c(x_i)\right\} \quad (12)$$

于是式(12)可以写成:

$$P(X | Y) \propto \prod_{i=1}^n \frac{1}{Z_i} \exp\left\{-\frac{1}{T} \sum_{c \in N} V_c(x_i)\right\} P(y_i | x_i) \quad (13)$$

取对数,最终的优化目标可以转化为式(14):

$$\hat{X} = \operatorname{argmin}(E_{\text{context}} + E_{\text{data}}) = \operatorname{argmin}\left\{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^n \sum_{c \in N} V_c(x_i) + \sum_{i=1}^n -\ln P(y_i | x_i)\right\} \quad (14)$$

由式(14)可知,基于 MRF 的变化检测优化目标有两部分:一部分是数据项 E_{data} ;另一部分是区域项 E_{context} 。数据项描述了影像的灰度统计特性,区域项则描述了对象之间的相互依赖关系。式(14)的求解方法大致可以分为局部的和全局的方法两大类。局部的方法有松弛标记、ICM 算法、动态规划等;全局的方法有模拟退火、遗传算法、EM 算法等。

6 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,选用 2 个时相的星载 Worldview-2 光学遥感图像进行实验,地点为伊朗某地,分辨率为 0.5 m,图像大小为 650×720 ,两张图像之间的变化主要由部分区域被打击所引起,如图 3 所示。

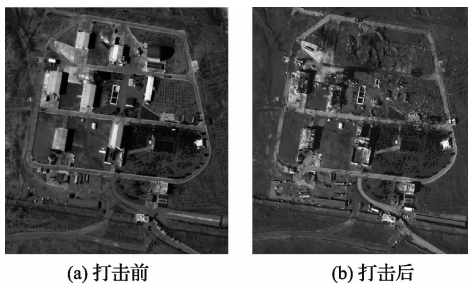


图 3 伊朗某地工厂被打击前后

分别利用基于像素的方法和基于对象的方法对该实验数据进行变化区域的提取,所得的实验结果如图 4 和 5 所示。

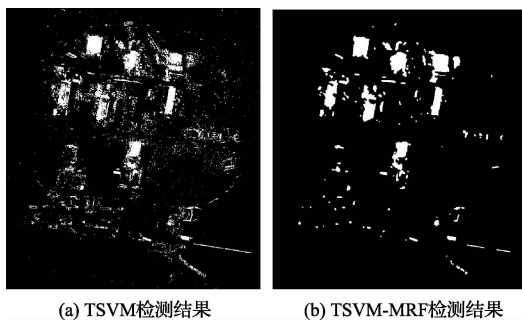


图 4 基于像素的变化检测结果

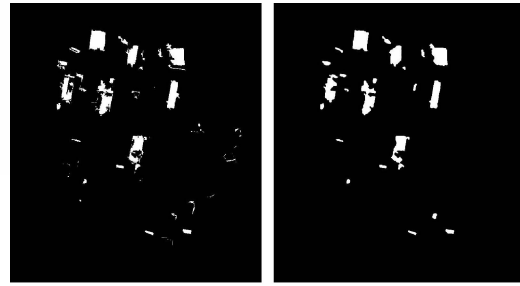


图 5 基于对象的变化检测结果

比较图 4 和 5 相同方法的变化检测结果,可以发现采用基于像素的 TSVM 方法变化检测结果中存在较多噪声,后续经过 MRF 的改进虽能减少部分干扰,但仍无法得到较为正确的变化检测结果。采用面向对象的方式后,检测精度得到较大的改善。比较图 4 和图 5 的 (a)、(b) 2 个结果,可以发现由于 TSVM 是一种全局的分类方法,分类过程中没有考虑局部间的联系,导致变化检测结果存在较多噪声。在现实中,变化的往往是一个对象,采用 TSVM 方法得到的变化对象内部存在缝隙或者间断,并不完整。比起 TSVM 方法,TSVM-MRF 方法能够将 TSVM 方法中存在的噪声滤除,同时能够平滑变化区域间的细小缝隙,从而改进了变化检测效果。

如图 6 所示采用面向对象的方式,分别采用 OTSU^[13]、ISVM、TSVM 和 TSVM-MRF 方法得到的变化检测结果。

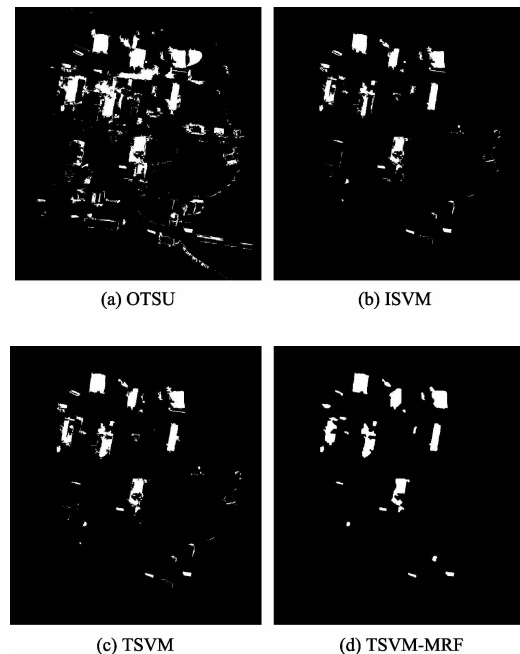


图 6 各种变化检测方法比较

利用图7所示的真值图,计算各算法的变化检测精度,得到的结果如表1所示。

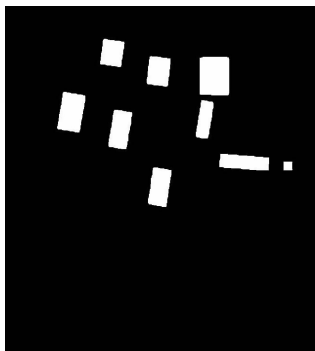


图7 手工制作的真值

表1 各算法变化检测精度对比

方法	检测精度(%)
OTSU	94.4
ISVM	95.9
TSVM	96.1
TSVM-MRF	96.5

综合比较上述4种方法(图6、表1),可以发现在此数据集上采用OTSU方法得到的结果存在较多的虚警,采用ISVM与TSVM得到的检测结果相差不大,TSVM会略好一些,TSVM-MRF方法的检测结果在TSVM的基础上滤除了部分噪声,同时填充了变化区域间的细小缝隙,所得的结果在这4种方法中最优。

7 结论

提出了一种基于TSVM-MRF的变化检测方法。该方法采取面向对象的思想,通过分割和一定的调整方式在2张图像间获得一一对应的对象,然后采用TSVM的变化检测方法进行第1次变化检测。TSVM是一种全局的变化检测方法,为了去除零碎噪声,采用MRF方法对TSVM的变化检测结果进行2次变化检测,实验证明这种方式结合了TSVM和MRF的优点,有效提高了变化检测的效果。

参考文献

[1] 吴芳,刘荣,田维春,等. 遥感变化检测技术及其应用综述[J]. 地理空间信息, 2007, 5(4):57-60.

- [2] 陈克明,周志鑫,卢汉清,等. 基于高斯过程的高分辨率遥感图像变化检测[J]. 遥感学报, 2012, 16(6): 1192-1204.
- [3] BOVOLO F, BRUZZONE L, MARCONCINI M. A novel approach to unsupervised change detection based on a semisupervised SVM and a similarity measure[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(7): 2070-2082.
- [4] 马云飞,李宏. 遥感变化检测技术方法综述[J]. 测绘与空间地理信息, 2014, 37(1):132-134.
- [5] COLLOBERT R, SINZ F, WESTON J, et al. Large scale transductive SVMs [J]. Journal of Machine Learning Research, 2006(7):2006.
- [6] BLASCHKE T. Object based image analysis for remote sensing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(1): 2-16.
- [7] 郑毅,郑苹. 基于模糊熵和模拟退火算法的双阈值图像分割[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(4): 360-367.
- [8] 冯林,孙焘,吴振宇,等. 基于分水岭变换和图论的图像分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(3):649-653.
- [9] 谢颖. 结合 Mean Shift 和聚类算法的服装图像分割[J]. 电子测量技术, 2013, 36(8): 53-55.
- [10] HUO C, ZHOU Z, LU H, et al. Fast object-level change detection for VHR images [J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(1): 118-122.
- [11] 张斌. 基于MRF的SAR图像分类与变化检测应用研究[D]. 武汉:武汉大学, 2013.
- [12] 李武周. 基于MRF模型的SAR图像分割方法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2010.
- [13] 施晓东,刘格. 一种光学遥感图像海陆分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(11):29-32.

作者简介

陈丽勇, 1989年出生, 硕士研究生。主要研究方向为遥感图像处理与应用。

E-mail: cly0115@126.com

孙显, 副研究员。主要研究方向为遥感图像处理。

王宏琦, 研究员。主要研究方向为遥感图像处理、目标检测识别及相关领域。