

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201209033

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130125.1430.002.html>

双视角下多特征信息融合的步伐识别

李一波, 李昆

(沈阳航空航天大学 自动化学院, 辽宁 沈阳 110136)

摘要:针对步伐识别研究中单视角识别率低、多视角算法复杂等问题,开展了双视角下的步伐识别研究.考察正面视角人体的轮廓特征和侧面视角人体行走的动态特征,利用多视角步态信息互补性强的特点,分别从正面视角和侧面视角获取步态序列,预处理得到单连通人体轮廓图形,然后对正面视角提取 Procrustes 均值形状,侧面视角计算动作能量图(AEI)并经二维局部保留映射(2D-LPP)降维,最后将2个视角下的识别结果进行融合从而获得最终的识别结果.在中科院自动化所的 DatasetB 数据库上进行了实验,获得了较高的识别率,达到了预期的识别效果.

关键词:步伐识别;多特征信息融合;双视角;Procrustes 均值形状;动作能量图;二维局部保留映射

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2013)01-0074-05

Gait recognition based on dual-view and multiple feature information fusion

LI Yibo, LI Kun

(College of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In view of low recognition rate of single-view and complexity of multi-view algorithm, a research was conducted examining the gait recognition under dual-view. Current research on the contour characteristic of the human body in frontal view and the dynamic characteristics of human walking in side view was examined using the complementary features of the gait information under multi-view. Also the gait sequences were obtained utilizing the two views respectively, and then preprocessed to obtain simply connected body silhouettes. Next, the Procrustes mean shape was extracted from the front view, and the active energy images (AEI) was calculated by side view. However, each of the AEI was projected to a low-dimensional feature subspace via two-dimensional local preserving projections (2D-LPP). The final recognition result was obtained by fusing recognition results of two perspectives. The experiments in CASIA dataset (Dataset B) obtained a high recognition rate and achieved the expected effect of recognition.

Keywords: gait recognition; multiple feature information fusion; dual-view; Procrustes mean shape; active energy image; two-dimensional partial preserving projections

步伐识别是生物特征识别领域一个具有广阔应用前景的研究方向,旨在根据人们走路的姿势进行身份的识别,具有远距离、非侵犯性、易于感知、难于伪装等特点^[1]. 鉴于步伐识别的诸多优势及其在智能监控、人机交互等领域的应用前景,广大科研工作者积极投入相关的研究当中^[2]. 近年来,随着对步

态识别研究的深入,涌现出许多算法. 根据视角数目的不同,步伐研究可分为单视角和多视角. 单视角研究是指对单个视角下的视频序列进行特征提取和识别. 由于单视角下的步态序列存在遮挡、视角局限性等影响因素,所能提供的步态信息有限,因此特征选取至关重要. Kusakunniran 等^[3]提出了加权二值模式(weighted binary pattern, WBP)的方法;张浩等^[4]提出了加权动态时间规整(dynamic time warping, DTW)距离的自动步伐识别算法;Bashir 等^[5]提出了

基于光流场的步态特征表示方法. 针对单视角研究存在的不足,人们发展出了基于多视角的步态识别方法,对多个视角下的步态序列展开研究. 多视角能消除图像中的遮挡影响,提供更多的步态信息,形成不同视角之间的步态信息互补. Kusakunniran 等^[6]为了解决视角变化对步态识别造成的影响,提出了基于视角转换模型 (view transformation model, VTM) 的交叉视觉和多视角步态识别算法;赵永伟等^[7]提出了基于多特征和多视角信息融合的步态识别方法;刘海涛^[8]引入立体视觉的方法,构造了以三维人体轮廓的质心为参考中心的三维人体轮廓描述子 (3D body contour descriptor, 3D-BCD).

多视角能提供更多的步态信息,但如何有效利用这些信息是一个研究难点. 本文尝试从双视角对步态识别开展研究,选取正面视角和侧面视角的步态序列作为研究对象,各自独立地获取特征,利用融合策略进行双视角下的步态识别.

1 双视角步态识别算法

双视角步态识别的整体流程如图 1 所示. 首先对正面视角和侧面视角的步态序列进行预处理,得到单连通人体轮廓图形,然后针对正面视角的人体轮廓特征和侧面视角人体行走的动态特征分别进行 Procrustes 均值形状和动作能量图 (active energy image, AEI) 计算,并对动作能量图采用二维局部保留映射 (two-dimensional locality preserving projections, 2DLPP) 进行降维,最后对 2 个视角的识别结果进行决策融合达到最终识别的目的.

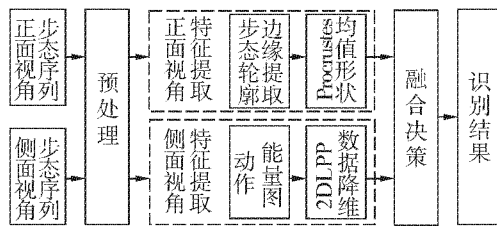


图 1 双视角下多特征信息融合的步伐识别

Fig.1 Flow chart of gait recognition of multiple feature information fusion under dual-view

1.1 预处理

预处理是步态识别中的重要步骤,它的目的在于将人体轮廓从背景中提取出来. 在构建背景时采用中值法,选取连续 N 帧图像像素的中值作为背景图像的像素值,即背景图像 b 可通过式(1)获取.

$$b(x, y) = \text{median}(I_k(x, y)), k = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

选用文献[9]中的方法进行差分和二值化:

$$f(a, b) = 1 - \frac{2 \sqrt{(a+1) + (b+1)}}{(a+1) + (b+1)} \times \frac{2 \sqrt{(256-a) + (256-b)}}{(256-a) + (256-b)},$$

$$0 \leq f(a, b) < 1, 0 \leq a(x, y), b(x, y) \leq 255.$$

式中: $a(x, y)$ 与 $b(x, y)$ 分别是当前图像和背景图像在像素 (x, y) 处的灰度值,该函数可根据背景图像的亮度来检测其敏感性变化^[9]. 对二值化处理后得到的运动目标进行形态学处理即可得到单连通人体目标区域,如图 2 所示.

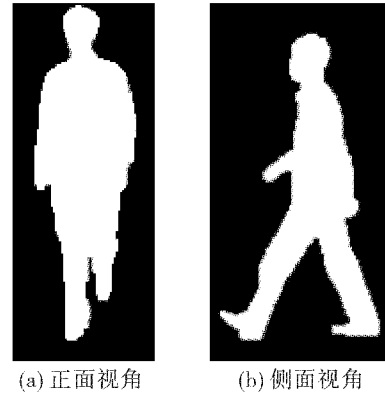


图 2 双视角下单连通人体目标区域

Fig.2 The simply connected human target area of two views

1.2 特征提取

由于不同视角下所获取的步态序列所表达的信息不同,因此对正面视角和侧面视角采用不同的特征进行表示.

1.2.1 正面视角

正面视角采用 Procrustes 均值形状对步态进行表征. Procrustes 均值形状分析是方向统计学中一种特别流行的方法,非常适用于编码二维形状,并提供了一种好的工具来寻找一组形状的均值形状^[10].

正面视角的步态序列存在着从小到大的变化过程^[11],需要进行归一化处理,以步态周期最后一帧人体轮廓的大小作为归一化的标准. 此外,从正面观察,人体质心存在周期性的左右偏离,因此采用质心到人体轮廓外接矩形左右两侧的距离比进行周期检测. 人体质心计算公式为:

$$x_c = \frac{\sum_{x,y} xI(x,y)}{\sum_{x,y} I(x,y)}, \quad y_c = \frac{\sum_{x,y} yI(x,y)}{\sum_{x,y} I(x,y)}.$$

对一段视频序列的周期检测如图 3 所示,从图中可以看出该步态序列的步态周期在 24 帧左右.

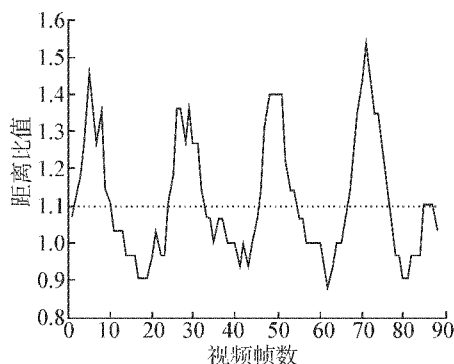


图3 正面视角步态周期检测

Fig.3 Gait cycle detection of the front view

由于 Canny 算子具有很好的边缘检测性能,不容易受噪声干扰,能够检测到真正的弱边缘,使用2种不同的阈值能分别检测强边缘和弱边缘,并且当弱边缘和强边缘相连时,才将弱边缘包含在输出图像中^[12],因此采用 Canny 算子提取轮廓线.对提取的轮廓线,用等角度间隔采样对选取的2个连续周期的轮廓线进行采样.等角度间隔采样首先需要把轮廓点的直角坐标 (x, y) 转化成以人体质心为原点的极坐标,然后以相同的角度 $\theta = 360/N$ (N 为预定的采样点数)对轮廓点序列进行采样,轮廓线采样如图4(b).

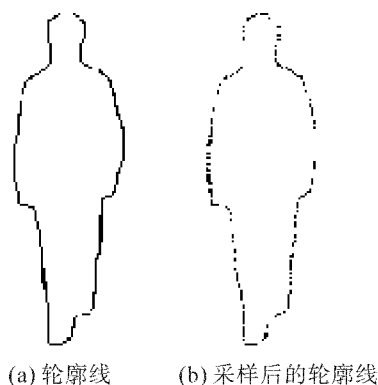


图4 正面视角轮廓线提取及采样

Fig.4 The contour extraction and sampling of front view

采样后的轮廓线可描述为 k 个复数组成的向量,即 $\mathbf{Z} = [z_1 \ z_2 \ \cdots \ z_k]^T$,其中: $z_i = x_i + jy_i$, (x_i, y_i)是轮廓线采样后的坐标.一个步态周期含有 n 帧图像,则可得到 n 个这样的复数向量,计算配置矩阵: $\mathbf{S} = \sum_{i=1}^n \frac{\mathbf{Z}_i \mathbf{Z}_i^T}{\mathbf{Z}_i^T \mathbf{Z}_i}$,则 \mathbf{S} 的最大特征值对应的特征向量即为所求的 Procrustes 均值形状 $\bar{\mathbf{U}}^{[13]}$,如图5所示,图中给出了3个不同目标的 Procrustes 均值形状.

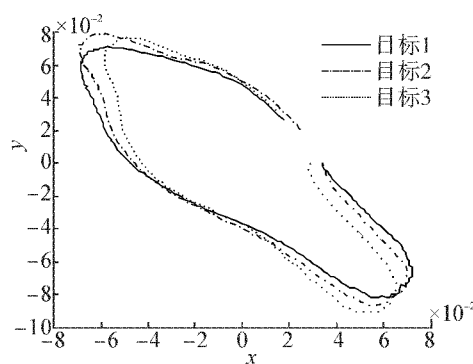


图5 正面视角 Procrustes 均值形状

Fig.5 The Procrustes mean shape of front-view

1.2.2 侧面视角

选用动作能量图 (AEI)^[14]作为侧面视角的步态特征.对于给定的步态序列 $F = \{f_0, f_1, \cdots, f_{N-1}\}$, f_t 表示第 t 帧图像, N 表示单周期步态序列的帧数,首先计算相邻2帧间的帧差图:

$$D_t(x, y) = \begin{cases} f_t(x, y), & t = 0; \\ \|f_t(x, y) - f_{t-1}(x, y)\|, & t > 0. \end{cases}$$

AEI 的定义为: $A(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} D_t(x, y)$,帧差图和 AEI 如图6所示. AEI 能够保留步态中的动态部分,它的每个像素点的强度表示行走过程中动态部分在该像素点出现的频率.不同目标的 AEI 如图7所示.

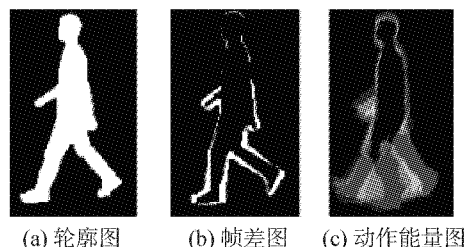


图6 侧面视角动作能量图计算

Fig.6 The calculation of side-view active energy image

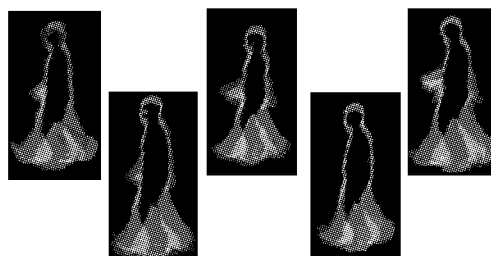


图7 不同目标的动作能量图

Fig.7 Active energy image of different objectives

对得到的 AEI 采用二维局部保留映射 (2DLPP)^[15]进行降维.2DLPP 是基于矩阵的子空间学习方法,它能够保留原始图像中的空间结构并且能缓解“维数灾难”问题.

对于给定的一组 AEI 图像 $A_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 其大小为 $m \times n$, 2DLPP 的目标函数是

$$\min \sum_{i,j} \frac{1}{2} \|Y_i - Y_j\|^2 S_{ij}.$$

式中: $Y_i = A_i v$, v 是 n 维转移向量; S_{ij} 是相似矩阵, 其定义为: 当 A_i 是 A_j 的 k 近邻或者 A_j 是 A_i 的 k 近邻时, $S_{ij} = \exp\{-\|A_i - A_j\|^2/t\}$; 否则 $S_{ij} = 0$, t 和 k 是 2 个合适的常量. 经过运算, 目标函数可以转化为 $\sum_{i,j} \frac{1}{2} \|Y_i - Y_j\|^2 S_{ij} = v^T A^T (L \otimes I_m) A v$, 其中 $A^T = [A_1^T \ A_2^T \ \dots \ A_N^T]$, $L = D - S$ 是一个拉普拉斯矩阵, D 是一个对角矩阵, $D_{ii} = \sum_j S_{ij}$, \otimes 表示矩阵的克罗内克乘积, I_m 是 m 阶单位矩阵. 为了移除嵌入中的任意缩放因子, 添加限制条件:

$$\sum D_{ii} A_i^T = 1 \Rightarrow v^T (\sum D_{ii} A_i^T A_i) v = v^T A^T (D \otimes I_m) A v = 1,$$

因此最小化问题转化为

$$\underset{v^T A^T (D \otimes I_m) A v = 1}{\operatorname{argmin}} v^T A^T (L \otimes I_m) A v. \quad (2)$$

运用拉格朗日乘数法, 将式 (2) 转化为 $g(a, \lambda) = v^T A^T L A v + \lambda (1 - v^T A^T D A v)$. 那么式 (2) 的解可通过求 $\partial g / \partial v = 0$ 得到, 因此转换向量 v 可以通过求解式 (3) 的特征值问题获得.

$$A^T (L \otimes I_m) A v = \lambda A^T (D \otimes I_m) A v. \quad (3)$$

让 v_1, v_2, \dots, v_d 表示式 (3) 的 d 个最小特征值 $0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_d$ 对应的单一正交解向量. 那么转移矩阵 $v = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_d]$, 每一幅 AEI 图像 A_i 的投影为 $Y_i = A_i v, i = 1, 2, \dots, N$.

1.3 识别算法

首先计算步态特征 X 对各自训练步态序列 c 的隶属度, 计算公式为

$$\mu_i(X, c) = \frac{1 / \|X - c\|^{2/(b-1)}}{\sum_{j=1}^k 1 / \|X - X_j\|^{2/(b-1)}}.$$

式中: $b > 1$ 是一个常数, 可以控制聚类结果的模糊程度. 然后取 2 个视角下隶属度之和最大的样本作为最终的识别结果, 即

$$\text{if } g_c(X) = \max_j \sum_{i=1}^2 \mu_i \text{ then } X \in c.$$

2 实验结果与分析

本文使用的是中科院自动化所提供的 DatasetB 多视角数据库^[16]中的正面视角样本和侧面视角样本进行实验. 该数据库是一个大规模多视角的步态库, 共有 124 个人, 每个人有 11 个视角 ($0^\circ, 18^\circ, \dots, 180^\circ$), 在 3 种行走条件下 (普通条件、穿大衣、携带

包裹条件) 采集得到.

步态人体轮廓序列的提取采用背景减除法. 正面视角采用 Canny 算子对人体轮廓提取轮廓线, 大约 420 个点, 并对轮廓线进行等角度间隔采样, 得到 210 个点的固定长度, 然后利用 2 个周期的轮廓采样点计算 Procrustes 均值形状; 侧面视角利用轮廓的宽高比确定步态周期, 计算一个完整周期的动作能量图, 在利用 2DLPP 对动作能量图进行降维时, 选取前 20 个最小特征值对应的单一正交解向量作为转换矩阵.

实验选取普通行走条件的样本库对算法进行验证. DatasetB 数据库中普通行走条件的样本共有 6 组, 选取正面视角和侧面视角下其中的任意 3 组作为训练集, 用剩下 3 组作为测试集分别进行测试. 训练时, 对相应视角提取对应的特征, 存入训练样本库中; 识别时, 先计算正面视角和侧面视角各自测试步态序列的隶属度, 取 2 个视角下隶属度之和最大的样本作为最终识别结果. 分别采用数量为 40 和 100 的样本进行实验, 所获得的平均识别率如表 1 所示, 本文所提方法与其他方法的识别率对比见表 2. 表 2 中文献[6]采用了神经网络构造视角转换模型; 文献[7]在每个视角下进行了 3 种特征融合, 然后再进行多视角融合; 文献[8]采用了立体视觉的研究方法, 构建了三维人体轮廓描述子.

表 1 本文算法的正确识别率

Table 1 The correct recognition of proposed algorithm %

训练样本 序列 4、5、6	测试样本识别率		
	序列 1	序列 2	序列 3
正面视角			
Procrustes 均值形状	40.00	37.00	39.00
侧面视角			
AEI + 2DLPP	90.00	91.00	92.00
双视角融合	95.50	93.25	97.75

表 2 识别结果对比

Table 2 Comparison of recognition results %

算法出处	算 法	识别率
文献[6]	三视角 + 视角转换模型	93.00
	四视角 + 视角转换模型	98.00
文献[7]	三视角 + KNN 融合	95.56
	三视角 + Rank 融合	96.77
	三视角 + Fuzzy 融合	99.19
文献[8]	双视角 + 三维人体轮廓描述子	93.71
本文算法	双视角融合	95.50

从表2中可以看出,本文方法的识别率高于文献[8]双视角的识别率,与文献[6-7]的三视角识别率相当,这是因为动作能量图能很好地表征侧面视角的动态特征,而 Procrustes 均值形状又能够对正面视角的轮廓整体特征进行较好的表示,通过对两者的融合可以提升单视角下对应特征的识别率.同时本文的整个计算过程简单,计算量较小,3个测试序列从特征提取到最终识别的平均运算时间如图8所示.

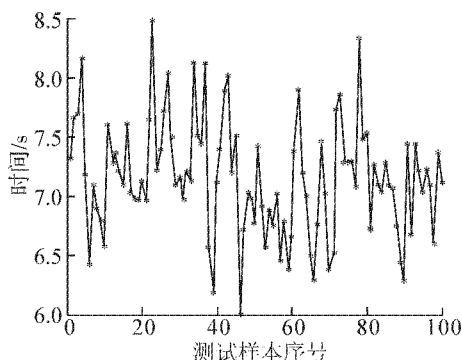


图8 测试样本平均运算时间

Fig. 8 The average computation time of test sample

3 结束语

本文提出了一种在双视角下多特征融合的步态识别算法,实验数据证明了正面视角和侧面视角融合识别的有效性,也说明了对于双视角的步态识别,可以通过寻找合适的特征表示,来提高识别的快速性和准确性.另外将多视角的步态识别研究具体化,更贴近实用,并且还提出了正面视角质心到人体轮廓最小外接矩形左右两侧的距离比进行周期检测的方法.在 CASIA 步态数据库上进行的实验验证了算法的有效性,获得了较高的识别率,并且计算量较小.但是该算法还存在许多需要改进的地方:正面视角的步态轮廓边缘线很容易受到噪声干扰,需要对预处理算法进行优化;2DLPP 在求取转换矩阵时需要所有训练样本参与计算,对训练样本数量的变化较为敏感.未来的工作重点在于扩展算法的通用性,使其能适应各种视角的情况,解决在背包、穿大衣等复杂行走条件下的识别问题.

参考文献:

- [1] NIXON M S, CARTER J N, NASH J M, et al. Automatic gait recognition[C]//IEEE Colloquium on Motion Analysis and Tracking. London, UK, 1999: 1-6.
- [2] 王科俊,侯本博.步态识别综述[J].中国图象图形学报, 2007, 12(7): 1153-1160.
- [3] WANG Kejun, HOU Benbo. A survey of gait recognition[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(7): 1153-1160.
- [4] KUSAKUNNIRAN W, WU Qiang, LI Hongdong, et al. Automatic gait recognition using weighted binary pattern on video[C]//Proceedings of the 2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Genova, Italy, 2009: 49-54.
- [5] 张浩,刘志镜.加权 DTW 距离的自动步态识别[J].中国图象图形学报, 2010, 15(5): 830-836.
- [6] ZHANG Hao, LIU Zhijing. Automated gait recognition using weighted DTW distance[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(5): 830-836.
- [7] BASHIR K, XIANG Tao, GONG Shaogang. Gait representation using flow fields[C]//The British Machine Vision Conference. London, UK, 2009: 113.1-113.11.
- [8] KUSAKUNNIRAN W, WU Qiang, ZHANG Jian, et al. Cross-view and multi-view gait recognitions based on view transformation model using multi-layer perceptron[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(7): 882-889.
- [9] 赵永伟,张二虎,鲁继文,等.多特征和多视角信息融合的步态识别[J].中国图象图形学报, 2009, 14(3): 388-393.
- [10] ZHAO Yongwei, ZHANG Erhu, LU Jiwen, et al. Gait recognition via multiple features and views information fusion[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(3): 388-393.
- [11] 刘海涛.基于立体视觉的步态识别研究[D].合肥:中国科学技术大学, 2010: 47-52.
- [12] LIU Haitao. Gait recognition based on stereo vision[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2010: 47-52.
- [13] 王亮,胡卫明,谭铁牛.基于步态的身份识别[J].计算机学报, 2003, 26(3): 353-360.
- [14] WANG Liang, HU Weiming, TAN Tieniu. Gait based human identification[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(3): 353-360.
- [15] WANG Liang, NING Huazhong, HU Weiming. Gait recognition based on Procrustes shape analysis[C]//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Rochester, New York, USA, 2002, 3: 433-436.
- [16] 高海燕,阮秋琦.正面视角的步态识别[J].智能系统学报, 2011, 6(2): 119-125.
- [17] GAO Haiyan, RUAN Qiuqi. A gait recognition method based on front-view[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2011, 6(2): 119-125.
- [18] 阮秋琦.数字图像处理[M].北京:电子工业出版社, 2007: 204-209.
- [19] 杨静,阮秋琦,李小利.基于频谱分析的 Procrustes 统计

步态识别算法[J]. 智能系统学报, 2011, 6(5): 432-439.

YANG Jing, RUAN Qiuqi, LI Xiaoli. A Procrustes statistical gait recognition algorithm based on spectrum analysis [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2011, 6(5): 432-439.

[14] ZHANG Erhu, ZHAO Yongwei, XIONG Wei, et al. Active energy image plus 2DLPP for gait recognition[J]. Signal Processing, 2010, 90(7): 2295-2302.

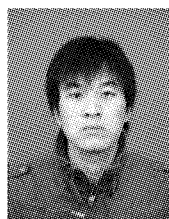
[15] CHEN Sibao, ZHAO Haifeng, KONG Min, et al. 2D-LPP: a two-dimensional extension of locality preserving projections[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4/5/6): 912-921.

[16] WANG Yuan, YU Shiqi, WANG Yunhong, et al. Gait recognition based on fusion of multi-view gait sequences [C]//Proceedings of International Association of Pattern Recognition International Conference on Biometrics. Hong Kong, China, 2006: 605-611.

作者简介:



李一波,男,1963年生,教授,博士生导师。主要研究方向为图像处理与模式识别、颅像鉴定、飞行器自主控制技术、工业自动化、电子与协同商务等。曾获省教学成果二等奖1项、省教学成果三等奖1项、军队级科技进步三等奖1项、省国防工业办公室科技进步二等奖1项。发表学术论文近百篇,其中被SCI检索1篇、EI检索32篇、ISTP检索13篇,CA检索8篇。出版专著1部、教材2部。



李昆,男,1986年生,硕士研究生,主要研究方向为微智能执行器与自主控制。

第14届中国机器学习会议(CCML 2013) The 14th China Conference on Machine Learning

第14届中国机器学习会议(CCML 2013)由中国人工智能学会和中国计算机学会联合主办,中国人工智能学会机器学习专业委员会和中国计算机学会人工智能与模式识别专业委员会协办,昆明理工大学承办,云南农业大学、云南大学、云南师范大学、云南民族大学、云南财经大学、昆明学院联合承办。该系列会议每2年举行1次,现已成为国内机器学习界最主要的学术活动。根据中国人工智能学会要求,该会议从2011年起改为每逢奇数年举行。此次会议将为机器学习及相关研究领域的学者交流最新研究成果、进行广泛的学术讨论提供便利,并且将邀请国内机器学习领域的著名学者做精彩报告。另外,在会议期间,中国人工智能学会机器学习专业委员会将举行专委会工作会议并进行委员增补(委员增补流程拟于6月公布)。

论文出版

会议录用论文将被推荐到《软件学报》、《模式识别与人工智能》、《计算机科学与探索》、《计算机工程》、《计算机科学》、《计算机工程与应用》、《南京大学学报》(自然科学版)、《山东大学学报》(自然科学版)、《昆明理工大学学报》(自然科学版)等期刊的正刊发表。

投稿要求

论文必须未公开发表过,一般不超过6000字;只接受中文稿;论文应包括题目、作者姓名、作者单位、摘要、关键字、正文和参考文献;另附作者通讯地址、邮编、电话或传真及E-mail地址;学生(不包括博士后和在职博士生)第一作者的论文稿件请在首页脚注中注明,否则将不具有参选“优秀学位论文”的资格。

会议网站网址:<http://www.liip.cn/CCML2013/index.html>,本会议采用在线投稿方式,在线投稿网址为:<https://www.easychair.org/conferences/?conf=ccml2013>

会议咨询电话: +86-0871-5916929, +86-0871-5915616, +86-13577102026, +86-13888832386

邮件地址:ccml2013@hotmail.com;ccml2013@163.com(备用)

重要日期

征文截止日期:2013年3月31日

录用通知日期:2013年4月22日

会议召开日期:2013年8月16—18日