

文章编号: 2095-2163(2019)05-0200-05

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

# 基于 Kalman 滤波与样本加权的压缩感知跟踪算法

于德鑫, 曹晓杰, 杨敏, 赵鹏德

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 针对压缩感知跟踪算法在目标移动过快时易丢失跟踪目标和跟踪准确性不高的缺点, 提出了改进的压缩感知跟踪算法。该算法引入加权函数辅助判断正负样本, 使用加权后的样本计算特征找到下一帧的目标中心位置, 当目标移动过快时, 使用卡尔曼滤波对当前帧目标位置进行预测。对不同测试序列的跟踪结果表明, 改进后算法能够稳定跟踪目标, 有效地解决了目标移动过快时易丢失跟踪目标的问题, 并且具有较高的准确性。

**关键词:** 压缩感知; 加权函数; 卡尔曼; 准确性

## Compressive tracking based on Kalman filter and sample weighting

YU Dexin, CAO Xiaojie, YANG Min, ZHAO Pengde

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** Aiming at the shortcomings of the compressed sensing tracking algorithm, which was easy to lose the tracking target and has the low tracking accuracy when the target moved too fast, an improved compressed sensing tracking algorithm is proposed. The algorithm introduces a weighting function to assist in judging positive and negative samples, and uses the weighted sample to calculate features to find the target center position of the next frame. Kalman filter is used to predict the current frame target position when the target moved too fast. The tracking results of different test sequences show that the improved algorithm can stably track the target, effectively solve the problem that the target is easy to lose the tracking target when moving too fast, and obtains high accuracy.

**[Key words]** compressive sensing; weighted function; Kalman; accuracy

## 0 引言

目标跟踪技术是计算机视觉领域中最热门的研究课题之一<sup>[1-3]</sup>, 主要应用于安全监控、人机交互、智能车辆、军事、交通运输、医疗诊断等领域, 具有重要的研究意义和应用价值。自二十一世纪以来, 目标跟踪技术受到国内外广大研究学者的关注, 并提出了大量的优秀算法, 如 TLD<sup>[4]</sup>、KCF<sup>[5]</sup>、MEEM<sup>[6]</sup>、HCF<sup>[7]</sup>、STRUCK<sup>[8]</sup>、MDNET<sup>[9]</sup>、MCPF<sup>[10]</sup> 及 LMC<sup>[11]</sup> 算法等, 但是现如今在目标跟踪领域仍然有大量的难题, 如何应对不断变化的光照、目标被遮挡问题、目标发生形变、尺度不断变化以及目标所处复杂环境等因素的影响, 从而实现准确、稳定、实时的目标跟踪, 这一系列问题是亟需解决的。

时下, 立足于准确、稳定目标跟踪的研究, Zhang 等人<sup>[12]</sup> 将压缩感知引入到目标跟踪中, 提出了一种基于压缩感知的跟踪算法 (CT)。该跟踪算法首先依据压缩感知理论对图像样本特征进行降维, 然后采用朴素贝叶斯分类器对降维后的特征进行分类。该算法虽然简单高效, 但是在复杂环境下和目标快

速移动时, 容易跟丢目标, 且跟踪准确性不好。

针对 CT 跟踪算法的不足, 本文在 CT 跟踪算法框架下做出如下改进: 在采集正负样本时, 引入加权函数辅助判断正负样本, 很大程度上提高了判断正负样本的正确率; 当目标运动过快时, 用卡尔曼滤波算法预测当前帧目标的位置, 解决目标运动过快而导致的跟丢问题, 并保证跟踪的准确性。

## 1 CT 跟踪算法简介

### 1.1 CT 跟踪算法特征提取

文献[12]提出的基于压缩感知的跟踪算法, 并不是直接提取样本特征, 而是依据图像的稀疏性和压缩感知理论生成了一个稀疏的随机测量矩阵, 然后通过此随机测量矩阵将高维空间的样本特征投影到低维空间中, 从而剔除了大量的冗余信息, 提取压缩后的低维特征。特征提取公式可表示为:

$$\mathbf{V} = \mathbf{R}\mathbf{X}, \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{X}$  是高维 ( $m$  维) 向量;  $\mathbf{V}$  是低维 ( $n$  维) 向量;  $\mathbf{R}$  是一个  $n \times m$  维随机投影矩阵且  $n \ll m$ , 在该算法中,  $\mathbf{R}$  的定义如下:

作者简介: 于德鑫 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 目标跟踪。

收稿日期: 2019-07-08

$$r_{ij} = \begin{cases} \sqrt{s}, & \text{概率为 } \frac{1}{2s}; \\ 0, & \text{概率为 } 1 - \frac{1}{s}; \\ -\sqrt{s}, & \text{概率为 } \frac{1}{2s}. \end{cases} \quad (2)$$

其中,当  $s$  取值为 2 或 3 时,该随机测量矩阵不但满足 Johnson-Lindenstrauss 推论,而且空间复杂度低,可以高效地进行实时计算。

CT 跟踪算法中,特征提取过程如图 1 所示。首先,使用多尺度的矩形滤波器对高维图像进行卷积操作,得到高维图像特征,然后将得到的高维特征向量通过随机测量矩阵投影到低维空间中,进行特征降维得到样本压缩特征。

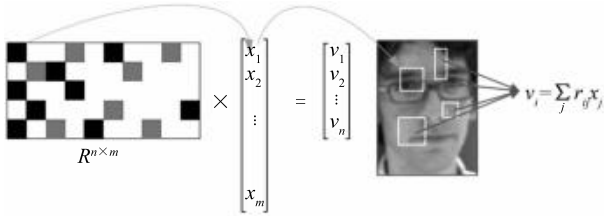


图 1 特征提取过程

Fig. 1 Feature extraction process

### 1.2 CT 跟踪算法样本分类与实时更新

在 CT 跟踪算法中,当前帧的候选目标区域选取方式是通过遍历上一帧目标区域的邻近区域,对每个候选区域的目标样本进行特征提取,假设这些特征都是相互独立的,通过贝叶斯准则对这些候选样本特征进行分类,分离出前景目标和背景目标,其公式如下:

$$H(v) = \log \left( \frac{\prod_{i=1}^n P(v_i | y = 1) P(y = 1)}{\prod_{i=1}^n P(v_i | y = 0) P(y = 0)} \right) = \sum_{i=1}^n \log \left\{ \frac{P(v_i | y = 1)}{P(v_i | y = 0)} \right\}, \quad (3)$$

其中,  $y = 1$  表示正样本,  $y = 0$  表示负样本,假设  $P(y = 1) = P(y = 0)$ , 并且,  $P(v_i | y = 1) \sim N(\mu_i^1, \sigma_i^1)$ ,  $P(v_i | y = 0) \sim N(\mu_i^0, \sigma_i^0)$ ,

这里,  $\mu_i^1$  与  $\sigma_i^1$  分别表示目标样本第  $i$  个压缩特征的均值与标准差,  $\mu_i^0$  与  $\sigma_i^0$  分别表示背景样本第  $i$  个压缩特征的均值与标准差。

最后,选取  $H(v)$  最大的样本作为当前帧目标,并对相关参数进行更新,更新公式如下:

$$\mu_i^1 \leftarrow \lambda \mu_i^1 + (1 - \lambda) \mu^1, \quad (4)$$

$$\sigma_i^1 \leftarrow \sqrt{\lambda (\sigma_i^1)^2 + (1 - \lambda) (\sigma^1)^2 + \lambda(1 - \lambda) (\mu_i^1 - \mu^1)^2}. \quad (5)$$

其中,  $\lambda$  表示学习率,  $\lambda > 0$ ,  $\lambda$  越小更新速度越快。

## 2 改进的 CT 跟踪算法

### 2.1 样本加权

在采集目标样本集时,是选取当前帧目标中心邻近区域的样本作为目标样本集,这种方式会采集到很多没有目标样本信息的样本,随着跟踪帧数增加,跟踪误差会累积,最终影响跟踪效果,导致跟踪准确度下降。为此在采集目标样本时,本文引入加权函数<sup>[13]</sup>辅助判断正样本,加权函数定义如下:

$$W_\sigma = \alpha e^{-\frac{|z-x^*|^2}{\sigma^2}}. \quad (6)$$

其中,  $\alpha$  为归一化常数;  $\sigma$  是一个尺度参数;  $z$  表示样本的中心位置;  $x^*$  表示跟踪目标的中心位置。

假如某样本距离目标中心位置越近,即  $z$  和  $x^*$  的差值越小,则表示在预测下一帧目标中心位置时该样本发挥的作用将越大,那么该样本就应该在下一帧预测中被赋予更大的权重。为了能够尽可能采集到包含大量目标信息的目标样本集,研究设定阈值  $T$ ,如果样本所获得的权重  $W_\sigma$  大于  $T$ ,则判定该样本为目标样本,反之,则判定为背景样本。

### 2.2 融合卡尔曼滤波的快速移动目标预测

在目标快速移动时,CT 跟踪算法的跟踪准确度往往不高,随着跟踪帧数增加,甚至出现跟踪漂移导致跟踪失败的情况。针对这一问题,研究在 CT 跟踪算法的基础上融合卡尔曼滤波算法对快速移动目标进行预测。

卡尔曼滤波是以在模型满足高斯分布的条件下,以最小均方误差为估计的最佳准则,来对系统状态进行最优估计的算法<sup>[14-15]</sup>。卡尔曼滤波算法的状态方程和观测模型可写作如下数学形式:

$$X(k) = \mathbf{A}X(k-1) + W(k), \quad (7)$$

$$Z(k) = \mathbf{H}X(k) + V(k), \quad (8)$$

其中,  $X(k)$  表示  $k$  时刻的系统状态;  $\mathbf{A}$  是状态转移矩阵;  $Z(k)$  表示  $k$  时刻的观测值;  $\mathbf{H}$  是观测系统矩阵;  $W(k)$  和  $V(k)$  分别表示过程噪声和观测噪声,其协方差矩阵分别为  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$ ,并具有零均值和白色高斯概率分布,即  $P(w) \sim N(0, Q)$  和  $P(v) \sim N(0, R)$ 。

卡尔曼滤波算法主要是通过以下 5 个迭代方程实现对目标位置的跟踪和预测。这 5 个迭代方程包含 2 个步骤,即预测和修正。对此可做阐释分述

如下。

在第一步中,利用系统的状态方程,根据上一时刻的系统状态对这一时刻系统状态进行预测,预测完系统状态后,需要对这一时刻的误差估计协方差矩阵做出预测,运算公式如下:

$$X(k|k-1) = \mathbf{A}X(k-1|k-1), \quad (9)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A} * \mathbf{P}(k-1|k-1) * \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}, \quad (10)$$

其中,  $X(k|k-1)$  是上一时刻的系统状态对这一时刻系统状态的预测;  $X(k-1|k-1)$  是上一时刻系统状态的最优值;  $\mathbf{P}(k|k-1)$  表示误差估计协方差矩阵,是在  $k$  时刻由上一时刻状态对这一时刻状态的预测;  $\mathbf{P}(k-1|k-1)$  表示  $X(k-1|k-1)$  对应的误差估计协方差矩阵。

在第二步中,先利用误差估计协方差矩阵  $\mathbf{P}(k|k-1)$  计算出卡尔曼增益  $K_g(k)$ ,如式(11)所示:

$$K_g(k) = \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}, \quad (11)$$

然后,根据先验估计状态  $\mathbf{P}(k|k-1)$  和卡尔曼增益  $K_g(k)$  去修正这一时刻的观测值,从而得到最优的估计量  $X(k|k)$ ,如式(12)所示:

$$X(k|k) = X(k|k-1) + K_g(k) * (Z(k) - \mathbf{H}X(k|k-1)), \quad (12)$$

最后,利用卡尔曼增益去修正误差估计协方差矩阵,如式(13)所示:

$$\mathbf{P}(k|k) = (\mathbf{I} - K_g(k) * \mathbf{H}) * \mathbf{P}(k|k-1), \quad (13)$$

判断目标是否移动过快的定义如下:当这一时刻的目标中心位置与上一时刻的目标中心位置距离  $Dist$  大于阈值  $L$ ,那么就判定为此时目标运动过快,这一时刻的目标中心位置由卡尔曼滤波算法进行预测。距离计算公式将用到如下数学公式:

$$Dist = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}. \quad (14)$$

### 3 算法设计流程

研究中,将给出本文改进 CT 算法的跟踪流程,具体如下:

(1) 手动选取第一帧跟踪目标。

(2) 在当前第  $t$  帧图像的目标中心邻近区域选取目标样本,距离中心较远位置选取背景样本,引入加权函数辅助采集正负样本,距离目标中心越近的样本将被赋予更大的权重,若被赋予的权重小于给定阈值则判定为背景样本。

(3) 计算目标样本和背景样本的特征。

(4) 使用朴素贝叶斯分类器对每个特征向量进行分类,最大分类得分的特征向量对应的目标位置作为跟踪结果。

(5) 采集目标样本和背景样本并更新分类器。

(6) 判断目标移动是否过快:若是,则用卡尔曼滤波算法预测当前帧目标位置;若否,则跳转到(2)进行下一帧处理。

改进 CT 算法的设计流程如图 2 所示。

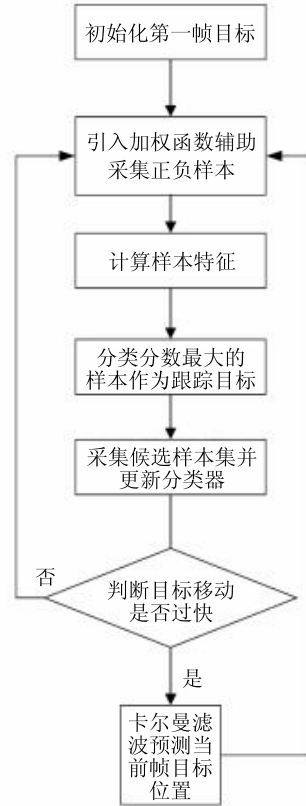


图 2 改进 CT 算法的流程

Fig. 2 Flow chart of improved CT algorithm

### 4 实验结果与分析

为了验证改进后算法的有效性,将改进后算法和 CT 算法在 2 个已公开的标准测试序列上进行对比实验。在 Matlab 上通过对比实验,得到如图 3 和图 4 所示的跟踪结果,其中浅色框是 CT 算法跟踪结果,深色框为改进后算法跟踪结果。

图 3 是部分 Girl 测试序列的结果,在序列 Girl 中存在目标姿态变化、目标遮挡和目标移动过快等干扰因素。在 CT 算法跟踪过程中,目标在第 2 帧就开始发生了轻微偏移。随着跟踪帧数增加,目标姿态和大小不断变化,当跟踪到第 55 帧时,改进前后的算法都发生了严重漂移,但是跟踪到第 257 帧时,改进后的跟踪算法可以准确跟踪到目标,CT 算

法却仍然发生漂移,在第 435 帧时,目标出现遮挡情况,2 种算法都没能很好地跟踪到目标。

图 4 是部分 Basketball 测试序列的结果,在序列 Basketball 中存在背景复杂、目标遮挡和目标移动过快等干扰因素。改进前后算法在前 73 帧中都能够稳定且准确地跟踪目标。由于目标姿态不断变化,目标移动加快,当跟踪到第 172 帧时,CT 算法开始出现向上漂移的趋势。直到跟踪到第 242 帧时,CT 算法出现严重漂移,改进后算法仍然可以准确跟踪目标。在第 280 帧出现与目标相似的背景时,CT 算法严重跟踪漂移,出现跟踪错误目标的趋势,到第 304 帧时,CT 算法出现跟丢目标情况,而改进后算法却始终稳定且准确地跟踪目标。

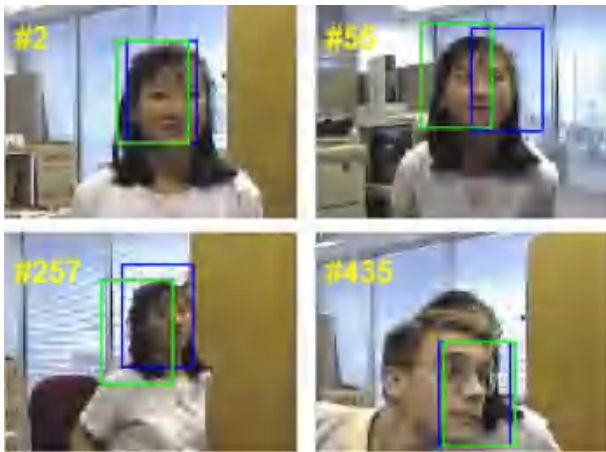


图 3 测试序列 Girl 改进前后算法跟踪效果

Fig. 3 Tracking effect of improved algorithm before and after Girl test sequence



图 4 测试序列 Basketball 改进前后算法跟踪效果

Fig. 4 Tracking effect of improved algorithm before and after Basketball test sequence

为定量评估本文算法的跟踪性能,本文基于中心位置误差(Center Location Error)评价指标对本文算法与原始 CT 跟踪算法进行定量的对比分析,中

心位置误差主要是指跟踪所得目标框的中心与真实基准中心之间的欧式距离<sup>[16]</sup>。没有跟丢目标的前提下,在 CT 算法中,Girl 序列平均中心位置误差为 18.99 像素,Basketball 序列为 23.03 像素;在改进后的 CT 算法中,Girl 序列为 15.66 像素,Basketball 序列为 9.69 像素。为了能够更直观地分析 2 种算法的跟踪性能,图 5 和图 6 给出了改进前后算法在 2 个序列中心位置误差的对比图。

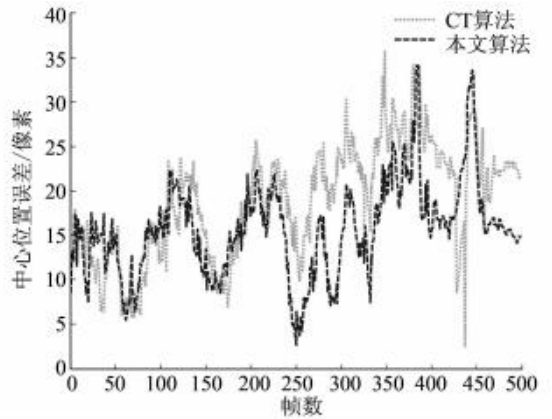


图 5 序列 Girl 的中心位置误差对比

Fig. 5 Central position error comparison of sequence Girl

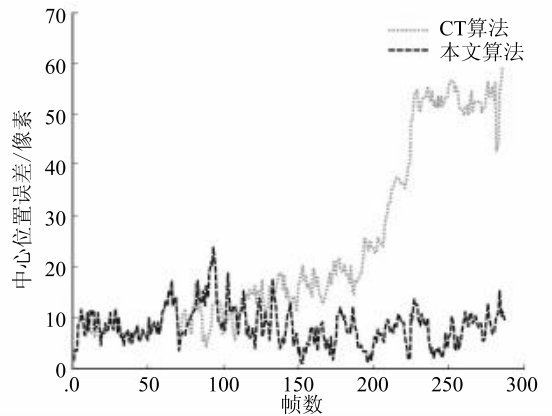


图 6 序列 Basketball 的中心位置误差对比

Fig. 6 Central position error comparison of sequence Basketball

### 5 结束语

本文针对 CT 算法的缺点,提出了基于卡尔曼滤波与样本加权的压缩感知跟踪算法。在采集正负样本时,引入加权函数辅助判断正负样本,解决了 CT 算法常常把带有背景信息的样本判定为正样本的缺点,很大程度上提高了判断正负样本的正确率;当目标运动过快时,用卡尔曼滤波算法预测当前帧目标的位置,解决目标运动过快而导致目标跟丢的问题,并保证跟踪的准确性。从对比实验的评价结果来看,改进后算法能够有效跟踪目标,并且稳定性

和准确性均有所提高。但改进后算法并不能很好解决目标遮挡因素的干扰,故下一步研究重点是如何克服目标遮挡问题。

## 参考文献

- [1] 卢湖川,李佩霞,王栋. 目标跟踪算法综述[J]. 模式识别与人工智能,2018,31(1):61-76.
- [2] WU Yi, LIM J, YANG M H. Online object tracking: A benchmark [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR, USA; IEEE, 2013; 2411-2418.
- [3] 管皓,薛向阳,安志勇. 在线单目标视频跟踪算法综述[J]. 小型微型计算机系统,2017,38(1):147-153.
- [4] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection[J]. 2013 IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7):1409-1422.
- [5] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3):583-596.
- [6] ZHANG Jianming, MA Shugao, SCLAROFF S. Meem: robust tracking via multiple experts using entropy minimization [C]// PAJDLA D, PAJDLA T, SCHIELE B, et al. Computer Vision-ECCV 2014. ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science. Cham; Springer, 2014, 8694:188-203.
- [7] MA Chao, HUANG Jiabin, YANG Xiaokang, et al. Hierarchical convolutional features for visual tracking[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile; IEEE, 2015; 3074-3082.
- [8] HARE S, GOLODETZ S, SAFFARI A, et al. Struck: Structured output tracking with kernels [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(10):2096-2109.
- [9] NAM H, HAN B. Learning multi-domain convolutional neural networks for visual tracking[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, Nevada, USA; IEEE, 2016:4293-4302.
- [10] ZHANG Tianzhu, XU Changsheng, YANG M H. Multi-task correlation particle filter for robust object tracking [C]// 2017. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA; IEEE, 2017:4819-4827.
- [11] WANG Mengmeng, LIU Yong, HUANG Zeyi. Large margin object tracking with circulant feature maps [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI; IEEE, 2017:4021-4029.
- [12] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking [C]// Proceedings of the 12<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision. Florence, Italy; IEEE, 2012, 7574 (1):864-877.
- [13] 张新堃, 黄山. 结合 Kalman 滤波的时空上下文目标跟踪算法 [J]. 光电与控制, 2018, 25(11):102-105, 119.
- [14] 张伟丽, 江春华, 郝宗波. 基于改进的均值漂移和卡尔曼滤波的目标跟踪算法 [J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(5):240-243.
- [15] 赵广辉, 卓松, 徐晓龙. 基于卡尔曼滤波的多目标跟踪方法 [J]. 计算机科学, 2018, 45(8):253-257, 276.
- [16] 徐建强, 陆耀. 一种基于加权时空上下文的鲁棒视觉跟踪算法 [J]. 自动化学报, 2015, 41(11):1901-1912.

(上接第 199 页)

## 2 实验结论及分析

使用 GBDT 方法将遥感影像进行变换检测,检测结果如图 5 所示。由图 5 看到,图像中白色为变化区域,黑色为没有发生变化的区域。通过和图 2 进行对比可知,有效减少了噪声点,同时也提高了监测精度。最终实验结果表明,本文提出的方法较传统的基于像素变化在检测精度上有了一定的提升。

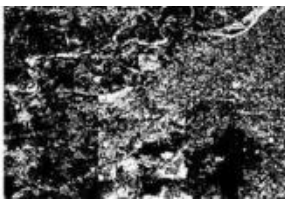


图 5 GBDT 检测结果  
Fig. 5 GBDT test results

## 3 结束语

多时相遥感影像的变化监测一直都是遥感应用的热点之一,本文提出的遥感变化监测方法可以应用到中低分辨率的遥感影像应用研究中。本研究中所使用的梯度决策树分类方法只考虑像元本身的值进行分类,却并未探讨像元之间的空间关系,因此仍存在“伪变化”点。在后续工作中应对空间位置给予更多的关注和重视。

## 参考文献

- [1] 周军其,叶勤,邵永社. 遥感原理与应用[M]. 武汉:武汉大学出版社,2014.
- [2] 祝锦霞. 高分辨率遥感影像变化检测的关键技术研究[D]. 杭州:浙江大学,2011.