

文章编号: 2095-2163(2020)01-0103-06

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

## 基于 PAF 的深度图人体姿态估计

刘涛<sup>1,2</sup>, 杨璐<sup>1,2</sup>, 邵肖伟<sup>3</sup>

(1 天津市先进机电系统设计与智能控制重点实验室(天津理工大学), 天津 300384; 2 机电工程国家级实验教学示范中心(天津理工大学), 天津 300384; 3 日本东京大学 空间信息科学中心, 柏市 2778568)

**摘要:**采用 Part Affinity Field(PAF 部分关联域)与卷积神经网络(CNN)结合的模型,解决深度图像下人体姿态估计问题。首先,通过 CNN 得到人体的一组特征图。然后,使用 CNN 分别提取其关节点信息以及 PAF 信息。最后,采用图论的匹配方法对各个关节点进行推理,将同一个人的关节点连接起来得到估计结果。实验结果表明,文中方法可以很好应用于深度图场景下。

**关键词:**部分关联域;卷积神经网络;深度图;人体姿态估计;图论匹配

### Depth map person pose estimation based on Part Affinity Field

LIU Tao<sup>1,2</sup>, YANG Lu<sup>1,2</sup>, SHAO Xiaowei<sup>3</sup>

(1 Tianjin Key Laboratory for Advanced Mechatronic System Design and Intelligent Control(Tianjin University of Technology), Tianjin 300384, China; 2 National Demonstration Center for Experimental Mechanical and Electrical Engineering Education(Tianjin University of Technology), Tianjin 300384, China; 3 Center for Spatial Information Science, University of Tokyo, Kashiwa 2778568, Japan)

**【Abstract】** A model is proposed to solve the problems of depth map multi-person pose estimation. The model is composed of Part Affinity Field and Convolutional Neural Network. Firstly, a set of human body features is obtained by using Convolutional Neural Network. Secondly, Convolutional Neural Network is used to extract its keypoint information and PAF information respectively. Finally, the graph theory matching method is used to infer the key points, the key points of the same person are connected to get the result. The experimental results show that the proposed method can be applied to depth map scenes.

**【Key words】** Part Affinity Field; Convolutional Neural Network; depth map; person pose estimation; graph theory matching

### 0 引言

人体姿态估计是计算机视觉领域中一个重要的研究任务。该任务旨在定位人体部位的关节点(例如:头、肩膀、手腕等),并将关节点正确连接起来形成人体骨架。而对此展开研究、付诸应用则将对包括人体行为的理解<sup>[1-2]</sup>、人体的重识别<sup>[3]</sup>、人机交互等在内的诸多领域发展有着积极的意义。

过去,人体姿态识别多采用图结构模型(pictorial structure models),主要包括三大部分。首先通过图模型来描述人体的约束关系,其次使用人体部件观测模型对人体部件外观建立模型,最后依据约束信息和部件外观模型进行图结构的推理,从而估计人体姿态<sup>[4-5]</sup>。但是这些方法都不能很好地解决人体姿态估计的问题。

得益于深度学习的发展,卷积神经网络在图像领域中取得了可观的研究成果。近些年来,越来越多的人使用 CNN 来解决人体姿态估计问题。基于

CNN 的人体姿态估计大致可分为两大类:自上而下和自下而上。对此可阐释如下。

自上而下先检测图像中人的位置,生成包含人的边界框,然后对框中的人体进行姿态估计。文献[6]使用 Faster-RCNN<sup>[7]</sup>检测图片中的人并生成边界框,使用全卷积的 ResNet 对每一个边界框中的任务预测关节点的热图(heatmap)和坐标进行补偿,融合这两部分信息得到人体关节点的定位。文献[8]使用对称的空间转换网络和参数化姿态非极大值抑制来解决定位误差和冗余检测的问题。文献[9]采用级联的金字塔结构增大网络的感受野来获得上下文信息,以此来检测遮挡的关节点。文献[10]则在网络中插入反卷积层来替代上采样和卷积组成的结构,将低分辨率的特征图扩张为原图大小。自上而下的方法依赖于人体检测的准确性,但在人体情况存在遮挡时,无法正确地进行估计。

自下而上则直接检测人体的关节点,根据关节

**基金项目:**天津市自然科学基金(16JCQNJC04100)。

**作者简介:**刘涛(1994-),男,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉、模式识别;杨璐(1982-),女,博士,副教授,主要研究方向:机器视觉、模式识别;邵肖伟(1980-),男,博士,副教授,主要研究方向:空间大数据处理。

收稿日期:2019-09-18

点的热图、点与点之间连接的概率,根据图论知识将关节点分类到人,并且连接起来。文献[11-12]将人体部分连接关系转换为整数线性规划(integer linear program)来进行人体姿态的估计。文献[13]使用基于部件模型来处理语义层的推理和对对象部分关联性。文献[14]采用嵌入式连接(Associative Embedding)将关节点的检测与分类组合到一个过程,实现端到端的网络。然而,自下而上需要建立复杂的推理过程。

综上,虽然人体姿态估计领域有许多的研究,但是大部分都是基于RGB图像,结合CNN针对深度图场景下的研究不多,文献[15]采用点云数据作为输入来解决深度图场景,但是点云数据获取远没有深度数据获取便利。并且深度图像在一些涉及私密环境下比RGB图像有更好的隐私保护性。针对深度图像场景下的人体姿态估计问题,本文使用自下而上,基于PAF<sup>[16]</sup>的人体姿态估计方法。通过构建卷积神经网络,进行关节点特征检测和PAF信息的提取,将这些信息通过图论匹配方法来构建人体姿态。

## 1 人体姿态模型

人体姿态估计包括检测人体的关节点,并正确地将这些关节点连接起来这两部分任务。一般关节点定义为:鼻、左眼、右眼、左耳、右耳、脖子、左肩、右肩、左肘、右肘、左腕、右腕、左髌、右髌、左膝、右膝、左脚踝、右脚踝。COCO<sup>[17]</sup>人体姿态模型的定义如图1所示。kinematic tree定义的人体姿态模型如图2所示。DensePose<sup>[18]</sup>所定义的人体姿态模型如图3所示。ITOP深度场景所定义的人体姿态模型如图4所示。

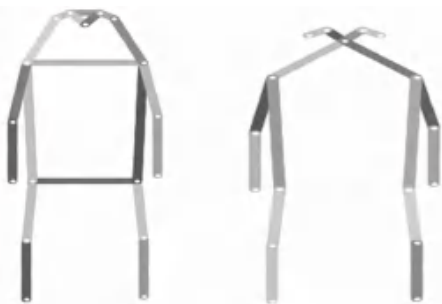


图1 COCO 姿态

图2 kinematic tree 姿态

Fig. 1 COCO pose

Fig. 2 kinematic tree pose

## 2 算法

### 2.1 数据集

本文采用ITOP(Invariant-top view dataset)<sup>[19]</sup>数据集,ITOP数据集由点云数据转换为240×320的深度图片,包含2种视角,即:侧面图和俯视图,训练

集两种视角分别为39 795张,测试集两种视角分别为10 501张。ITOP数据集的展示如图5所示。



图3 DensePose 姿态

Fig. 3 DensePose pose



图4 ITOP 姿态

Fig. 4 ITOP pose



(a) 侧视图

(a) Side view



(b) 侧视图的标注信息

(b) Labeling information for side view



(c) 俯视图

(c) Top view



(d) 俯视图的标注信息

(d) Labeling information for the top view

图5 ITOP 数据集

Fig. 5 ITOP dataset

### 2.2 模型结构

图6展示了模型的结构。首先将图片输入到VGG19<sup>[20]</sup>中,得到特征图的集合 $F = (F_1, F_2, \dots, F_x)$ , $x$ 代表特征图的个数。网络分为2个分支。第一个分支通过VGG19输出的特征图 $F$ 产生对人体关节点的置信图,即 $L^1 = h^1(F)$ ;第二个分支同样采用 $F$ 产生关联域信息,即 $S^1 = p^1(F)$ 。 $h^1$ 和 $p^1$ 分别为第一阶段CNN的映射关系,这样的过程称为阶段1,下一个阶段将前一个阶段的输出与 $F$ 结合作为输入:

$$L^t = h^t(F, L^{t-1}, S^{t-1}), \forall t \geq 2, \quad (1)$$

$$S^t = p^t(F, L^{t-1}, S^{t-1}), \forall t \geq 2, \quad (2)$$

其中, $h^t$ 和 $p^t$ 分别表示第 $t$ 阶段CNN的映射关系。

对于每一个阶段的每一个分支采用 $L_2$ 损失函数来估计预测位置和真实位置存在的差异。并且对

于一些数据中关节点位置没有标注的情况,  $t$  阶段的损失函数可以表示为:

$$f_L^i = \sum_{k=1}^I \sum_k W(k) \times \|L_i'(k) - L_i^*(k)\|_2^2, \quad (3)$$

$$f_S^i = \sum_{j=1}^J \sum_k W(k) \times \|S_j'(k) - S_j^*(k)\|_2^2, \quad (4)$$

其中,  $L_i^*$  为真实关节点位置的置信图;  $S_j^*$  为真实的部件关联域的向量场;  $W$  是针对数据中关节点没有标注的情况, 如果没有标注  $W(k) = 0$ , 其余情况则  $W(k) = 1$ 。为了防止梯度消失的问题, 采用中间监督<sup>[21]</sup>的方式来优化网络, 即:

$$f = \sum_{t=1}^T (f_L^t + f_S^t). \quad (5)$$

### 2.3 部件检测

为了计算公式 5 中的  $f_L^t$ , 从标注信息中得到真实关节点位置的置信图  $L^*$ 。首先生成单个关节点的置信图  $L_{j,i}^*$  第  $i$  个人的第  $j$  个关节点,  $x_{j,i}$  表示第  $i$  个人第  $j$  个关节点在图片中的真实位置。则位置  $k$  的值在  $L_{j,i}^*$  中可以表示为:

$$L_{j,i}^*(k) = \exp\left(-\frac{\|k - x_{j,i}\|_2^2}{\sigma^2}\right). \quad (6)$$

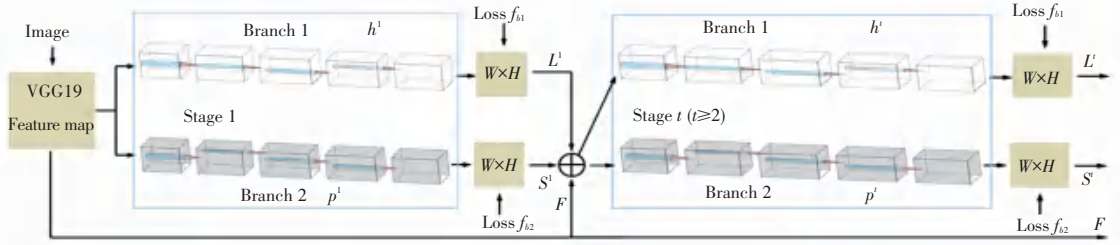


图 6 模型结构

Fig. 6 Model structure

### 2.4 部件关联域

对于检测到的人体部件(头、肩等-即关节点), 需要对身体部件的关联性进行置信度的预测(检测到的关节点是否属于同一人)。PAF 是一个二维的向量场, 保存着 2 个关节点连接间的位置信息和方向信息, 研究得到的手肘到手的 PAF 信息如图 7 所示, 包含了手肘到手腕的方向信息, 得到的连接称为肢干。每个肢干对应着 2 个关节点的关联域。

其中, 肢干宽度  $\sigma_l$  为像素距离, 肢干长度  $l_{c,i} = \|x_{j2,i} - x_{j1,i}\|_2, \mathbf{v}_\perp$  为  $\mathbf{v}$  的垂直向量。

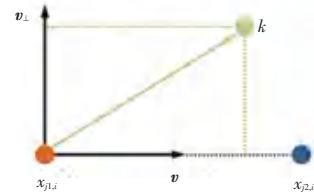


图 8 PAF 坐标

Fig. 8 PAF coordinate

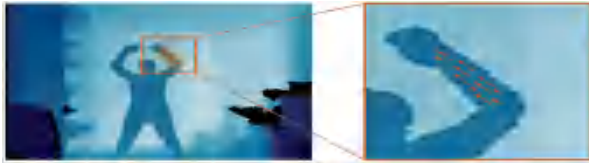


图 7 PAF 信息

Fig. 7 PAF information

对于 PAF 信息的获取, 在训练时两端点  $x_{j1,i}$  与  $x_{j2,i}$  表示图片中第  $i$  个人身体关节点  $j1$  和  $j2$  的真实位置, 如图 8 所示, 如果点  $k$  在肢干  $c$  上, 那么  $j1$  到  $j2$  点可以表示为单位向量  $\mathbf{S}_{c,i}^*(k)$ 。

在测试过程中, 计算沿着候选关节点位置线段上相应 PAF 的积分, 来测量关节点之间的关联, 得到每一段肢干的信息。即对于 2 个候选关节点  $d_{j1}$  和  $d_{j2}$ , 从预测的关联域中取点  $u$ , 通过取到的点来判断两关节点的关联性。计算时需用到的公式为:

为了计算公式 (5) 中  $f_S^t$ , 预先定义  $\mathbf{S}_{c,i}^*(k)$  为点  $k$  在图像上的 PAF 向量场, 如果点  $k$  在肢干  $c$  上, 则  $\mathbf{S}_{c,i}^*(k) = \mathbf{v}$ , 否则为 0。由图 8 可知向量  $\mathbf{v}$  有:

$$\mathbf{v} = (x_{j2,i} - x_{j1,i}) / \|x_{j2,i} - x_{j1,i}\|_2, \quad (7)$$

对于肢干上点的定义如下:

$$0 \leq \mathbf{v} \cdot (k - x_{j1,i}) \leq l_{c,i}, \quad (8)$$

$$\mathbf{v}_\perp \cdot (p - x_{j1,i}) \leq \sigma_l, \quad (9)$$

$$E = \int_{u=0}^{u=1} s_c(k(u)) \cdot \frac{d_{j2} - d_{j1}}{\|d_{j2} - d_{j1}\|_2} du, \quad (10)$$

其中,  $k(u)$  为关联域间的点, 对应数学公式具体如下:

$$k(u) = (1 - u)d_{j1} + ud_{j2}. \quad (11)$$

### 2.5 基于 PAF 的姿态匹配

预测的置信图进行非最大值抑制处理, 得到离散关节点候选位置。对于每个部分, 可以有多个候选位置。首先, 得到的一系列人体关节点的候选位置  $D_j = \{d_j^m : j \in \{1, \dots, J\}, m \in \{1, \dots, N_j\}\}$ ,  $N_j$  表示关节点坐标的个数,  $d_j^m$  表示第  $j$  个人体关节点的第  $m$  个检测坐标。经过上述操作后, 需要根据 PAF



找到成对连接的肢干,引入参数  $z_{j_1 j_2}^{mn} \in \{0,1\}$  来表示2个检测到的关节点  $d_{j_1}^m$  和  $d_{j_2}^n$  是否相连,最后只需为所有可能的连接找到最优的匹配结果,即:

$$z = \{z_{j_1 j_2}^{mn} : j_1, j_2 \in \{1, \dots, J\}, m \in \{1, \dots, N_{j_1}\}, n \in \{1, \dots, N_{j_2}\}\}, \quad (12)$$

对于肢干上一对关节点的最优匹配问题则可以转化为最大权值的二分图匹配(maximum weight bipartite graph matching)<sup>[22]</sup>问题。在图匹配问题中,图的节点为人体关节点的检测坐标,记为  $D_{j_1}$  和  $D_{j_2}$ , 图的边(edges)是检测关节点之间可能存在的连接。每条边通过公式(11)进行加权计和运算,通过图中的2条边共享一个节点来选择边的子集,转化为找到边的最大权值。此时,其数学公式可写作如下运算形式:

$$\begin{aligned} \max_z E_c &= \max_z \sum_{m \in D_{j_1}} \sum_{n \in D_{j_2}} E_{mn} \cdot z_{j_1 j_2}^{mn}, \\ \forall m \in D_{j_1}, \sum_{n \in D_{j_2}} z_{j_1 j_2}^{mn} &\leq 1, \\ \forall n \in D_{j_2}, \sum_{m \in D_{j_1}} z_{j_1 j_2}^{mn} &\leq 1. \end{aligned} \quad (13)$$

其中,  $E_c$  为肢干  $c$  匹配的总权重;  $z$  为肢干  $c$  的子集;  $E_{mn}$  为公式(10)中关节点之间的关联,公式(13)保证两点共用一个边。最后使用 Hungarian 算法<sup>[23]</sup>获得最佳匹配结果。

### 3 实验及结果分析

实验环境基于服务器下进行,显卡配置为4块12 GB的 NVIDIA TITAN V,操作系统为 Ubuntu16.04。代码语言选用 Python 和深度学习框架 Pytorch。

训练时大小为每批次64,初始学习率为0.001,最大迭代次数为38 000,动量为0.9,权值衰减为10 000步,30 000步,每次衰减为原来的一半,优化方式为 Adam,优化器参数为0.9,0.999,  $10e^{-8}$ 。

本文在 ITOP 数据上训练,对数据关节点进行预处理,使其与 COCO 关节点检测数据格式相同,并采用 COCO 的人体姿态模型。网络训练的损失曲线图如图9所示。在网络迭代到前1 000次左右快速收敛,在后面的步数中缓慢下降,蓝色区域选取的为10 K~30 K的损失收敛情况,通过右边的小图为图9中蓝色方框框选出的详细结果图,损失在10 K时的0.035缓慢下降到30 K时的0.025;绿色区域为30 K~38 K的损失收敛情况,绿色折线图为区域的详细结果图,从30 K时的0.028左右缓慢收敛到0.020以下。

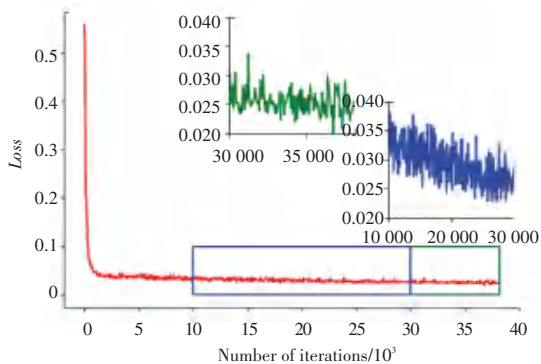


图9 训练损失图

Fig. 9 Training loss

继而,研究又得到网络在各个阶段关节点热度图和 PAF 信息的损失曲线图如图10所示。图10中显示了每个阶段关节点热度图的损失曲线图收敛情况,分别选取了不同步数,从 stage2 中的0.003 5到最后 stage6 的0.002 5。每个阶段肢干 PAF 信息的损失曲线图收敛情况如图11所示,同样选取了不同步数时的结果。结果可知网络的总损失等于每个阶段关节点热度图损失值和肢干 PAF 损失值的总和。模型在测试集上的检测结果如图12所示。

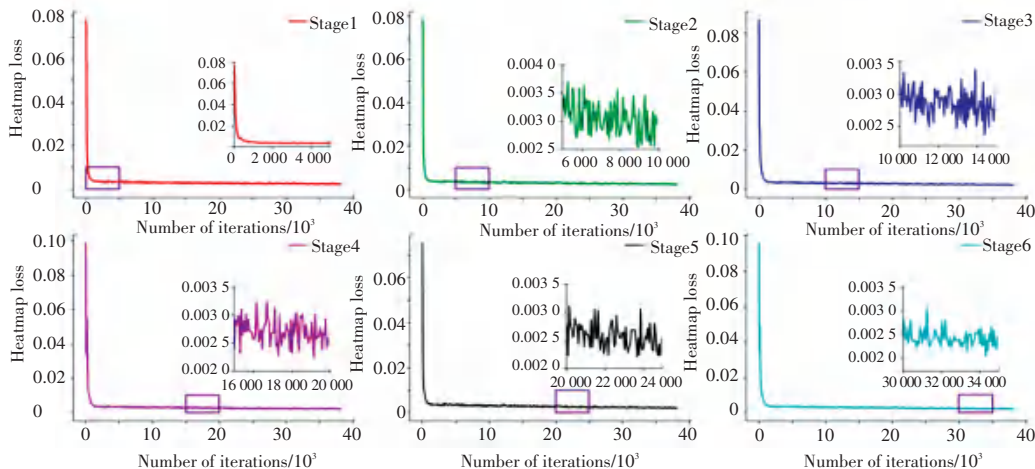


图10 关节点热度损失图

Fig. 10 Keypoint heatmap loss

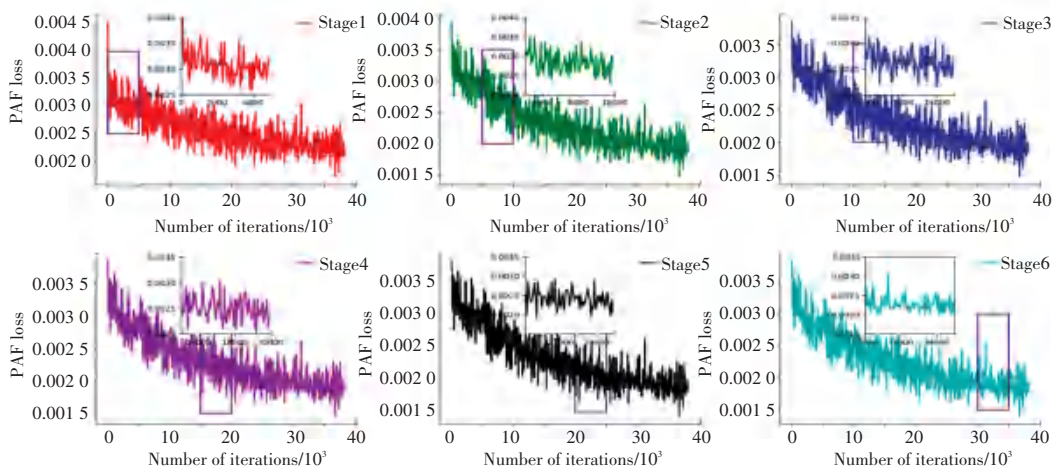


图 11 PAF 损失图

Fig. 11 PAF loss

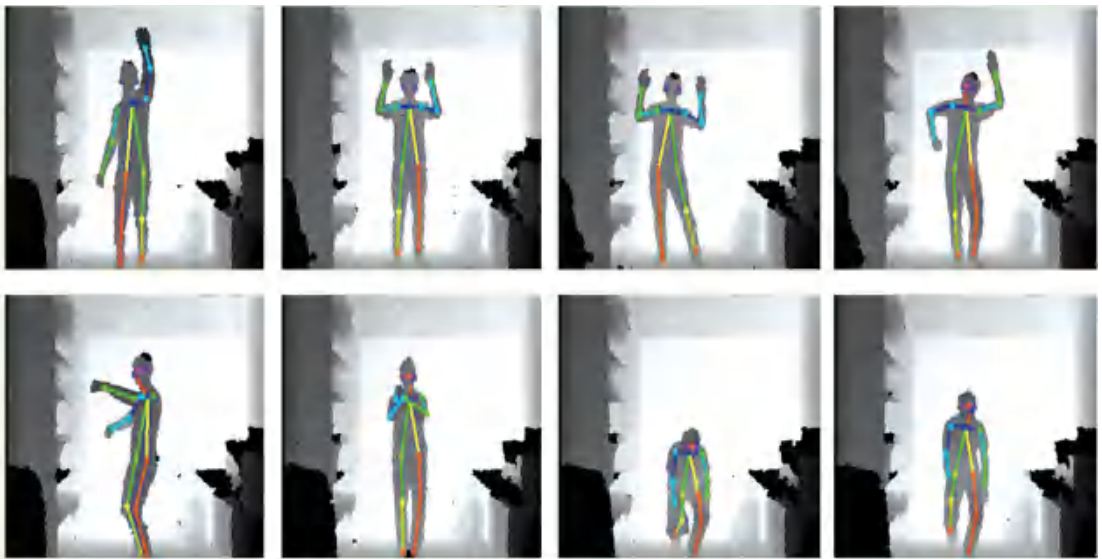


图 12 模型预测结果

Fig. 12 Model predict results

#### 4 结束语

基于深度图像的人体姿态估计具有非常大的研究意义,特别针对一些家庭等高度隐私的环境。本文采用 PAF 和 CNN 结合的方法,通过连接关节信息和肢干信息来估计深度图下的人体姿态。在深度数据集上的实验表明,算法体现出了良好的性能,模型在测试集上预测的结果表明了算法在深度图场景下其能够准确的估计人体姿态。

#### 参考文献

[1] PISHCHULIN L, ANDRILUKA M, SCHIELE B. Fine-grained activity recognition with holistic and pose based features [M]//JIANG X, HORNEGGER J, KOCH R. Pattern Recognition. GCPR 2014. Lecture Notes in Computer. Cham; Springer, 2014, 8753:678-689.

[2] IZADINIA H, RAMAKRISHNA V, KITANI K M, et al. Multi-pose multi-target tracking for activity understanding [C]//2013

IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV). Tampa, FL, USA; IEEE, 2013; 385-390.

[3] SU Chi, LI Jianing, ZHANG Shiliang, et al. Pose-driven deep convolutional model for person re-identification [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy; IEEE, 2017; 3960-3969.

[4] SAPP B, WEISS D, TASKAR B. Parsing human motion with stretchable models [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, USA; IEEE, 2011; 1281-1288.

[5] SHOTTON J, GIRSHICK R, FITZGIBBON A, et al. Efficient human pose estimation from single depth images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(12): 2821-2840.

[6] PAPANDREOU G, ZHU T, KANAZAWA N, et al. Towards accurate multi-person pose estimation in the wild [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA, USA; IEEE, 2017; 4903-4911.

- [7] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Quebec, Canada; NIPS Foundation, Inc., 2015: 91-99.
- [8] FANG Haoshu, XIE Shuqin, TAI Y W, et al. Rmpe: Regional multi-person pose estimation [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy; IEEE, 2017: 2334-2343.
- [9] CHEN Yilun, WANG Zhicheng, PENG Yuxiang, et al. Cascaded pyramid network for multi-person pose estimation [C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City; IEEE, 2018: 7103-7112.
- [10] XIAO Bin, WU Haiping, WEI Yichen. Simple baselines for human pose estimation and tracking [M]//FERRARI V, HEBERT M, SMINCHISESCU C, et al. Computer Vision - ECCV 2018. Lecture Notes in Computer Science. Cham; Springer, 2018, 11210: 472-487.
- [11] PISHCHULIN L, INSAFUTDINOV E, TANG Siyu, et al. Deepcut: Joint subset partition and labeling for multi person pose estimation [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas; IEEE, 2016: 4929-4937.
- [12] INSAFUTDINOV E, PISHCHULIN L, ANDRES B, et al. Deepcut: A deeper, stronger, and faster multi-person pose estimation model [M]//LEIBE B, MATAS J, SEBE N, et al. Computer Vision - ECCV 2016. ECCV 2016. Lecture Notes in Computer Science. Cham; Springer, 2016, 9910: 34-50.
- [13] PAPANDREOU G, ZHU T, CHEN L C, et al. Personlab: Person pose estimation and instance segmentation with a bottom-up, part-based, geometric embedding model [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, Germany; dblep, 2018: 269-286.
- [14] NEWELL A, HUANG Z, DENG Jia. Associative embedding: End-to-end learning for joint detection and grouping [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach, CA, USA; [s.n.], 2017: 2274-2284.
- [15] CHANG Juyong, MOON G, LEE K U. V2V-poseNet: Voxel-to-voxel prediction network for accurate 3D hand and human pose estimation from a single depth map [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA; IEEE, 2018: 5079-5088.
- [16] CAO Zhe, SIMON T, WEI S E, et al. Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Puerto Rico; IEEE, 2017: 7291-7299.
- [17] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft coco: Common objects in context [C]//European Conference on Computer Vision. Cham; Springer, 2014: 740-755.
- [18] GÜLER R A, NEVEROVA N, KOKKINOS I. Densepose: Dense human pose estimation in the wild [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City; IEEE, 2018: 7297-7306.
- [19] HAQUE A, PENG B, LUO Z, et al. Towards viewpoint invariant 3D human pose estimation [C]//14th European Conference on Computer Vision. Berlin; Springer, 2016: 160-177.
- [20] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [21] WEI S E, RAMAKRISHNA V, KANADE T, et al. Convolutional pose machines [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, 511(1): 4724-4732.
- [22] WEST D B. Introduction to graph theory (volume 2) [M]. Upper Saddle River; Prentice hall, 2001.
- [23] KUHN H W. The Hungarian method for the assignment problem [J]. Naval Research Logistics (NRL), 1955, 2: 83-97.

(上接第102页)

的压力数据采集,本文提出基于分布式阵列传感量化融合跟踪检测的舰艇垂向波浪补偿装置压力测量技术。采用压力传感器进行舰艇垂向波浪补偿装置的压力数据采集,对采集的舰艇垂向波浪补偿装置压力数据进行融合处理,采用高阶谱的谱峰识别技术实现舰艇垂向波浪补偿装置的压力传感测量。采用ADI公司的ADSP21160处理器系统作为嵌入式处理器,进行压力传感测量系统的硬件设计。分析得知,本文方法能有效实现对舰艇垂向波浪补偿装置的压力传感测量,测量精度较高,误差较小。

### 参考文献

- [1] 陈增强,王科磊,孙明玮,等.基于扩张状态观测器的磁通切换永磁电机的无传感器控制[J].信息与控制,2019,48(2):194-201.
- [2] 金森焱,姚敏,赵敏,等.ESPSO在翼伞气动参数辨识中的应用[J].仪器仪表学报,2018,39(10):10-17.
- [3] 韩国川.波形形态特征建模下的MEMS运动模式识别[J].电子测量技术,2018,41(13):84-88.
- [4] CHEN B, LIU X P, LIU K F, et al. Fuzzy approximation-based adaptive control of nonlinear delayed systems with unknown dead zone [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(2): 237-248.
- [5] TONG Shaocheng, HUO Baoyu, LI Yongming. Observer-based adaptive decentralized fuzzy fault-tolerant control of nonlinear large-scale systems with actuator failures [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(1): 1-15.
- [6] 王帅,黄海鸿,韩刚,等.基于PCA与GA-BP神经网络的磁记忆信号定量评价[J].电子测量与仪器学报,2018,32(10):190-196.
- [7] 李晶,廖攀,洪辉.液压伺服系统压力极值估计控制器的设计[J].华南理工大学学报(自然科学版),2018,46(2):81-87.
- [8] 陈光荣,王军政,汪首坤,等.基于主被动负载的负载独立口双阀节能控制系统研究[J].北京理工大学学报,2016,36(10):1053-1058.
- [9] 马雪.基于FPGA嵌入式设计的水声信号采集系统[J].舰船电子工程,2017,37(3):135-139.
- [10] 陆兴华,范太霖,谢振汉.基于ARM的多模式智能控制嵌入式系统设计[J].计算机与数字工程,2016,44(4):667-670,674.