

# 基于随机特征的矿井视频图像中的人员跟踪技术

孙继平, 杜东璧

(中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083)

**摘要:**为解决煤矿井下照度低、照度不均匀并且变化剧烈, 缺乏颜色信息, 井下人员视觉表现与背景相似, 而给基于视觉的井下人员跟踪定位技术发展带来的难题, 基于压缩感知理论, 利用随机投影技术提出了一种简单、新颖、但有效的跟踪定位矿井视频图像中人员的方法, 用非常稀疏的随机投影矩阵从图像多尺度纹理特征空间抽取目标特征构成目标模型, 利用朴素贝叶斯分类器采用鉴别式方法确定跟踪目标位置, 并用随机特征对目标模型进行自适应在线更新。在神东集团大柳塔煤矿采集的井下视频上试验结果表明: 该算法对目标的遮挡、旋转及不均匀的环境照度和照度的剧烈变化都具有极强的鲁棒性, 平均跟踪帧速率达 50 帧/s, 满足实时性要求, 可为基于视觉的井下人员定位技术提供参考。

**关键词:** 矿井; 人员跟踪; 随机投影; 压缩感知; 多尺度; 局部纹理特征

**中图分类号:** TD713      **文献标志码:** A      **文章编号:** 0253-2336(2015)11-0091-04

## Tracing technology of personnel in mine video images based on random features

Sun Jiping, Du Dongbi

(School of Electromechanical and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

**Abstract:** In order to solve a low illuminance, inhomogeneous illuminance, serious varied illuminance and lack of color information in the underground mine, due to the similar visual apparent and background of the personnel in underground mine would bring a difficulty to the technology development of the personnel positioning in the underground mine based on the visual sense, the application of the random projection technology proposed a simple, novel and effective method to trace and position the personnel in the mine video images based on the compressed sensing theory. A very sparse random projection matrix was applied to extract the target features from the multi dimension texture feature space of the images to form the target model, the Naive Bayes classification with the identification method was applied to determine the location of the tracing target and the random features were applied to the suitable update of the target model. The operation results of the underground video collected from Daliuta Mine of Shendong Group showed that the calculation method would have high robustness to the target shielding, rotary and uneven environment illuminance and illuminance serious variation. The average tracing frame speed could be 50 frame per s and could provide the references to the positioning technology of the underground personnel based on the visual sense.

**Key words:** mine; personnel tracing; random projection; compressed sensing; multi dimension; local texture features

## 0 引 言

煤矿井下人员定位系统在遏制超定员生产、事故应急救援、领导下井带班管理、特种作业人员管理、防止人员进入危险区域、及时发现未按时升井人

员、持证上岗管理、井下作业人员考勤等方面发挥着重要作用<sup>[1-2]</sup>。随着计算机视觉技术的发展, 视频目标跟踪方法日趋成熟, 为井下人员定位的研究提供了新的思路和理论基础。基于视频目标跟踪的井下人员定位设备不同于电磁定位设备, 具有不受井

收稿日期: 2015-06-02; 责任编辑: 赵 瑞      DOI: 10.13199/j.cnki.cst.2015.11.019

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(51134024); 国家自然科学基金资助项目(51074169); 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2012AA062203)

作者简介: 孙继平(1958—), 男, 山西翼城人, 教授, 博士生导师, 博士。Tel: 010-62331929, E-mail: sjp@cumt.edu.cn

引用格式: 孙继平, 杜东璧. 基于随机特征的矿井视频图像中的人员跟踪技术[J]. 煤炭科学技术, 2015, 43(11): 91-94.

Sun Jiping, Du Dongbi. Tracing technology of personnel in mine video images based on random features[J]. Coal Science and Technology, 2015, 43(11): 91-94.

下复杂电磁场环境影响,对人体辐射小等优点。监控视频中不仅包含了井下人员的位置信息,更包含了丰富的动作行为信息,利用目标跟踪技术对井下监控视频中的人员进行定位,可为检查井下人员作业是否符合《煤矿安全规程》提供参考,这是传统定位方法所不具备的。目前,国内外对矿井视频中的人员目标跟踪研究较少,文献[3]通过视频目标检测技术标记矿工安全帽,再利用 Kalman 滤波和 meanshift 完成跟踪;文献[4]通过多特征融合进行特征提取,再利用 camshift 进行跟踪。但两者所用的 meanshift 和 camshift 都不能随目标的变化进行模板更新,因此跟踪效果不理想。

近年来由于目标检测领域的巨大进展,检测式跟踪较为流行,一方面检测式跟踪将跟踪问题转化为检测问题,因此可以运用目标检测技术领域的成熟理论和算法,大幅提升跟踪精度。另一方面检测式跟踪将跟踪问题分割为特征提取设计和分类器设计2个独立的并列子问题,回避了传统设计中系统准确率受限于效果最差的步骤处理结果,使得跟踪效果更加鲁棒。对于检测式跟踪的研究也因此基本集中在特征提取设计和分类器设计2个方向。前者重在特征选择和样本选择,以提高特征区分度;后者关注数据处理,以提高分类识别度。

在特征提取方面,传统奈奎斯特采样定理指导下的信息获取、存储、融合、处理及传输等成为目前信息领域进一步发展的主要瓶颈之一。近年来,文献[5-6]提出了压缩感知理论,即对可压缩信号通过远低于 Nyquist 标准的方式进行采样数据,仍能精确地恢复出原始信号。

在分类器设计方面,一个有效的外观模型是跟踪算法成功的关键,跟踪算法也依据外观模型大致分为产生型<sup>[8-12]</sup>和判别型<sup>[13-17]</sup>两类。产生型跟踪算法通常学习一个模型以重现目标并且用其在图像区域上搜索最小重建错误的区域;判别型跟踪算法则将跟踪任务表述为二分类问题来找到判决边界以将目标从背景中分离出来。产生型模型不使用背景信息,而背景信息通常能够提升跟踪稳定性和精确度,而判别式模型最近则被证明可以解决 NSE 下目标漂移的问题。

笔者采用检测式跟踪架构,考虑到煤矿井下环境照度低、照度不均匀并且变化剧烈,缺乏颜色信息,井下人员视觉表现与背景相似等特点,采用多尺度局部纹理特征,为减少计算量以保证跟踪实时性,

依据压缩感知理论,利用随机投影技术对特征降维,用随机特征建立目标模型,采用判别式跟踪算法利用朴素贝叶斯分类器进行目标定位。该算法用从神东集团大柳塔煤矿采集的井下视频进行评估可知,算法对目标的遮挡、旋转及不均匀的环境照度和照度的剧烈变化都具有极强的鲁棒性,可适应煤矿井下环境的应用。

## 1 定位跟踪算法

### 1.1 目标特征提取

井下光照变化剧烈且不均匀,跟踪目标尺度变化大,因此采用多尺度局部纹理特征描述跟踪目标,以增强目标对光照和尺度变化的鲁棒性。

采用式(1)对目标或候选样本  $Z$  的每一个像素( $d$ 个边缘像素除外)进行编码:

$$\text{LBP}(g_0, d, q) = \sum_{i=1}^q 2^i \varepsilon(g_i - g_0) \quad (1)$$

式中: $g_0$ 为待处理像素点的灰度; $g_i$ 为第*i*个像素点的灰度; $d$ 为与待处理像素为中心的圆半径,单位为像素数量; $q$ 为位于半径为*d*的圆上将圆周等分的像素数量; $\varepsilon(\cdot)$ 为阶跃函数。

采用式(1)的编码,纹理信息如点、平坦区域、边和角等90%都包含在最多仅2个从1→0或0→1位跳变的模式中,此模式为U模式,共 $(q-1)q+2$ 个模式,其他模式为非U模式。分别用 $q=8, d=1.0; q=12, d=1.5; q=16, d=2.0; q=24, d=3.0$ 计算 $Z$ 在U模式下不同尺度的分布,将其级联,即得到样本的特征向量 $s \in \mathbb{R}^m$ ,其中, $m$ 为特征向量的维度。

### 1.2 特征降维

上述描述样本特征向量的维度达 $10^3$ ,由于在跟踪过程中需要分析判断多个样本,显然利用高维特征向量表达目标特征无法满足实时性需要,另外高维数据带来了维数灾难,常规低维数据的处理方法不能用于高维数据的处理,因此需要对高维的特征进行降维,但降低了维度的数据信息不丢失是关键。

由文献[19]可知:从正态分布 $N(0, 1)$ 中随机抽取元素构成矩阵,即随机矩阵,用这个矩阵将高维空间2点投影到低维空间后,高维空间2点间的距离关系在低维空间里能被高概率地保留。Baraniuk<sup>[20]</sup>证明满足JL定理的随机矩阵也满足压缩感知理论中的约束等距性(RIP)<sup>[21]</sup>。理论上保证了高维信号可以降低维度而信息不丢失。

$$\psi_{ij} = \sqrt{\rho} \times \begin{cases} +1 & (\text{取值概率为 } 1/(2\rho)) \\ 0 & (\text{取值概率为 } (1-1/\rho)) \\ -1 & (\text{取值概率为 } 1/(2\rho)) \end{cases} \quad (2)$$

Achlioptas<sup>[19]</sup>证明了随机矩阵由式(2)构成时,当设定的参数 $\rho=2$ 或 $3$ 时满足JL引理,Li等<sup>[23]</sup>证明当 $\rho=\sqrt{m}$ 时,稀疏投影后获得的精度几乎没有损失,因此,取 $\rho=\sqrt{m}$ ,用式(2)构成随机矩阵 $\Phi \in R^{n \times m}, n \ll m$ ,对样本特征降维,即最后样本特征向量为:

$$x = \Phi s \quad (3)$$

### 1.3 目标模型与目标位置确定

由于高维向量随机投影到低维空间后,其各分量通常满足高斯分布,因此,对每一个样本 $Z$ ,用低维空间特征的分量的高斯分布来建立模型,则目标模型(正样本)为 $N(\mu_l^+(k), \sigma_l^+(k))$ ,背景(负样本)模型为 $N(\mu_l^-(k), \sigma_l^-(k))$ ,其中, $\mu_l(k), \sigma_l(k)$ 分别为第 $k$ 帧中第 $l$ 个特征分布的均值和方差。

假设待评估的样本集为 $\{Z\}$ ,对于样本 $Z$ ,假设其特征向量 $x$ 中的每个分量 $x_l$ 是独立的,样本标签由 $y$ 表示, $y=0$ 为负样本, $y=1$ 为正样本,假设该样本为正负样本的先验概率相等,即 $p(y=1)=p(y=0)=0.5$ ,由朴素贝叶斯分类器即式(4)评估该样本对分类器的响应,响应最大的样本所在位置即目标位置。

$$H(x) = \lg \frac{\prod_{l=1}^n p(x_l | y=1)p(y=1)}{\prod_{l=1}^n p(x_l | y=0)p(y=0)} = \sum_{l=1}^n \lg \frac{p(x_l | y=1)}{p(x_l | y=0)} \quad (4)$$

### 1.4 目标模型更新

用视觉信息跟踪井下人员时,通常由于照度变化、照度不均、目标旋转等因素导致目标视觉外观不断变化,建立动态更新的目标模型相比静态目标模型更有利于提高跟踪的可靠性。在第 $k+1$ 帧,目标的位置确定后,在目标位置附近采集若干正样本,远离目标位置处采集若干负样本,提取各样本降维特征,分别计算所有正、负样本第 $l$ 个特征的均值和方差,用式(5)和式(6)对目标模型进行更新。

$$\mu_l^+(k+1) = \lambda \mu_l^+(k) + (1-\lambda) \mu_l^+ \quad (5)$$

$$\sigma_l^+(k+1) = [\lambda (\sigma_l^+(k))^2 + (1-\lambda) (\sigma_l^+)^2 + \lambda(1-\lambda) (\mu_l^+(k+1) - \mu_l^+)^2]^{-1/2} \quad (6)$$

其中, $\lambda$ 为学习速率,即参数的更新速率。

### 1.5 算法流程

算法描述如下:①输入:视频序列,学习速率 $\lambda$ ,正样本搜索半径 $\alpha$ ,负样本搜索半径 $\beta$ 和 $\zeta$ ;候选样本搜索半径 $\gamma$ ,特征个数 $n$ 。②输出:视频序列每一帧中目标的位置 $(u, v)$ 。

算法步骤如下:

- 1) 在第 $k+1$ 中,以在第 $k$ 帧中标记的目标位置为中心, $\gamma$ 为半径采集候选目标样本集合。
- 2) 根据式(1)、式(3)计算每一个候选样本的特征值。
- 3) 用式(4)求每一个候选样本的响应值,响应最大的样本位置作为新的跟踪结果。
- 4) 以新的位置为中心, $\alpha$ 为半径采集正样本,在 $(\beta, \zeta)$ 范围内采集负样本, $\beta > \alpha$ 。
- 5) 根据式(1)、式(3)计算每一个样本的 $n$ 个特征,用式(5)和式(6)更新这个 $n$ 个特征的分布。
- 6) 跳转到步骤1),处理下一帧。

## 2 试验及结果

本算法用神东集团大柳塔煤矿的井下视频进行了试验,在i7处理器、8GB内存的计算机上,算法的处理速度达50帧/s。笔者选取一些有代表性的视频进行了分析。巷道场景跟踪结果若干帧如图1所示,视频第1帧,矿灯直射摄像机;第39帧到第53帧,跟踪目标的手完全遮挡其面部;第100帧到125帧,跟踪目标扭头;第222帧到236帧,跟踪目标再次举手遮挡自己面部。跟踪器都能正常跟踪说明算法能够处理亮度变化、光照不均、目标旋转、目标遮挡等情况。



图1 巷道场景跟踪结果若干帧示意

Fig. 1 Several frames of tunnel scene tracking result



光照场景跟踪结果若干帧如图2所示。第7帧到第27帧,画面过曝光,跟踪器正常跟踪说明该算法能够处理过曝光。



图2 光照场景跟踪结果若干帧示意

Fig. 2 Several frames tracking result for illumination scene

### 3 结 语

煤矿井下照度低、照度不均匀并且变化剧烈,缺乏颜色信息,井下人员视觉表现与背景相似等特点,给基于视觉的井下人员定位带来了极大的挑战,因此依据压缩感知理论,利用随机投影技术从图像多尺度纹理特征空间抽取目标特征构成目标模型,用朴素贝叶斯分类器采用鉴别式方法确定跟踪目标位置,并用随机特征对目标模型进行自适应更新的视觉跟踪定位方法,对被跟踪的人员遮挡、旋转及不均匀的环境照度和照度的剧烈变化都具有极强的鲁棒性,可为基于视觉的井下人员定位技术提供参考。

#### 参考文献:

- [1] 孙继平.煤矿井下人员位置监测技术与系统[J].煤炭科学技术, 2010,38(11):1-5.  
Sun Jiping. Technology and system of personnel position monitoring in coal mine underground [J]. Coal Science and Technology, 2010, 38(11):1-5.
- [2] 孙继平.煤矿井下人员位置监测系统联网[J].煤炭科学技术, 2009,37(11):77-79.  
Sun Jiping. Networking of personnel position monitoring system in coal mine[J]. Coal Science and Technology, 2009, 37(11):77-79.
- [3] 蔡利梅.基于视频的煤矿井下人员目标检测与跟踪研究[D].徐州:中国矿业大学, 2010.
- [4] 厉丹.视频目标检测与跟踪算法及其在煤矿中应用的研究[D].徐州:中国矿业大学, 2011.
- [5] Donoho D. Compressed sensing, [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [6] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2004, 52(12): 5406-5425.
- [7] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [8] Li H, Shen C, Shi Q. Real-time visual tracking using compressive

- sensing[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado USA, 2011.
- [9] Mei X, Ling H. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 33(11): 2259-2272.
- [10] Ross D, Lim J, Lin R, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1/3):125-141.
- [11] Jepson A, Fleet D, Maraghi T. Robust online appearance models for visual tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10):1296-1311.
- [12] Black M, Jepson A. Eigentracking: robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation[J]. International Journal of Computer Vision (IJCV), 1996, 26(1):63-84.
- [13] Babenko B, Yang M H., Belongie S. Robust object tracking with online multiple instance learning [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(8): 1619-1632.
- [14] Grabner H, Leistner C, Bischof H. Semi-supervised online boosting for robust tracking[C]//European Conference on Computer Vision, Marseille France, 2008.
- [15] Grabner H, Grabner M, Bischof H. Real-time tracking via online boosting [C]//British Machine Vision Conference, Edinburgh, British, 2006.
- [16] Collins R, Liu Y, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10):1631-1643.
- [17] Avidan S. Support vector tracking [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8):1064-1072.
- [18] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, USA, 2001.
- [19] Achlioptas D. Database-friendly random projections: johnson-lindenstrauss with binary coins [J]. Journal Computer and System Sciences, 2003, 66(4):671-687.
- [20] Baraniuk R, Davenport M, DeVore R, et al. A simple proof of the restricted isometry property for random matrices [J]. Constructive Approximation, 2008, 28:253-263.
- [21] Candes E, Tao T. Decoding by linear programming [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2004, 34(4):435-443.
- [22] Liu L, Fieguth P. Texture classification from random features [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 34(3):574-586.
- [23] Li P, Hastie T, Church K. Very sparse random projections, association for computing machinery's special interest group on knowledge discovery and data mining [J]. Philadelphia USA, 2006, 79(15):287-296.
- [24] Ng A, Jordan M. On discriminative vs generative classifiers: a comparison of logistic regression and naive bayes [C]//Annual Conference on Neural Information Processing Systems. [sl], 2001.
- [25] Diaconis P, Freedman D. Asymptotics of graphical projection pursuit [J]. The Annals of Statistics, 1984, 12(3):793-815.
- [26] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: a benchmark [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, USA, 2013.