

基于修正步态能量图和视角检测的步态识别方法

李晶^{1,2} 张菁¹ 倪军³

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150000)¹

(哈尔滨师范大学计算机科学与信息工程学院 哈尔滨 150000)²

(爱荷华大学卡弗医学院 爱荷华 52240)³

摘要 针对步态识别性能易受视角、着装和携带物品等变化影响的问题,提出了一种基于修正步态能量图和视角检测的步态识别方法。首先,对步态能量图进行修正,降低着装和携带物品的变化对步态识别的影响;接着,基于修正的步态能量图提取熵特征,并依据最近邻准则检测步态序列的视角;最后,在相同视角的数据库下,采用二维主成分分析和二维线性判别分析相结合的方法提取步态特征,并采用最近邻准则进行分类,以降低视角变化对步态识别的影响。通过在 CASIA B 数据集上进行对比实验,证实所提方法对视角、着装和携带物品等变化的鲁棒性强,平均识别率高。

关键词 步态识别,步态能量图,视角,熵,最近邻,主成分分析,线性判别分析

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.8.061

Gait Recognition Method Based on Modified Gait Energy Image and View Detection

LI Jing^{1,2} ZHANG Jing¹ NI Jun³

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150000, China)¹

(College of Computer Science and Information Engineering, Harbin Normal University, Harbin 150000, China)²

(Carver College of Medicine, The University of Iowa, Iowa 52240, America)³

Abstract For solving the problem that the variety of view, clothing and carried objects influence the performance of gait recognition, a gait recognition method based on modified gait energy image and view detection was proposed. Firstly, the method modifies the gait energy image, to reduce the impacts from variety of clothing and carried objects. Then, it extracts entropy features from modified gait energy image, and detects the view of unknown gait sequence according to nearest neighbor criterion. Finally, it extracts gait features by combining two-dimensional principal component analysis and two-dimensional linear discriminant analysis, and executes classification by using nearest neighbor criterion, to reduce the impacts from view variety. Experiments implemented on CASIA B dataset show that, the new method has a high average recognition rate, and is robust to the variety of view, clothing and carried objects.

Keywords Gait recognition, Gait energy image, View, Entropy, Nearest neighbor, Principal component analysis, Linear discriminate analysis

步态识别是依据不同个体的步态差异进行身份识别的技术,其主要优势在于可以实现远距离、隐蔽的身份认证,在智能视频监控领域应用广泛。现有步态识别算法主要分为两类:基于外观的方法^[1]和基于模型的方法^[2,3]。前者依据步态序列的时空形状和运动特征进行识别,后者采用结构模型测量步态随时间变化的特征参数,譬如步态周期、频率以及关键点方向等。步态特征与人脸^[4,5]、指纹^[6]等生物特征不同,它是一组动态特征,需要在一个运行周期中才能表现出特征的显著性和稳健性^[7]。如何从一组步态图像序列中提取具有显著性和稳健性且数据空间耗费少的步态特征是步态识别的研究难题之一。步态能量图(Gait Energy Image, GEI)^[8]采用简单的加权平均方法将一个周期的步态图像合成为一幅图像,在减少数据量的同时保留了步态的轮廓、频率和相位等显

著特征,是步态识别常用的特征^[9]。在步态能量图的基础上,文献[10]提出了行列方向结合的 2 维主成分分析((2D)² Principal Component Analysis, (2D)² PCA)和加权 2 维主成分分析(Weighted (2D)² PCA, W(2D)² PCA)两种步态特征提取方法^[11,12],并采用最近邻距离进行步态识别。相对于主成分分析(PCA)和线性判别分析(Linear Discriminate Analysis, LDA)等传统的特征提取方法,(2D)² PCA 和 W(2D)² PCA 对视角变化的适应能力更强。然而,视角变化、着装变化以及携带物品变化对步态识别性能的影响仍然很大。为降低这些因素对步态识别性能的影响,本文提出一种基于修正步态能量图和视角检测的步态识别方法,主要创新包括 3 个方面:1)通过对步态能量图进行修正,去除易受着装和携带物品干扰的区域,降低着装变化和携带物品变化对步态识别性能的影响;

到稿日期:2015-11-04 返修日期:2015-12-03 本文受黑龙江省自然科学基金项目(F201231)资助。

李晶(1975-),女,博士生,副教授,主要研究方向为生物信息、智能计算、网络安全;张菁(1965-),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理等;倪军男,教授,博士生导师,主要研究方向为医学图像超级计算、图像信息学。

2)通过视角检测得到待识别步态序列的视角,然后在相同视角的数据库下进行步态识别,降低视角变化对步态识别性能的影响;3)采用2DPCA和2DLDA相结合的方法提取步态特征,基于最近邻距离进行分类,最终提高步态识别的鲁棒性。

1 步态能量图

步态能量图采用简单的加权平均方法将一个周期的步态图像合成为一幅图像,定义为

$$G(x, y) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T B_t(x, y) \quad (1)$$

其中, T 为步态周期长度; $B_t(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 在时刻 t 的亮度值,背景区域亮度值取值为 0,目标区域亮度值取值为 255。

步态周期常采用人体的侧影宽高比来确定,详见文献[13]。如图 1 所示,人体侧影宽高比随步态呈周期性变化,当两腿并拢时宽高比最小,两腿分的越开宽高比越大,当两腿再次并拢时宽高比又达到最小,依此呈周期性变化。

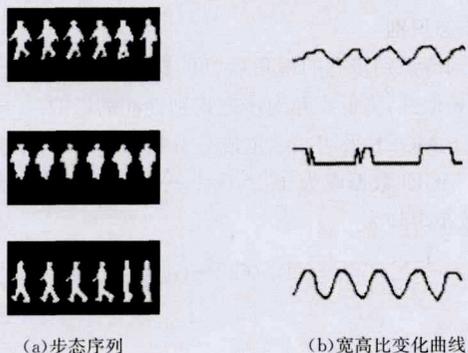


图 1 步态宽高比变化曲线

本文采用中国科学院自动化研究所提供的 CASIA B 步态数据库^[14],该数据库存储了步态每帧的二值图像,因此步态图像序列的预处理过程(如运动检测、图像分割、图像滤波等)不在本文讨论。对于步态的二值化图像,按照式(1)得到步态能量图,具体步骤可参考文献[13],后续处理都在步态能量图上进行。

2 本文方法

为了提高步态识别算法对视角、着装和携带物品等变化的鲁棒性,本文首先修正步态能量图像,降低着装和携带物品变化对步态识别的影响,然后检测待识别步态序列的视角,再在相同视角的数据库中寻找匹配类别,识别个体的身份,减小视角变化对步态识别的影响。

2.1 修正步态能量图

为了去除步态能量图中易受着装和携带物品等干扰的边界形状特征^[15],同时增强步态能量图中固有的内在特征,在频域上采用高斯分布函数对步态能量图进行滤波,表示为:

$$G_F(u, v)^s = G(u, v)F(u, v) \quad (2)$$

其中, $G_F(u, v)$ 、 $G(u, v)$ 和 $F(u, v)$ 分别表示滤波后步态能量图、滤波前步态能量图和高斯分布函数的离散傅里叶变换。通过对 $G_F(u, v)^s$ 进行离散傅里叶反变换,可以得到尺度 s 上的滤波步态能量图,记为 FGEI(Filtered Gait Energy Image)。

高斯分布函数为:

$$F(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

其中, σ 可以表征高斯分布的尺度。

图 2 显示了不同尺度下的 FGEI,随着 σ 的增大,FGEI 受着装和携带物品等干扰的影响越来越小,但步态之间的差异也越来越不明显。由图 2 可见, $\sigma=10$ 时步态能量图已具备较强的抗干扰能力,且步态间差异还比较明显,因此本文取 $\sigma=10$ 。

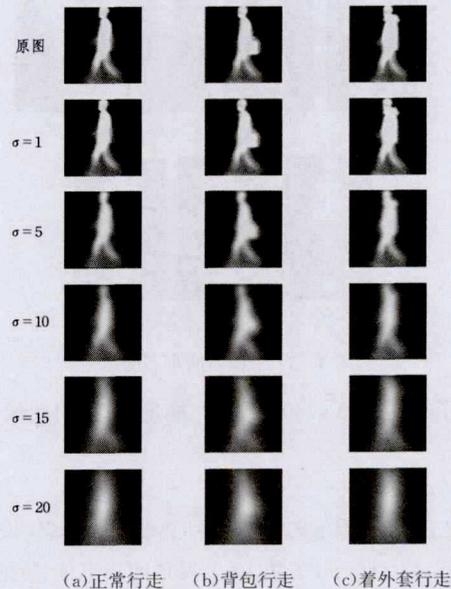


图 2 步态能量图滤波效果

如图 3(a)所示,人体的上部部位易受背包、着装等饰物的影响,对应步态能量图的稳健性不强。为进一步降低着装、携带物品等变化对步态识别的影响,仅利用人体下部的步态能量图作为步态识别的依据。具体地,裁剪 FGEI 的下 1/3 部位,构建新的步态能量图,称为修正步态能量图,记为 MGFI,如图 3(b)所示。后续所述的步态能量图都是指人体的下 1/3 部位的步态能量图。

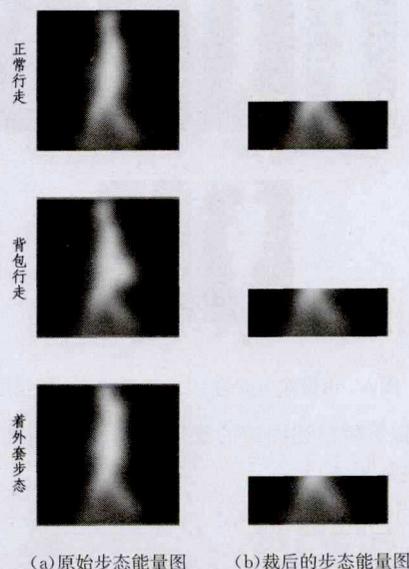


图 3 步态能量图裁剪效果

2.2 视角检测

从 CASIA B 数据库中构建 11 个不同视角的步态能

量图,对应角度分别为 $0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, 54^\circ, 72^\circ, 90^\circ, 108^\circ, 126^\circ, 144^\circ, 162^\circ$ 和 180° , 如图 4 所示。

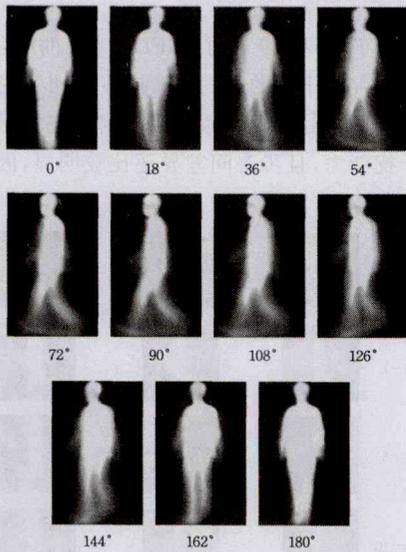


图 4 11 个视角的步态能量图

为了得到 $(180^\circ, 360^\circ)$ 的步态能量图,采用图像镜像的方法,令

$$G^m(x, y) = G(-x, y) \quad (4)$$

其中, $G(x, y)$ 为原始步态能量图, $G^m(x, y)$ 为其镜像图像。

这样,由 $18^\circ-180^\circ$ 共 10 个视角的步态能量图分别生成 $198^\circ, 216^\circ, 234^\circ, 252^\circ, 270^\circ, 288^\circ, 306^\circ, 324^\circ, 342^\circ$ 和 360° 共 10 个视角的步态能量图,如图 5 所示。最终得到的步态能量图共有 21 个视角。

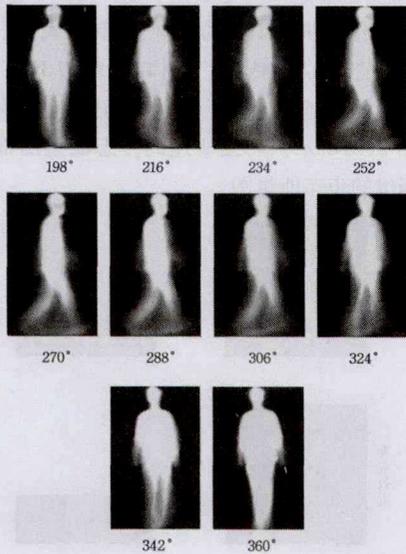


图 5 由镜像生成的 10 个视角的步态能量图

熵可以有效描述图像的纹理,本文采用熵来描述 MGEI 的特征,表示为

$$E = -\sum_{l=1}^L P_l(x, y) \log_2 P_l(x, y) \quad (5)$$

其中, $P_l(x, y)$ 表示 MGEI 中像素点 (x, y) 的亮度为 l 的概率; L 表示 MGEI 的灰度级。

令 $\{E_1, E_2, \dots, E_{21}\}$ 表示 21 个视角的 MGEI 的熵特征集合,其散布矩阵为

$$S = \frac{1}{21} \sum_{i=1}^{21} (E_i - \bar{E})^T (E_i - \bar{E}) \quad (6)$$

其中,

$$\bar{E} = \frac{1}{21} \sum_{i=1}^{21} E_i \quad (7)$$

对于一个视角未知的 MGEI 的熵特征 E_x , 令

$$Y_k = E_x X_k \quad (8)$$

其中, $X_k (k=1, 2, \dots, d)$ 为矩阵 S 的前 d 个最大特征值对应的特征向量(本文取 $d=8$)。 $V = [Y_1, Y_2, \dots, Y_d]$ 表示未知视角的特征图像。

记 $V^i = [Y_1^i, Y_2^i, \dots, Y_d^i] (i=1, 2, \dots, 21)$ 表示 21 个不同视角的特征图像,两个特征图像之间的欧氏距离为

$$D(V^i, V^j) = \sum_{k=1}^d \|Y_k^i - Y_k^j\|_2 \quad (9)$$

计算特征图像 V 与 21 个不同视角的特征图像 V^i 之间的欧氏距离,依据最近邻准则,距离最小的特征图像 V^i 对应的视角为 V 的视角,记为

$$\bar{i} = \text{Arg}[\min_i D(V^i, V)], i=1, 2, \dots, 21 \quad (10)$$

2.3 步态识别

得到待识别步态的视角后,可以在相同视角下计算步态之间的相似性,降低视角对步态识别性能的影响。

对于 MGEI,采用二维主成分分析(2DPCA)方法提取特征。记 MGEI 数据库为 $\{G_F^{(1)}, G_F^{(2)}, \dots, G_F^{(n)}\}$, 其中 n 为步态样本数,散布矩阵为

$$S_F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (G_F^{(i)} - \bar{G}_F)^T (G_F^{(i)} - \bar{G}_F) \quad (11)$$

其中,

$$\bar{G}_F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n G_F^{(i)} \quad (12)$$

散布矩阵 S_F 中最多有 $n-1$ 个非零的特征向量,从 $n-1$ 个特征向量中取 N 个非零特征向量,用其构建投影图像,表示为

$$Y^{(i)} = [e_1, e_2, \dots, e_N]^T G_F^{(i)}, i=1, 2, \dots, n \quad (13)$$

其中, $\{Y^{(1)}, Y^{(2)}, \dots, Y^{(n)}\}$ 属于 C 个步态分类。

为了在减小类内差异的同时增大类间差异,采用 2DLDA 方法寻找最优的投影向量 W 。Fisher 准则函数为

$$J(W) = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad (14)$$

其中, S_W 和 S_B 分别表示类间散布矩阵和类内散布矩阵,具体为

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{Y \in D_i} (Y - m_i)(Y - m_i)^T \quad (15)$$

$$S_B = \sum_{i=1}^C n_i (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (16)$$

其中, m_i 和 m 分别表示第 i 类样本均值和总样本均值,具体为

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{Y \in D_i} Y \quad (17)$$

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^C \sum_{Y \in D_i} Y \quad (18)$$

其中, D_i 是数据库中属于第 i 个类别的样本集合; n_i 为该集合中的样本数量。

2DLDA 方法寻找使 $J(W)$ 最大的最优投影向量 W , 该最优投影方向就是 $(S_W)^{-1} S_B$ 的最大特征值对应的归一化特征向量。记

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, i=1, 2, \dots, C \quad (19)$$

其特征向量记为 $v_i, i=1, 2, \dots, C$, 用其生成步态特征矩阵, 表示为

$$Z^{(i)} = [v_1, v_2, \dots, v_{C-1}]^T Y^{(i)}, i=1, 2, \dots, n \quad (20)$$

记 R_j 为属于第 j 类的步态特征矩阵集合, 其元素数量为 n_j , 质心为 G_j 。仍采用最近邻准则进行分类, 对于待识别的步态特征矩阵 Z , 其与数据库中第 j 类步态特征矩阵集合质心之间的欧氏距离记为 $D(Z, G_j)$, 在 $j=1, 2, \dots, C$ 中选取距离最小的类别作为识别出的步态类别, 即

$$\hat{j} = \text{Arg}[\min_j D(Z, G_j)], j=1, 2, \dots, C \quad (21)$$

3 仿真实验与分析

3.1 实验数据库和评价指标

本节采用中国科学院自动化研究所提供的 CASIA B 步态数据库, 该数据库有 124 个人体目标, 其中男性 93 人, 女性 31 人。步态拍摄视角有 11 个, 范围为 $[0^\circ, 180^\circ]$, 相邻视角间隔 18° 。各人体目标在每一个视角下有 10 个视频序列, 包含 6 个正常行走视频序列、2 个背包行走视频序列和 2 个着外套行走视频序列。视频帧率为 25fps, 分辨率为 320×240 。本节实验中, 用每个人体目标各个视角的前 2 个正常行走视频序列进行训练, 用其他视频序列进行验证。

评价指标采用常用的平均识别率 (Average Recognition Rate, ARR) 指标, 表示为

$$ARR = \frac{\text{正确识别目标数量}}{\text{目标总数}} \times 100\% \quad (22)$$

3.2 视角检测实验与分析

本文方法与现有步态识别方法的最大区别在于先检测视角, 再在确定的视角上进行步态识别。图 6 给出了 CASIA B 步态数据库中的 11 个视角的检测结果。可见, 本文的视角检测方法对不同视角的平均识别率都达到 87% 以上, 对所有视角的平均识别率更高达 92.42%, 说明本文方法的视角检测效果较好。

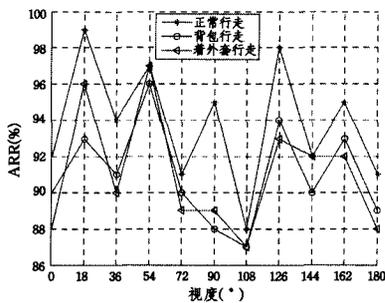


图 6 视角检测结果

3.3 步态识别对比实验与分析

为评价本文方法性能, 将其与 PCA, LDA, $(2D)^2$ PCA 和 $W(2D)^2$ PCA 方法进行对比实验, 平均识别率指标见表 1—表 3。其中, PCA, LDA, $(2D)^2$ PCA 和 $W(2D)^2$ PCA 4 种方法的平均识别率指标出自文献[13]。由表 1—表 3 可见, 本文方法在不同视角和行走状态下的平均识别率指标都高于其他 4 种方法, 尤其是在个别视角 (如 36°) 上识别率明显高于其他 4 种方法。由于本文方法加入了视角检测策略, 不同视角下本文方法的平均识别率指标差异明显小于其他 4 种方法, 而且都达到 70% 以上, 可见本文方法对视角变化的鲁棒性明显强

于其他 4 种方法。

表 1 正常行走状态下不同方法的平均识别率对比 (%)

视角	$(2D)^2$ PCA	$W(2D)^2$ PCA	PCA	LDA	本文方法
0°	85.3	85.3	84.1	85.1	87.3
18°	—	—	—	—	86.7
36°	42.0	42.0	43.2	41.8	70.6
54°	56.6	56.6	55.8	56.2	73.2
72°	81.3	81.3	79.4	81.0	87.9
90°	80.7	80.7	81.6	80.4	89.7
108°	81.3	81.3	77.5	78.1	83.5
126°	—	—	—	—	87.5
144°	67.7	67.7	65.6	67.2	75.0
162°	—	—	—	—	79.2
180°	86.9	86.9	85.1	86.5	89.1

表 2 背包行走状态下不同方法的平均识别率对比 (%)

视角	$(2D)^2$ PCA	$W(2D)^2$ PCA	PCA	LDA	本文方法
0°	73.4	75.4	70.5	73.1	79.0
18°	—	—	—	—	71.4
36°	52.0	52.0	50.7	51.9	73.0
54°	65.7	65.7	65.9	65.2	73.0
72°	78.6	79.8	74.9	78.1	85.1
90°	84.6	84.2	85.1	84.1	87.9
108°	77.8	78.1	73.8	77.1	80.2
126°	—	—	—	—	79.8
144°	73.4	72.6	70.8	73.0	78.6
162°	—	—	—	—	79.4
180°	81.8	81.5	80.3	81.1	89.2

表 3 着外套行走状态下不同方法的平均识别率对比 (%)

视角	$(2D)^2$ PCA	$W(2D)^2$ PCA	PCA	LDA	本文方法
0°	80.6	81.4	79.1	80.1	83.1
18°	—	—	—	—	73.0
36°	58.8	57.7	58.1	58.9	71.0
54°	71.7	71.4	70.6	71.5	75.8
72°	87.1	89.2	84.1	86.9	89.2
90°	89.1	90.3	88.9	89.0	90.7
108°	86.2	85.1	85.1	86.1	88.3
126°	—	—	—	—	73.0
144°	81.8	80.2	80.7	81.8	85.1
162°	—	—	—	—	89.2
180°	89.5	89.9	87.4	89.1	91.5

结束语 为降低视角、着装和携带物品等变化对步态识别性能的影响, 提出了一种基于修正步态能量图和视角检测的步态识别方法。该方法先对步态能量图进行修正, 降低着装和携带物品变化对步态能量图的干扰; 在此基础上, 依据熵特征和最近邻分类准则检测步态序列的视角; 在相同视角的数据库下依据 $2D$ PCA 和 $2D$ LDA 相结合的方法提取步态特征, 依据最近邻距离进行步态识别, 降低视角变化对步态识别性能的影响。通过在 CASIA B 步态数据库上进行性能对比实验, 证明本文方法的平均识别率指标高于其他方法, 且对视角、着装和携带物品等变化的鲁棒性更强。然而, 由于增加了视角检测步骤, 本文方法的运算效率较低, 有待继续完善。

参考文献

- [1] Yang Q, Xue D Y. Gait recognition based on Sparse Representation And Segmented Frame Difference Energy Image[J]. Information and Control, 2013, 42(1): 27-32 (in Chinese)
杨旗, 薛定宇. 基于稀疏表示及分段帧差能量图的步态识别[J]. 信息与控制, 2013, 42(1): 27-32

(下转第 308 页)

sparse dictionary coding [J]. Journal of Software, 2012, 23(5): 1315-1324(in Chinese)

李民,程建,乐翔,等. 稀疏字典编码的超分辨率重建[J]. 软件学报, 2012, 23(5): 1315-1324

- [11] Zhang Jin-yin, Li Bo, Yao Chun-lian. A fast sub-pixel motion estimation algorithm based on best position calculation [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(9): 1541-1548(in Chinese)
张荐尹,李波,姚春莲. 基于最优位置计算的快速亚像素运动估计[J]. 计算机学报, 2005, 28(9): 1541-1548
- [12] Shimizu M, Okutomi M. Multi-Parameter Simultaneous Estimation on Area-Based Matching[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67(3): 327-342
- [13] Li Min, Li Shi-hua, Wang Fu, et al. Super-resolution based on improved sparse coding[C]// 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCSM 2010). IEEE, 2010, 15: 398-401
- [14] Wang Jun-hua, Huang Zhi-tao, Zhou Yi-yu, et al. Robust sparse recovery based on approximate l_0 norm [J]. Chinese Journal of Electronics, 2012, 40(6): 1185-1189(in Chinese)
王军华,黄知涛,周一宇,等. 基于近似 l_0 范数的稳健稀疏重构

算法[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1185-1189

- [15] Li Juan-juan, Li Xiao-hong. Super-resolution reconstruction method for single frame image based on clustering [J]. Computer Engineering, 2013, 39(7): 284-287(in Chinese)
李娟娟,李小红. 基于聚类的单帧图像超分辨率重建方法[J]. 计算机工程, 2013, 39(7): 284-287
- [16] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322
- [17] Schölkopf B, Platt J, Hofmann T. Efficient sparse coding algorithms[C]// Nips. MIT Press, 2007: 801-808
- [18] Hong W, Chen T S. Reversible data embedding for high quality images using interpolation and reference pixel distribution mechanism[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2011, 22(2): 131-140
- [19] Wang P, Hu X, Xuan B, et al. Super Resolution Reconstruction via Multiple Frames Joint Learning [C]// 2011 International Conference on Multimedia and Signal Processing (CMSP). IEEE, 2011: 357-361

(上接第 303 页)

- [2] Boulgouris N V, Hatzinakos D, Plataniotis K N. Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification[J]. Signal Processing Magazine IEEE, 2005, 22(6): 78-90
- [3] Li L J, Gu G H, Wang C R, et al. A feature fusion gait recognition based on the combination of energy map and canonical correlation analysis[J]. Small and Micro Computer Systems, 2014, 11(11): 2558-2561(in Chinese)
李林杰,顾广华,王成儒,等. 能量图和典型相关分析相结合的特征融合步态识别[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 11(11): 2558-2561
- [4] Xu D, Huang Y, Zeng Z, et al. Human Gait Recognition Using Patch Distribution Feature and Locality-Constrained Group Sparse Representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(1): 316-326
- [5] Boulgouris N V, Chi Z X. Gait Recognition Using Radon Transform and Linear Discriminant Analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(3): 731-740
- [6] Wang K J, Yan T, Lv Z W. Feature level fusion method based on coupling metric learning and its application in gait recognition [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2013, 43(S1): 7-11(in Chinese)
王科俊,阎涛,吕卓纹. 基于耦合度量学习的特征级融合方法及在步态识别中的应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(S1): 7-11
- [7] Yang Q, Xue D. Gait Recognition Based on Sparse Representation and Segmented Frame Difference Energy Image[J]. Information & Control, 2013, 42(1): 27-32
- [8] Huang D Y, Lin T W, Hu W C, et al. Gait recognition based on Gabor wavelets and modified gait energy image for human identification[J]. Journal of Electronic Imaging, 2013, 22(4): 6931-6946
- [9] Yang Q, Xue D. Gait Recognition Based on Sparse Representa-

tion and Segmented Frame Difference Energy Image[J]. Information & Control, 2013, 42(1): 27-32

- [10] Ben X Y, Zhang P, Pan T T, et al. Performance analysis of matrix gait recognition under linear interpolation framework[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(5): 415-425 (in Chinese)
賁峴焯,张鹏,潘婷婷,等. 线性插值框架下矩阵步态识别的性能分析[J]. 智能系统学报, 2013, 8(5): 415-425
- [11] Ma Q Y. Moment Gait Energy Image Based Human Recognition at a Distance[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 35(11): 2078-2082
- [12] Lin C L, Wang K J, Li Y. Behavior classification algorithm based on enhanced gait energy image and two-dimensional locality preserving projection[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(3): 721-720
- [13] Liu Z Y, Feng G C, Chen W F. Gait recognition based on local two value model and recognition common vector [J]. Computer Science, 2013, 40(9): 262-265(in Chinese)
刘志勇,冯国灿,陈伟福. 基于局部二值模式和辨识共同向量的步态识别[J]. 计算机科学, 2013, 40(9): 262-265
- [14] Li P. Gait recognition method based on Haar wavelet and fusion [J]. Journal of Computer Application and Software, 2013, 30(3): 244-246(in Chinese)
李萍. 基于 Haar 小波和融合 HMM 的步态识别方法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(3): 244-246
- [15] Jia J, Ruan Q. Gait recognition based on Contourlet Transform and Collaborative Representation[C]// 2014 12th International Conference on Signal Processing (ICSP). IEEE, 2014: 952-957
- [16] Liu Qing-yun, Jing Tian-tian. Survey on Hexapod Walking Robot and Gait Planning[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2015, 29(7): 87-94(in Chinese)
刘庆运,景甜甜. 六足步行机器人及其步态规划研究进展[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2015, 29(7): 87-94