

DOI: 10.11992/tis.201808012

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20190419.1737.002.html>

加权 CCA 多信息融合的步态表征方法

吕卓纹¹, 王一斌¹, 邢向磊², 王科俊²

(1. 四川师范大学 工学院, 四川 成都 610068; 2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 为了解决步态识别中步态表征不完备的问题, 提出了一种新的步态表征方法。该方法是在步态流图的基础上, 将能够表征时序信息的步宽特征编码到颜色空间, 得到三通道的彩色类能量图, 采用典型相关分析将多通道信息融合成单通道, 同时去除了特征间的冗余信息, 得到了更丰富的有益识别的步态特征。实验结果表明, 提出的新方法能够有效提取步态特征, 步态识别率得到显著提高。

关键词: 步态表征; 步态流图; 时序信息; 信息编码; 颜色空间; 类能量图; 典型相关分析; 单通道

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2019)03-0449-06

中文引用格式: 吕卓纹, 王一斌, 邢向磊, 等. 加权 CCA 多信息融合的步态表征方法[J]. 智能系统学报, 2019, 14(3): 449-454.

英文引用格式: LYU Zhuowen, WANG Yibin, XING Xianglei, et al. A gait representation method based on weighted CCA for multi-information fusion[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2019, 14(3): 449-454.

A gait representation method based on weighted CCA for multi-information fusion

LYU Zhuowen¹, WANG Yibin¹, XING Xianglei², WANG Kejun²

(1. School of Engineering, Sichuan Normal University, Chengdu 610068, China; 2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: In this paper, we propose a new gait representation method to address the problem of incomplete gait representation in current gait recognition technologies. The proposed method is based on gait flow images in which step-width timing information is encoded into the color space to obtain a three-channel colored class energy image. Multi-channel information can be fused into a single channel by canonical correlation analysis, whereby redundant feature information is removed. This process enriches the gait features and enables better recognition. Experimental results show that the proposed method effectively characterizes the gait features and significantly improves the recognition rate.

Keywords: gait representation; gait flow image; time information; information coding; color space; class energy image; canonical correlation analysis; single channel

由于步态容易受到物体遮挡、衣着、视角和携带物等协变量因素的影响, 提取到的步态特征呈现很强的类内变化^[1-3]。为了解决这一问题, 需要设计出更好的步态表征方法, 使其更完备地表达有利于识别的步态特征^[4-6]。近年来, 基于类能量图的方法是步态识别领域中的初级特征提取技术之一。Han 等^[7]将归一化的一个周期步态图像叠加, 提出步态能量图 (gait energy image, GEI), 像素的浓度代表在该像素位置人体运动的频率。

Zhang^[8]提出主动能量图 (active energy image, AEI), 前后帧间信息得到保留, 可有效避免背包衣着等的影响, 但丢失了步态图像的静态特征。为了克服衣着变化的影响, Bashir 等^[9]提出步态熵图 (gait entropy image, GenI), GEI 的动态及静态信息得到有效分割。Lamthw 等^[10]提出步态流图 (gait flow image, GFI), 即将光流场引入到步态类能量图中提取步态特征。Lee 等^[11]计算像素的均值和方差, 累积周期中的每帧提出步态概率图 (gait probability image, GPI), 该方法表征步态帧间时序信息不完备。Deng 等^[12]计算周期步态轨迹参数提出步态动态图 (gait dynamics graph, GDG), 但是三维

收稿日期: 2018-08-15. 网络出版日期: 2019-04-22.

基金项目: 四川省教育厅科研基金项目 (18ZB0488)

通信作者: 吕卓纹. E-mail: 695946953@qq.com.

参数的提取过程较复杂。

一些研究人员通过融合不同的类能量图实现特征完备表达。陈实等^[13]提出彩色步态运动历史图(color gait history image, CGHI)表征时空步态序列信息。CGHI^[13]将3种灰度图像通过分配到RGB通道实现像素级融:单足站立为起点的前向单步运动历史图、对侧足站立为起点的前向单步运动历史图和GEI。Hofmann等^[14]通过决策级融合实现步态表征:GEI和深梯度直方能量图(depth gradient histogram energy image, DGHEI),该方法仍存在步态信息丢失的问题。CCA及其改进方法在生物特征融合领域也有较多应用^[15-17]。采用串行和并行的方式融合CCA可以得到两组步态特征。但是,串行和并行融合方式的先天不足,使得这种融合方式应用的普适性不是很好。

针对步态特征表达不完备问题,本文提出一种基于加权CCA的多信息融合的步态表征方法。在GFI基础上,首先,将行走的步宽时序信息编码到RGB颜色空间,提升GFI的时序表征能力,得到多通道彩色类能量图;然后,将R、G通道的步态特征进行CCA,对得到的两个新特征加权融合,融合结果与B通道特征重复上述融合过程。保留了初始特征关系属性,得到的新特征融合了更有益识别的步态信息。本文采用彩色类能量图保存步态特征,借助CCA去除特征间的冗余信息,同时将多通道信息融合成单通道,最后采用最近邻分类器识别。

1 三通道彩色类能量图

步态流图(gait flow image, GFI)^[15]提取的动、静态信息更具区分度,将步态的非正面步宽特征编码到RGB空间,增强了GFI的时序信息,得到三通道彩色类能量图,克服了GFI蕴含的弱时序信息的缺点,包含更多的步态信息。

1.1 生成三通道彩色类能量图

对非正面周期步态序列,步宽信息被编码到RGB三通道,即投影到每帧图像的GFI中,生成三通道彩色类能量图,公式为

$$E'(x, y) = \sum_{i=1}^p |F_i(x, y) \times G(P_i)|$$

式中: p 是四分之一周期的总帧数; $F_i(x, y)$ 是第*i*帧的GFI; P_i 是第*i*帧的步宽;RGB的3个通道分别用 $B(\cdot)$ 、 $G(\cdot)$ 和 $R(\cdot)$ 表示。

一个步态周期的彩色类能量图定义为

$$E(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 E^i(x, y)$$

生成过程如图1所示:第1行是水平方向的GFI;第2行是垂直方向的GFI;第3行是水平和垂直方向合成的GFI;第4行是增强时序信息后的彩色类能量图;第5行是前一行生成的彩色类能量图,包含四幅四分之一周期的彩色类能量图;第六行是单周期的彩色类能量图。

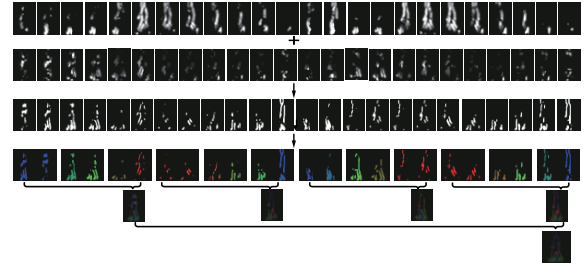


图1 彩色类能量图步态特征描述

Fig. 1 Colored class energy image gait feature representation

1.2 基于步宽的时序信息

采用一种基于步宽信息的线性插值函数关系,将周期步态的时序信息编码到三通道RGB空间,不仅能够提升步态时序特征表达能力,还实现了时序特征的可视化。以四分之一步态周期为例,定义步宽信息 P_i :

$$P_i = \frac{G_i - G_{\min}}{G_{\max} - G_{\min}}$$

$$G_i = \frac{1}{(h_2 - h_1 + 1)} \sum_{j=h_1}^{h_2} (A_j)$$

式中: A_j 是每帧图像前景第*j*行的左右像素点位置之差;图2标识了 h_1 和 h_2 ; G_i 表示第*i*帧腿部区域宽度的平均值; G_{\max} 和 G_{\min} 为 G_i 的两个最值。

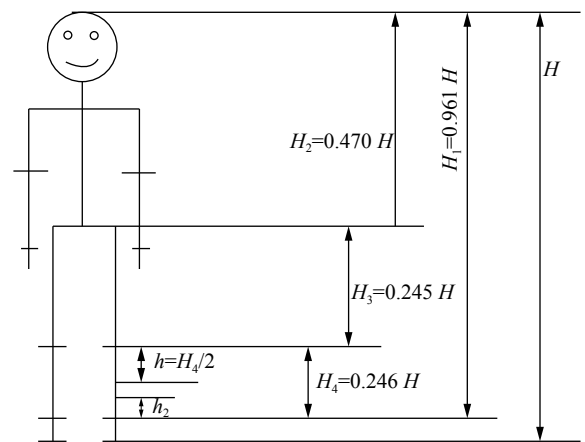


图2 人体测量学比例

Fig. 2 Anthropometric percentages

可视化技术能够表示某些随时序变化的数据特征^[18],将人体步态的宽度投影到RGB通道进行可视化, I 是图像像素的最大值,比如1或255,公式为

$$B(P_i) = \begin{cases} (1-2P_i)I, & 0 \leq P_i \leq \frac{1}{2} \\ 0, & \frac{1}{2} \leq P_i \leq 1 \end{cases}$$

$$G(P_i) = \begin{cases} 2P_iI, & 0 \leq P_i \leq \frac{1}{2} \\ (2-2P_i)I, & \frac{1}{2} \leq P_i \leq 1 \end{cases}$$

$$R(P_i) = \begin{cases} 0, & 0 \leq P_i \leq \frac{1}{2} \\ (2P_i-1)I, & \frac{1}{2} \leq P_i \leq 1 \end{cases}$$

2 加权CCA融合多通道信息

彩色类能量图是多通道图像,采用最近邻分类器进行分类识别时需要先将其变为一维向量,如像素级融合方法,即将彩色图像灰度化:

$$E_T(x, y) = wE_T^B(x, y, 1) + vE_T^G(x, y, 2) + uE_T^R(x, y, 3) \quad (1)$$

式中 $E_T^B(x, y, 1)$ 、 $E_T^G(x, y, 2)$ 和 $E_T^R(x, y, 3)$ 分别表示三通类能量图的B、G和R分量。当 $u=0.299$ 、 $v=0.587$ 、 $w=0.114$ 时,式(1)是彩色图像灰度化公式。

像素级融合能够使一部分信息增强,与此同时,也使得一些对识别有益信息削弱。CCA及其改进的算法将具有相关关系的特征接近,与其他特征远离,可分性较好,能够应用到多通道特征融合。

2.1 CCA理论基础

CCA^[19]是常用的多元统计分析方法之一,旨在研究变量间的相关关系。CCA旨在寻找两组随机变量各自的线性变换,使得投影后的两组随机向量中对应元素之间的相关性最大。

定义均值是0的两组随机矩阵分别为 X 和 Y ,矩阵中样本数均为 n ,即 x_1, x_2, \dots, x_n 是 X 中的样本, y_1, y_2, \dots, y_n 是 Y 中的样本。CCA算法目的是求得两个映射 p_x 和 p_y ,使得样本 x_i 和 y_i 映射后在新的空间相关度最大,公式为

$$\rho = \frac{E[p_x^T X Y^T p_y]}{\sqrt{E[p_x^T X X^T p_x] E[p_y^T Y Y^T p_y]}} \quad (2)$$

式中 $E(\cdot)$ 为期望。 p_x 和 p_y 的尺度对式(2)值没有影响,可以约束 $p_x^T X X^T p_x = p_y^T Y Y^T p_y = 1$ 。式(2)改写为

$$\begin{aligned} \max_{p_x, p_y} r &= \max_{p_x, p_y} p_x^T X Y^T p_y \\ \text{s.t. } p_x^T X X^T p_x &= 1, \quad p_y^T Y Y^T p_y = 1 \end{aligned} \quad (3)$$

利用拉格朗日乘子法可以解决式(3)的优化问题:

$$L = p_x^T X Y^T p_y + \lambda_x (1 - p_x^T X X^T p_x) + \lambda_y (1 - p_y^T Y Y^T p_y)$$

得 $\lambda_x - \lambda_y = 0$ 。令 $\lambda = \lambda_x = \lambda_y$, $p_y = ((Y Y^T)^{-1} Y X^T p_x) / \lambda$, p_x 可由求解广义特征值分解问题得到:

$$X Y^T (Y Y^T)^{-1} Y X^T p_x = \lambda^2 X X^T p_x \quad (4)$$

求解式(4),选取前 $d(d \leq n)$ 对映射向量组成投影矩阵 W_x 和 W_y ,提取 X 和 Y 之间的典型相关特征 $u = W_x X$ 和 $v = W_y Y$ 。

2.2 加权CCA融合彩色类能量图

彩色类能量图的3个通道特征分别为 X_R 、 X_G 、 X_B ,特征维数 $m \times n$,其中 $m \gg n$, m 是特征向量包含元素个数, n 表示训练样本数。

加权CCA融合彩色类能量图算法步骤如下:

1) 对 X_R 和 X_G 执行CCA,得到 $X'_R = W_R X_R$ 和 $X'_G = W_G X_G$ 。

2) ψ 为融合算子,对执行CCA得到的 X'_R 和 X'_G 融合:

$$X_{RG} = \psi(X'_R, X'_G) = \alpha X'_R + \beta X'_G \quad (5)$$

式中: α 、 β 是加权系数,满足 $\alpha + \beta = 1$ 。

3) 对 X_{RG} 和 X_B 执行CCA,对得到的 X'_{RG} 和 X'_B 加权融合:

$$X_{RGB} = \psi(X'_{RG}, X'_B) = \delta X'_{RG} + \gamma X'_B \quad (6)$$

式中: δ 、 γ 是加权系数,满足 $\delta + \gamma = 1$ 。

这种融合方法的优点在于:可分性较好,初始特征关系得到保留,加权融合得到的新特征具有更多有益于识别的信息。另外,若 X_{RGB} 的维数较大,可对 X_{RGB} 降维。在运算速度上,与其他融合方式相比,如串行或并行融合,特征维数没有增加且在实数域运算,显然具有最低的运算量。

2.3 计算复杂度分析

对于分辨率为 xy ,包含步态图像帧数为 η 的步态序列,训练样本的数目是 n ;生成三通类彩色类能量图的计算复杂度为 $O(n \cdot \eta \cdot (x \cdot y)^2)$;加权CCA融合后得到的 X_{RGB} 计算复杂度为 $O((x \cdot y)^6)$ 。采用像素级融合后得到步态特征的计算复杂度为 $O(n \cdot \eta \cdot (x \cdot y)^6)$ 。其他类能量图方法(如GEI),计算复杂度为 $O(\eta \cdot x \cdot y)$,GFI计算复杂度为 $O(\eta \cdot (x \cdot y)^2)$ 。

3 实验结果与分析

本文所提算法的有效性实验在USF Human-ID^[20]步态数据集上进行。实验的测试平台为IntelCore 2.5 GHz的CPU、4 GB内存、Windows 7操作系统,测试代码在MATLAB2016a上编译运行。

以双脚支撑为计算步态周期的起始点,一个步态序列可得到几幅单周期的类能量图,然后将这几幅平均成一幅进行分析。采用最近邻分类器进行识别。本文进行了3组实验:第1组,与其他类能量图相比,本文提出算法的识别率;第2组,权值 α 、 β 、 δ 、 γ 取不同值时,本文提出算法的识别性能;第3组,生成各类能量图时间对比。

在执行CCA时,广义特征值分解会遇到“维

数灾难”,为了避免这一问题,先对彩色类能量图降维,采用奇异值分解(SVD)算法,选取特征值之和的99.9%对应的向量,然后再进行CCA。本文采用奇异值分解(SVD)实现PCA。

3.1 多通道彩色类能量图有效性实验

将本文提出的CCA融合三通道表征标记为CFR,采用像素级加权融合三通道特征得到的步态表征标记为PFR,并对比其他常用的步态表征方法,如步态能量图GEI、步态流图GFI。表1中CFR对应参数取值为 $\alpha=0.4$, $\beta=0.6$, $\gamma=0.9$, $\delta=0.1$; PFR对应参数取值为 $u=0.7$, $v=0.1$, $w=0.2$ 。

表1 本文算法表征步态特征性能对比

Table 1 Comparison of the performances of gait features representation methods %

实验组	Rank1				Rank5			
	GEI	GFI	CFR	PFR	GEI	GFI	CTP	PFR
A	87	82	84	77	89	89	94	88
B	91	89	91	91	91	91	96	96
C	76	76	82	82	80	80	96	96
D	26	27	49	30	34	37	72	60
E	22	27	55	33	28	32	83	67
F	10	10	25	17	15	16	48	31
G	15	17	23	20	25	28	45	45
H	47	60	85	61	55	67	97	85
I	52	57	81	60	60	67	98	88
J	58	54	68	37	68	73	84	71
K	9	15	27	39	12	18	61	58
L	6	3	18	18	9	9	46	49
均值	41.58	43.08	57.3	47.08	47.17	50.58	76.67	69.5

表1中,与GEI、GFI相比,Rank1指标下,CFR将平均识别率提高了15.72%、14.22%,PFR将平均识别率提高了5.5%、4%;CFR较PFR识别率提高了10.22%;Rank5指标也得到了大幅度提升。分析表1中数据可知,本文提出的三通道彩色类能量图作为步态表征是有效的,描述了更多有利于识别的动态、静态和时序信息;提出的基于加权CCA融合多通道信息的步态表征包含较多有益于识别的信息,取得最优识别性能。

3.2 参数对本文提出的表征方法性能的影响

权值参数 α 、 β 、 δ 、 γ 影响本文提出算法的识别性能。为了分析参数取值对识别性能的影响,进行了81组实验,参数取值范围为0.1~0.9,表2给出了10组参数的实验结果。

将测试的对象A~L分为3类:第I类,要依靠静态信息进行识别;第III类,主要依靠动态信

息和时序信息进行识别;第II类介于上述两类之间,静态、动态及时序信息在识别时占有的地位相同。由表2、表3可知:R、G通道加权系数 α 、 β 一定时,随着B通道加权系数 γ 减小,第I、II、III类及总的平均识别率均呈上升趋势,当 γ 进一步减小,识别率会略微下降。以 $\alpha=0.5$ 为例, $\gamma=0.3$ 相较 $\gamma=0.9$ 的情况下平均识别率提高了6.41%;第I类平均识别率提高了10.4%,第II类平均识别率提高了6%,第III类平均识别率提高了4.4%。

表2 参数对本文提出算法识别率的影响

Table 2 Influence of parameters on the proposed algorithm's recognition rate %

α	β	δ	γ	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	平均值
0.5	0.5	0.1	0.9	74	82	70	42	47	15	20	86	74	60	18	20	50.67
0.5	0.5	0.3	0.7	79	85	74	42	52	20	27	84	78	64	18	21	53.67
0.5	0.5	0.5	0.5	81	89	80	45	53	21	30	83	81	71	18	21	56.08
0.5	0.5	0.7	0.3	82	93	82	46	53	24	25	85	83	70	24	18	57.08
0.5	0.5	0.9	0.1	83	93	82	48	50	24	23	83	81	67	24	18	56.33
0.7	0.3	0.1	0.9	75	80	70	40	47	15	20	86	74	59	18	21	50.42
0.7	0.3	0.3	0.7	79	85	74	42	52	20	28	84	78	66	18	24	54.17
0.7	0.3	0.5	0.5	80	91	82	45	55	23	28	84	79	70	18	24	56.58
0.7	0.3	0.7	0.3	83	93	85	45	53	24	23	84	83	68	24	21	57.17
0.7	0.3	0.9	0.1	82	93	83	45	48	25	23	84	81	70	21	21	56.33

表3 参数对本文提出算法每类平均识别率的影响

Table 3 Average recognition rates using different parameters in the methods proposed for each class %

α	β	δ	γ	I	II	III
				A~C	D~G	H~L
0.5/0.7	0.5/0.3	0.1	0.9	75.3/75.0	31.0/30.5	51.6/51.6
0.5/0.7	0.5/0.3	0.3	0.7	79.3/79.3	35.2/35.5	53.0/54.0
0.5/0.7	0.5/0.3	0.5	0.5	83.3/84.3	37.3/37.8	54.8/55.0
0.5/0.7	0.5/0.3	0.7	0.3	85.7/87.0	37.0/36.3	56.0/56.0
0.5/0.7	0.5/0.3	0.9	0.1	86.0/86.0	36.3/35.3	54.6/55.4

3.3 生成类能量图时间对比

2.3节从理论上分析了生成表4各类能量图的计算复杂度,进一步,本文在USF数据库上做了生成类能量图的时间对比实验。在多数情况下,单幅类能量图生成时间很短,为便于记录及对比分析,表4中的时间为Gallery组(即训练组)生成类能量图时间的总和,通过表4中数据可知,实验结果与计算复杂度的理论分析一致。生成CFR、PFR时间相对较长,但在本实验平台下,每秒仍能处理90帧以上数据图像,可以满足实时步态识别系统的需求。

表4 生成各步态特征时间对比

Table 4 Comparisons of generation time of gait characteristics

算法	GEI	GFI	CFR	PFR
时间/s	5.94	31.87	47.6	47.5
速率/(f·s ⁻¹)	760	142	95	95

4 结束语

本文提出了一种新的步态表征方法。该方法增强了GFI时序信息的表达,采用CCA去除特征间的冗余信息的同时将多通道信息融合成单通道,使得新特征具有更丰富有益识别的信息,在协变量变化较大的USF数据集进行实验,由实验数据可知,本文提出的方法使得识别率得到了显著的提升。

下一步打算对本文算法直接选取已有的类能量图分配到RGB通道;为了降低计算复杂度,可将融合算法CCA方法扩展到非线性耦合度量学习空间。

参考文献:

- [1] CHEN Xin, WENG Jian, LU Wei, et al. Multi-gait recognition based on attribute discovery[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2018, 40(7): 1697–1710.
- [2] GDALETA M, ROSSI M. IDNet: smartphone-based gait recognition with convolutional neural networks[J]. *Pattern recognition*, 2018, 74: 25–37.
- [3] BEN Xianye, ZHANG Peng, LAI Zhihui, et al. A general tensor representation framework for cross-view gait recognition[J]. *Pattern recognition*, 2019, 90: 87–98.
- [4] EL-ALFY H, MITSUGAMI I, YAGI Y. Gait recognition based on normal distance maps[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2018, 48(5): 1526–1539.
- [5] AGGARWAL H, VISHWAKARMA D K. Covariate conscious approach for Gait recognition based upon Zernike moment invariants[J]. *IEEE transactions on cognitive and developmental systems*, 2018, 10(2): 397–407.
- [6] 何逸炜, 张军平. 步态识别的深度学习: 综述[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(5): 442–452.
HE Yiwei, ZHANG Junping. Deep learning for gait recognition: a survey[J]. *Pattern recognition and artificial intelligence*, 2018, 31(5): 442–452.
- [7] HAN Ju, BHANU B. Individual recognition using gait energy image[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2006, 28(2): 316–322.
- [8] ZHANG Erhu, ZHAO Yongwei, XIONG Wei. Active energy image plus 2DLPP for gait recognition[J]. *Signal processing*, 2010, 90(7): 2295–2302.
- [9] BASHIR K, XIANG Tao, GONG Shaogang. Gait recognition without subject cooperation[J]. *Pattern recognition letters*, 2010, 31(13): 2052–2060.
- [10] LAM T H W, CHEUNG K H, LIU J N K. Gait flow image: a silhouette-based gait representation for human identification[J]. *Pattern recognition*, 2011, 44(4): 973–987.
- [11] LEE C P, TAN A W C, TAN S C. Gait probability image: an information-theoretic model of gait representation[J]. *Journal of visual communication and image representation*, 2014, 25(6): 1489–1492.
- [12] DENG Muqing, WANG Cong, ZHENG Tongjia. Individual identification using a gait dynamics graph[J]. *Pattern recognition*, 2018, 83: 287–298.
- [13] 陈实, 马天骏, 黄万红, 等. 用于步态识别的多层窗口图像矩[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(1): 116–119.
CHEN Shi, MA Tianjun, HUANG Wanhong, et al. A multi-layer windows method of moments for gait recognition[J]. *Journal of electronics and information technology*, 2009, 31(1): 116–119.
- [14] HOFMANN M, GEIGER J, BACHMANN S, et al. The TUM gait from audio, image and depth (GAID) database: Multimodal recognition of subjects and traits[J]. *Journal of visual communication and image representation*, 2014, 25(1): 195–206.
- [15] XING Xianglei, WANG Kejun, YAN Tao, et al. Complete canonical correlation analysis with application to multi-view gait recognition[J]. *Pattern recognition*, 2016, 50: 107–117.
- [16] GAO Lei, QI Lin, CHEN Enqing, et al. Discriminative multiple canonical correlation analysis for information fusion[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2018, 27(4): 1951–1965.
- [17] 石强, 张斌, 陈喆, 等. 异质影像融合研究现状及趋势[J]. 自动化学报, 2014, 40(3): 385–396.
SHI Qiang, ZHANG Bin, CHEN Zhe, et al. Fusion techniques for heterogeneous images: a survey[J]. *Acta automatica sinica*, 2014, 40(3): 385–396.
- [18] WANG Chen, ZHANG Junping, WANG Liang, et al. Human identification using temporal information preserving gait template[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2012, 34(11): 2164–2176.
- [19] SUN Shiliang. A survey of multi-view machine learning[J]. *Neural computing and applications*, 2013,

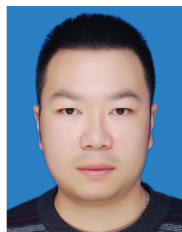
23(7/8): 2031–2038.

- [20] SARKAR S, PHILLIPS P J, LIU Z, et al. The humanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2005, 27(2): 162–177.

作者简介:



吕卓纹, 女, 1988 年生, 讲师, 博士, 主要研究方向为模式识别、生物特征识别。发表学术论文 10 余篇, 其中被 SCI、EI 检索 5 篇。



王一斌, 男, 1982 年生, 讲师, 博士, 主要研究方向为模式识别和机器视觉。发表学术论文 10 余篇, 其中被 SCI、EI 检索 7 篇。



邢向磊, 男, 1983 年生, 讲师, 博士, 主要研究方向为机器学习、模式识别。发表学术论文 30 余篇, 其中被 SCI、EI 检索 10 余篇。

2019 年第三届人工智能应用和技术国际会议 (AIAAT 2019) 2019 3rd international conference on artificial intelligence applications and technologies (AIAAT 2019)

2019 年第三届人工智能应用和技术国际会议 (AIAAT2019) 将于 2019 年 8 月 1 日至 3 日在中国北京举行。会议是由香港机械工程师协会 (HKSME) 主办, 复旦大学、东华大学、约克大学和西安电子科技大学联合协办和提供技术支持。会议旨在为所有研究人员和工程师提供一个平台, 让他们分享想法、技能和研究成果。我们诚邀所有研究人员、学者、工程师、学生和感兴趣的学者参加 AIAAT 2019!

出版与检索:

1. 会议收录的论文将出版在会议论文集中, 并由 EI Compendex、Scopus、Thomson Reuters (WoS)、Inspec 及其他学术数据库进行检索。
2. 优秀论文可以推荐在 Smart Sensors and Devices in Artificial Intelligence 上发表, 并由 SCIE、EI、Scopus 检索, 影响因子为 2.475。
3. 优秀论文可以推荐在 Future Internet (ISSN 1999-5903) 上发表, 并由 Ei Compendex, Scopus and the Emerging Sources Citation Index (ESCI-Web of Science) 检索。

征文投递方式:

1. 邮箱投递: aiaat@smehk.org
2. 投稿系统: <https://cmt3.research.microsoft.com/aiaat2019>

联系方式:

邮箱: aiaat@smehk.org
电话: 18200296850 (中国)
qq: 2809752794