

结合张量特征和孪生支持向量机的群体行为识别

胡根生, 张乐军, 张艳

(安徽大学 电子信息工程学院, 安徽, 合肥 230601)

摘 要: 给出一种结合张量特征和孪生支持向量机的群体行为识别算法, 以提高对视频中群体行为识别的准确率. 首先通过群成员关节点骨架的姿态结构信息和群成员的社会网络信息描述群体在每一帧中的行为, 并采用张量形式表示; 然后使用多路非线性特征映射分解张量核, 并利用粒子群优化张量核孪生支持向量机的模型参数; 最后结合张量特征和孪生支持向量机实现视频中的群体行为识别. CAD2 数据集和自建数据集上的实验结果表明, 张量特征能够有效地表示群体行为, 相比经典算法, 所提算法能有效提高群体行为识别的准确率.

关键词: 群体行为识别; 张量特征; 孪生支持向量机; 粒子群优化

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0645(2019)10-1063-06

DOI: 10.15918/j.tbit.1001-0645.2019.10.012

Group Activity Recognition Based on Tensor Features and Twin Support Vector Machines

HU Gen-sheng, ZHANG Le-jun, ZHANG Yan

(School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei, Anhui 230601, China)

Abstract: To improve the accuracy of group activity recognition in video, a group activity recognition algorithm was proposed based on tensor feature and twin support vector machine. Firstly, the activity of group in each frame was described by combining the posture structure information in the joint skeleton of the group members and the social network information of the group. The tensor form was used to represent the features of group activity. Then, the tensor kernel was decomposed by using multi-channel nonlinear feature mapping and the model parameters of the tensor kernel twin support vector machine were optimized by using the particle swarm optimization method. Finally, the group activity recognition in video was realized by combining tensor features and twin support vector machine. Experiments performed on the CAD2 dataset and the self-built dataset show that the tensor feature can effectively represent the group activity. Compared with the existing approach, the proposed algorithm can effectively improve the accuracy of the group activity recognition.

Key words: group activity recognition; tensor feature; twin support vector machine; particle swarm optimization

群体行为的分析和识别常用于公共场合的视频监控. 目前用于行为识别的方法主要通过构建行为模型或者提取局部行为特征来实现. Nguyen 等^[1]

利用 HMM 建立子行为序列模型来进行复杂行为识别. Shi 等^[2]用有序间隔的活动表示行为, 提出一种 P-net 传播网络将有序间隔的活动关联起来, 从

收稿日期: 2018-07-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61672032); 安徽省重点实验室开放课题资助项目(2016-KFKT-003)

作者简介: 胡根生(1971—), 男, 博士, 教授, E-mail: hugs2906@sina.com.

通信作者: 张艳(1982—), 女, 博士, 讲师, E-mail: zhangyan@ahu.edu.cn.

而实现识别目的. Damen 等^[3]利用自行为构建动态贝叶斯网络模型来解决复杂的识别问题. 上述基于行为模型的方法主要用于个体行为识别, 但群体行为不是个体行为的直接叠加, 群体行为中个体与个体之间存在交互关系, 群体行为难以通过一个确定的模型来描述.

通过提取群体行为特征再结合一个鲁棒分类器可以实现群体行为识别. Choi 等^[4]将群体行为作为人群上下文的特征, 并使用随机森林获取最具分类属性的人群上下文特征加以分类. 随机森林分类器对噪声鲁棒性不足, 在某些噪声较大的分类问题上会过拟合. Zhang 等^[5]将群体行为分为几个子群, 并使用改进的线性编码来量化多个子群之间的因果关系特征, 再使用线性支持向量机进行分类. Yin 等^[6]使用与社会网络分析相关的结构特征来对群体中的成员进行动态分析, 并使用这种特征来训练高斯过程动态模型达到识别行为的目的. Amer 等^[7]通过分层随机场学习视频的高阶时间特征来提高群体行为识别的鲁棒性. Tran 等^[8]采用基于图的聚类算法挖掘拥挤场景中群体之间的相互关系, 并用词袋方法结合支持向量机分类器实现群体行为识别. 上述方法提取的群体行为特征大多转化成向量形式, 不能有效表示视频或图像特有的结构特征, 所用的线性支持向量机等分类器对不平衡数据的鲁棒性不强, 因而对群体行为识别的准确率不高.

除了随机森林、支持向量机等分类器外, 深度学习分类器也可以用于群体行为识别. Ibrahim 等^[9]提出了基于 LSTM 的深度学习分类器进行群体行为的识别. Li 等^[10]提出了一种基于语义和 LSTM 深度学习的新型群体活动识别方案. Tang 等^[11]运用深度神经网络推断出具有表达人群复杂相互关系的潜在变量, 从而更全面地描述群体行为. 深度学习方法存在训练成本过高问题, 训练样本动辄是几万张以上的图片, 小样本下难以获得好的识别结果.

由于图像或者视频数据有着特殊的结构, 抽取其特征后处理成向量形式会破坏原始数据中的结构信息, 同时由于特征向量化导致统计参数维数过大, 从而出现维数灾难和过拟合问题. 本文基于关节点提取群体行为结构特征并采用张量形式表示, 有助于保持图像和视频数据的结构信息. 孪生支持向量机可以针对不平衡数据构建具有强鲁棒性的最优超平面来提高分类精度. 本文采用最小二乘孪生支持向量机, 并用粒子群优化算法进行模型参数优化, 进

一步提高孪生支持向量机的性能.

1 群体行为特征提取

利用多目标的关节点估计法提取视频中群成员的关节点. 设视频第 t 帧的关节点集合

$$S_t = \{e_i | i = 1, 2, \dots, n\},$$

式中: n 为群体中成员的个数; e_i 为第 i 个人的关节点矢量, 即 $e_i = \{(x_k^i, y_k^i) | k = 1, 2, \dots, K\}$, K 为关节点数量. 本文定义如下的群体行为结构特征:

① 运动直方图: 在视频第 t 帧的一个群体行为中, 运动向量 $M_t = \{m_i\}_t$ 被定义为两个连续帧之间的成员的位置差异, 其中 $i = 1, 2, \dots, 8$, 且 m_i 是位移差 $\Delta S_t = S_{t-1} - S_t$ 在 i 方向上直方图累加. 本文将方向分为 8 个区间, 在每帧中每个群体行为的运动直方图 M_t 为 8 维向量.

② 亲密性直方图: 在视频第 t 帧的一个群体行为中, 亲密性向量 $C_t = \{c_i\}_t (i = 1, 2, \dots, 8)$ 被定义为群成员接近所有其他成员的程度^[12-13], 式中 $c_i = 1/c'_i$, c'_i 为群成员质心差 $\Delta Q_t = Q_{t-1} - Q_t$ 在 i 方向上直方图累加, 再将直方图归一化, 即得 C_t .

③ 动作直方图: 动作向量 $D_t = \{d_i\}_t$ 是利用群成员的关节点骨架来描述群成员的动作信息, 其中 d_i 是群成员所有关节点到该成员质心的方向直方图的累加, 再将直方图归一化, 即得 D_t .

④ 中心性直方图: 中心性向量 $P_t = \{p_i\}_t (i = 1, 2, \dots, 8)$ 用来衡量群成员的稠密或稀疏情况^[14-15], 其中 P_t 是群成员到群中心在 i 方向上直方图累加, 再将直方图归一化, 即得 P_t .

上述运动直方图、亲密性直方图、动作直方图和中心性直方图级联形成直方图特征, 直方图特征结合不同的方向和不同的视频帧构成 3 阶张量数据, 用来表示群体行为特征.

2 张量核孪生支持向量机

孪生支持向量机与普通支持向量机不同, 它多为多类样本寻找多个分类超平面, 每个分类超平面都尽量靠近与之相对应的一类训练样本, 而远离另一类训练样本, 其训练效率是普通支持向量机的 4 倍. 本文采用如下的最小二乘孪生支持向量机^[16]

$$\begin{cases} \min_{w_{ij}, b_{ij}, y_{ij}} \frac{1}{2} \|K(A_i, M^T)w_{ij} + e_{ij}^{(1)}b_{ij}\|^2 + \frac{c_i}{2} y_{ij}^T y_{ij}, \\ \text{s. t.} \quad (K(A_j, M^T)w_{ij} + e_{ij}^{(2)}b_{ij}) = e_{ij}^{(2)} - y_{ij} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}_{ji}, b_{ji}, \mathbf{y}_{ji}} \frac{1}{2} \|\mathbf{K}(\mathbf{A}_j, \mathbf{M}^T) \mathbf{w}_{ji} + \mathbf{e}_{ij}^{(2)} b_{ji}\|^2 + \frac{c_j}{2} \mathbf{y}_{ji}^T \mathbf{y}_{ji}, \\ \text{s. t.} \quad (\mathbf{K}(\mathbf{A}_i, \mathbf{M}^T) \mathbf{w}_{ji} + \mathbf{e}_{ij}^{(1)} b_{ji}) = \mathbf{e}_{ij}^{(1)} - \mathbf{y}_{ji} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{A}_i, \mathbf{A}_j$ 分别为第 i 类和第 j 类训练样本; $\mathbf{K}(\cdot, \cdot)$ 为核矩阵; $\mathbf{e}_{ij}^{(1)}$ 和 $\mathbf{e}_{ij}^{(2)}$ 为相应维数的单位向量; c_i 和 c_j 为惩罚系数; $\mathbf{M}^T = [\mathbf{A}_i^T \ \mathbf{A}_j^T]$; $\mathbf{w}_{ij}, \mathbf{w}_{ji}, b_{ij}$ 和 b_{ji} 为最优超平面参数; $\mathbf{y}_{ij}$ 和 $\mathbf{y}_{ji}$ 为误差量。

用拉格朗日法求解此约束优化问题,得到

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_{ij} \\ b_{ij} \end{bmatrix} = - \left(\frac{1}{c_i} \mathbf{H}^T \mathbf{H} + \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} \right)^{-1} \mathbf{Q}^T \mathbf{e}_{ij}^{(2)}, \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_{ji} \\ b_{ji} \end{bmatrix} = \left(\frac{1}{c_j} \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} + \mathbf{H}^T \mathbf{H} \right)^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{e}_{ij}^{(1)}, \quad (4)$$

式中: $\mathbf{H} = [\mathbf{K}(\mathbf{A}_i, \mathbf{M}^T) \ \mathbf{e}_{ij}^{(1)}]$; $\mathbf{Q} = [\mathbf{K}(\mathbf{A}_j, \mathbf{M}^T) \ \mathbf{e}_{ij}^{(2)}]$ 。

利用式(3)(4)可以得到如下的分类超平面方程

$$\mathbf{K}(x, \mathbf{M}^T) \mathbf{w}_{ij} + b_{ij} = 0,$$

$$\mathbf{K}(x, \mathbf{M}^T) \mathbf{w}_{ji} + b_{ji} = 0, \quad i, j = 1, 2, \dots, K.$$

(5)

对于测试样本,计算其与分类超平面的垂直距离,并且根据“投票法”策略确定类别。

由于群体行为特征数据为 3 阶张量数据,计算样本与分类超平面的垂直距离需要计算 3 阶张量核函数的值。给定 3 阶张量 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$, 则其 CP 分解形式为^[17]

$$\mathbf{X} \approx \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_r \otimes \mathbf{b}_r \otimes \mathbf{c}_r, \quad (6)$$

式中: R 为张量 $\mathbf{X}$ 的秩; 向量 $\mathbf{a}_r \in \mathbb{R}^{I_1}$, $\mathbf{b}_r \in \mathbb{R}^{I_2}$, $\mathbf{c}_r \in \mathbb{R}^{I_3}$ 。

将张量映射到 Hilbert 空间,这相当于以下多路非线性映射

$$\Phi: \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_r \otimes \mathbf{b}_r \otimes \mathbf{c}_r \rightarrow \sum_{r=1}^R \Phi(\mathbf{a}_r) \otimes \Phi(\mathbf{b}_r) \otimes \Phi(\mathbf{c}_r). \quad (7)$$

张量映射到 Hilbert 空间之后,核函数就是该空间上张量的标准内积,因此可以得到如下的张量核函数

$$\mathbf{K}(\mathbf{X}', \mathbf{Y}') = \sum_{r=1}^R \sum_{q=1}^R \mathbf{K}(\mathbf{a}_r, \mathbf{u}_q) \mathbf{K}(\mathbf{b}_r, \mathbf{v}_q) \mathbf{K}(\mathbf{c}_r, \mathbf{w}_q). \quad (8)$$

该张量核是传统核函数在张量空间的扩展,可以将此张量核用于孪生支持向量机的核函数,以实现张量特征的分类识别。

模型参数影响上述孪生支持向量机的性能,本文利用粒子群(PSO)算法来优化模型参数^[18]。

张量核孪生支持向量机训练和测试步骤如下。

训练步骤:

① 选取第 i 类样本和第 j 类样本,利用式(8)计算张量核 $\mathbf{K}(\mathbf{A}_i, \mathbf{M}^T)$ 和 $\mathbf{K}(\mathbf{A}_j, \mathbf{M}^T)$;

② 计算矩阵 $\mathbf{H} = [\mathbf{K}(\mathbf{A}_i, \mathbf{M}^T) \ \mathbf{e}_{ij}^{(1)}]$, $\mathbf{Q} = [\mathbf{K}(\mathbf{A}_j, \mathbf{M}^T) \ \mathbf{e}_{ij}^{(2)}]$;

③ 初始化张量核孪生支持向量机的模型参数和粒子群优化参数;

④ 计算式(3)(4),代入式(5)求解分类超平面;

⑤ 利用粒子群优化方法更新粒子速度和位置,再代入步骤④,迭代计算得到模型参数最优解;

⑥ 回到步骤①再重新选择不同组合的两类样本进行训练;

⑦ 当所有样本组合都训练完成之后,则生成了 $K(K-1)/2$ 个分类器。

测试步骤:

① 选取待测样本 x , 初始化投票计数 n_{ij} 和 n_{ji} ;

② 将待测样本代入第 i 类和第 j 类的分类器中,利用式(6)求待测样本与两类分类超平面的距离;

③ 判断 d_{ij}, d_{ji} 大小,若 $d_{ij} < d_{ji}$, 则 $n_{ij} = n_{ij} + 1$, 否则 $n_{ji} = n_{ji} + 1$;

④ 重复步骤②③,直到遍历 $K(K-1)/2$ 个分类器;

⑤ 通过 n_{ij} 和 n_{ji} 数值的大小判断待测样本的群体行为类别。

3 群体行为识别算法步骤

首先提取视频样本中群成员的关节点,结合关节点骨架的姿态结构信息和群成员的社会网络信息提取群体行为张量特征,再用训练样本训练粒子群优化的张量核最小二乘孪生支持向量机模型,最后提取测试视频样本的张量特征并送入训练好的模型中获取测试结果。具体步骤如下:

① 对每一类群体行为选取视频样本,利用人体姿态估计的树形图结构模型提取样本中群成员的关节点;

② 计算视频帧的亲密性直方图 $\mathbf{C}_t$ 、运动直方图 $\mathbf{M}_t$ 、动作直方图 $\mathbf{D}_t$ 和中心性直方图 $\mathbf{P}_t$,并级联形成直方图特征,直方图特征结合不同的方向和不同的视频帧构成的 3 阶张量构成群体行为特征;

③ 将群体行为特征作为训练样本训练张量核孪生支持向量机,并用粒子群方法优化模型参数,最终训练出 $K(K-1)/2$ 个分类器;

④ 利用步骤①和②提取待识别群体行为视频的张量特征;

⑤ 将待识别群体行为视频的张量特征分别输入 $K(K-1)/2$ 个分类器中,利用投票法策略判定群体行为类别。

4 实验结果及分析

本文实验采用的数据集为 CAD2 数据集^[19]和自建数据集。CAD2 数据集共有 74 个视频片段,包含 6 种群体行为:穿越道路(crossing),等待(waiting),交谈(talking),排队(queueing),跳舞(dancing)和慢跑(jogging)。自建视频集由收集的网络视

频构成,包含 3 种群体行为类别:聚集(gathering),打斗(fighting)和跑步(running),自建视频集数据集共有 30 个视频片段。本文将数据集的 70%数据作为训练样本,其余作为测试样本,每一段群体行为都是随机选取的连续 10 帧。在每个数据集上循环实验 200 次,最终结果取循环实验的平均值。

每个群成员提取 14 个有效的关节点。图 1 为本文算法在 CAD2 数据集上的识别结果,图中不同颜色的方框配上相应的文字代表一种特定的群体行为,其中蓝色方框代表穿越道路,绿色代表等待,棕色代表交谈,青色代表排队,黄色代表跳舞,红色代表慢跑。图 2 为本文算法在自建数据集上的识别结果,其中橙色方框代表聚集,白色代表打斗,紫色代表跑步。由图 1 和图 2 可以看出,本文算法能有效识别视频中的群体行为。



图 1 本文算法在 CAD2 视频集上的识别结果

Fig. 1 Recognition results of the proposed algorithm on the CAD2 video set

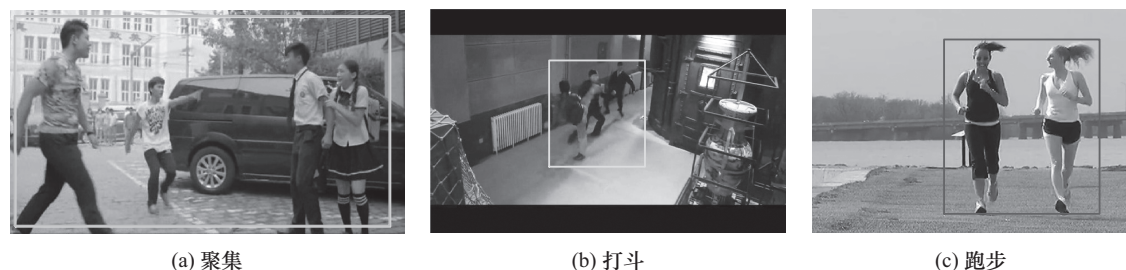


图 2 本文算法在自建视频集上的识别结果

Fig. 2 Recognition results of the proposed algorithm on the self-built video set

不同算法在 CAD2 视频集上的识别率见表 1。由表 1 可以看出,本文算法的平均识别准确率比文献[7]高出 4%,比文献[8]高出 10.6%,比文献[10]

高出 5.2%,且在识别穿越道路(crossing)、交谈(talking)和跳舞(dancing)3 个群体行为上优势更为明显。

表 1 不同算法在 CAD2 视频集上的识别率

Tab. 1 Recognition rate of different algorithms on the CAD2 video set

算法	穿越道路/%	等待/%	谈话/%	排队/%	跳舞/%	慢跑/%	平均值/%
本文	95.6	76.0	96.2	99.1	96.4	84.6	91.3
文献[7]	94.3	54.9	89.3	99.2	84.1	96.5	87.3
文献[8]	78.0	71.0	92.0	71.0	81.0	91.0	80.7
文献[10]	78.0	81.4	84.6	99.1			86.1

孪生支持向量机结合方向梯度直方图(HOG)特征^[20]以及孪生支持向量机结合张量特征在自建数据集上的识别结果见表 2。由表 2 可以看出,基于关节点的张量特征用于复杂背景下的群体行为动作方面比 HOG 特征识别率更高。

表 2 不同特征在自建数据集上的识别率

Tab. 2 Recognition rate of different features on the self-built video set

方法	HOG 特征	张量特征
聚集/%	80.3	89.9
打斗/%	78.9	84.8
跑步/%	80.5	87.9
平均值/%	79.9	87.5

5 结 论

由于不同群体之间的规模差异、不同群成员之间的动作差异,群成员之间存在遮挡等问题,现有的群体行为识别算法准确率不高。本文通过关节点骨架的姿态结构信息和群成员的社会网络信息抽取群体行为特征并用张量形式表示,构建张量核孪生支持向量机并利用粒子群优化张量核孪生支持向量机的模型参数,结合张量特征和孪生支持向量机实现视频中的群体行为识别。由于张量特征能有效描述群体行为,孪生支持向量机具有小样本学习和强泛化能力,能有效克服维数灾问题,还可以针对不均衡数据构建具有强鲁棒性的最优超平面来提高分类精度。CAD2 数据集和自建数据集上的实验结果也验证了所提算法的有效性。

参考文献:

- [1] Nguyen N T, Phung D Q, Venkatesh S, et al. Learning and detecting activities from movement trajectories using the hierarchical hidden Markov models [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, California, USA: IEEE, 2005: 955 - 960.
- [2] Shi Y, Huang Y, Minnen D, et al. Propagation networks for recognition of partially ordered sequential action [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA: IEEE, 2004: 862 - 869.
- [3] Damen D, Hogg D. Recognizing linked events: searching the space of feasible explanations [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, USA: IEEE, 2009: 927 - 934.
- [4] Choi W, Shahid K, Savarese S. Learning context for collective activity recognition [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, USA: IEEE, 2011: 3273 - 3280.
- [5] Zhang C, Yang X, Lin W, et al. Recognizing human group behaviors with multi-group causalities [C] // Proceedings of ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, Macau: ACM, 2012: 44 - 48.
- [6] Yin Y, Yang G, Xu J, et al. Small group human activity recognition [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne, Australia: IEEE, 2013: 2709 - 2712.
- [7] Amer M R, Lei P, Todorovic S. HiRF: hierarchical random field for collective activity recognition in videos[J]. Computer Science, 2014, 8694: 572 - 585.
- [8] Tran K N, Gala A, Kakadiaris I A, et al. Activity analysis in crowded environments using social cues for group discovery and human interaction modeling[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 44(C): 49 - 57.
- [9] Ibrahim M S, Muralidharan S, Deng Z, et al. A hierarchical deep temporal model for group activity recognition [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 1971 - 1980.
- [10] Li X, Chuah M C. SGBAR: semantics based group activity recognition [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy: IEEE, 2017: 2895 - 2904.
- [11] Tang Y, Zhang P, Hu J F, et al. Latent embeddings for

- collective activity recognition [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, Lecce, Italy; IEEE, 2017; 1 - 6.
- [12] Wolfe A W. Social networks analysis: methods and applications [J]. Bms Bulletin of Sociological Methodology, 1997, 24(1): 219 - 220.
- [13] Chan K, Liebowitz J. The synergy of social network analysis and knowledge mapping: a case study [J]. International Journal of Management & Decision Making, 2017, 7(1): 19 - 35.
- [14] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998, 393: 440 - 442.
- [15] 杨成. 基于 MapReduce 的社会网络分析系统研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2010.
Yang Cheng. Research and implementation of social network analysis system on MapReduce [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2010. (in Chinese)
- [16] Kumar M A, Gopal M. Least squares twin support vector machines for pattern classification[J]. Expert Systems With Applications, 2009, 36 (4): 7535 - 7543.
- [17] He L, Lu C T, Ding H, et al. Multi-way multi-level kernel modeling for neuroimaging classification[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2017: 6846 - 6854.
- [18] 邵信光, 杨慧中, 陈刚. 基于粒子群优化算法的支持向量机参数选择及其应用[J]. 控制理论与应用, 2006(5): 740 - 743.
Shao Xinguang, Yang Huizhong, Chen Gang. Parameters selection and application of support vector machines based on particle swarm optimization algorithm [J]. Control Theory and Applications, 2006(5): 740 - 743. (in Chinese)
- [19] Smith K, Gatica P D, Odobez J. Using particles to track varying numbers of interacting people[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, California, USA: IEEE, 2005: 962 - 969.
- [20] 王蒙, 戴亚平. 多传感器人体检测的 FHOG 图像特征融合[J]. 北京理工大学学报, 2015, 35(2): 192 - 196.
Wang Meng, Dai Yaping. Image feature fusion for human detection with multi-sensor based on FHOG [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2015, 35(2): 192 - 196. (in Chinese)
- (责任编辑: 李兵)

(上接第 1062 页)

- Cheng Jie, Yu Jiyan, Wang Xiaoming, et al. Research on working condition of electromagnetic actuator of trajectory correction projectile with decoupled canards[J]. Acta Armamentarii, 2014, 35(12): 2010 - 2015. (in Chinese)
- [7] 程杰, 王晓鸣, 于纪言, 等. 隔转鸭舵式弹道修正弹双旋通道参数辨识[J]. 兵工学报, 2016, 37(10): 1812 - 1819.
Cheng Jie, Wang Xiaoming, Yu Jiyan, et al. Parameter estimation of axial dual-spin system in a trajectory correction projectile with decoupled canards[J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(10): 1812 - 1819. (in Chinese)
- [8] Truong D Q, Ahn K K. Force control for hydraulic load simulator using self-tuning grey predictor-fuzzy PID[J]. Mechatronics, 2009, 19(2): 233 - 246.
- [9] Mare J. Dynamic loading systems for ground testing of high speed aerospace actuators[J]. Aircraft Engineering & Aerospace Technology, 2006, 78(4): 275 - 282.
- [10] Mullen J, Bailey S C C, Hoagg J B. Filtered dynamic inversion for altitude control of fixed-wing unmanned air vehicles[J]. Aerospace Science & Technology, 2016, 54: 241 - 252.
- [11] Lu P, Kampen E J V, Visser C D, et al. Aircraft fault-tolerant trajectory control using Incremental Nonlinear Dynamic Inversion[J]. Control Engineering Practice, 2016, 57: 126 - 141.
- [12] 王新民, 刘卫国. 电液伺服加载的神经网络内部反馈控制[J]. 航空学报, 2007, 28(3): 690 - 694.
Wang Xinmin, Liu Weiguo. Neural-network internal feedback control for electro-hydraulic servo loading[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2007, 28(3): 690 - 694. (in Chinese)
- [13] Yang J, Su J, Li S, et al. High-order mismatched disturbance compensation for motion control systems via a continuous dynamic sliding-mode approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 10(1): 604 - 614.
- [14] Liu H. Speed control for PMSM servo system using predictive functional control and extended state observer[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 59(2): 1171 - 1183.
- [15] Yao J, Jiao Z, Ma D. Adaptive robust control of DC motors with extended state observer[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(7): 3630 - 3637.
- (责任编辑: 刘雨)