

基于类 Haar 特征模板匹配的多镜头步态识别算法

刘冠群^{1,2}, 罗桂琼¹, 谭平²

(1. 湖南广播电视大学 网络资源系, 长沙 410004; 2. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘要: 针对视频监控中步态识别算法准确度较低的问题, 提出一种双边傅里叶校正点估计类 Haar 特征模板匹配的多镜头步态识别算法。根据视频监控的特点, 使用图像点估计重构算法, 设计一种无标记类 Haar 特征模板匹配的步态特征提取算法, 进行步态的自动识别与提取。对不同镜头视角下特征运动角度提取差异, 基于双边傅里叶级数实现观测角度校正, 并依据高维特征空间设计自适应顺序前进浮动选择的搜索算法。在 Southampton 测试库上的仿真结果表明, 该算法步态正确分类率达到 96.3%, 能有效提高分类识别精度。

关键词: 点估计; Haar 特征; 模板匹配; 步态识别; 双边傅里叶级数

中文引用格式: 刘冠群, 罗桂琼, 谭平. 基于类 Haar 特征模板匹配的多镜头步态识别算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(12): 231-236.

英文引用格式: LIU Guanqun, LUO Guiqiong, TAN Ping. Multiple Lens Gait Recognition Algorithm Based on Category Haar Feature Template Matching[J]. Computer Engineering, 2017, 43(12): 231-236.

Multiple Lens Gait Recognition Algorithm Based on Category Haar Feature Template Matching

LIU Guanqun^{1,2}, LUO Guiqiong¹, TAN Ping²

(1. Department of Network Resource, Hunan Radio & TV University, Changsha 410004, China;

2. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

[Abstract] Aiming at the problem of low accuracy for the gait recognition in video surveillance, the bilateral Fourier calibration point estimation category Haar feature template matching based multiple lens gait recognition algorithm is proposed. According to the characteristics of video monitoring, the point estimation algorithm is used for image reconstruction and a markerless Haar feature template matching based feature extraction algorithm is designed to realize the automatic recognition and extraction of gait feature. According to the angles difference of feature extraction in motion, the bilateral Fourier is used for observation angle correction, and the adaptive sequential forward selection is designed for high dimensional feature extraction. Simulation results in the Southampton test database show that the correct classification rate of the proposed algorithm can reach about 96.3%, and through the observation angle correction, the gait motion angle can reach basically the same in different gait cycles.

[Key words] point estimation; Haar feature; template matching; gait recognition; bilateral Fourier series

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.12.042

0 概述

在基于人体参数的运动学研究领域中, 学者根据人体在运动中所呈现出的身体配置参数变化, 对相关的运动进行识别或者自动监控, 其中基于视频监控人体运动参数的步态识别算法在近些年得到了广泛研究, 逐渐成为研究热点^[1-2]。

现有文献中对于人体运动参数步态识别算法研究较多, 例如文献[3]基于物理学中常用的振动模型

为样板构建人体步伐姿势形态的模型, 并利用自学习算法进行实时更新; 文献[4]基于辩证理论的内外因思想, 以步伐姿势的平滑性作为人体运动的内因, 而以步态图像证据作为外因来实现以步伐姿势轮廓能量最小化的步态识别算法; 文献[5]基于粒子滤波算法设计步态形态跟踪器, 实现基于步伐整体轮廓数据的步态识别跟踪算法。

文献[3-5]是较有代表性的以人体运动轮廓为基础的步态识别算法, 此类文献还有很多, 这种研究

基金项目: 湖南省教育科学“十二五”规划课题(XJK014BXX005)。

作者简介: 刘冠群(1981—), 女, 副教授、硕士, 主研方向为步态识别、物联网技术; 罗桂琼, 副教授、硕士; 谭平, 讲师、博士。

收稿日期: 2016-10-17 **修回日期:** 2016-12-15 **E-mail:** 14802600@qq.com

思路在多镜头步态识别实际使用中存在2个问题:人体运动轮廓建模非常复杂;建模所需数据量庞大。这2个问题制约了上述算法实际应用的实时性,影响实际应用效果。

对此,有学者提出基于点估计算法的步态识别,基本思想是将人体轮廓或者下肢抽象为有限的几个观测点,通过观测点的运动角度变化,对人体或直接对下肢的运动情况进行推算。例如文献[6]提出基于点估计算法的多镜头步态识别算法,但是算法考虑人体轮廓点估计,较为复杂;文献[7]利用点估计算法实现下肢运动状态估计,以此来对步态进行识别和跟踪,但是未考虑观测视角问题,导致算法识别精度不高等。

对此,本文在上述研究的基础上,综合考虑算法计算复杂性和观测角度校正等问题,利用下肢运动状态点估计和双边傅里叶角度校正算法,以实现多镜头下的步态自动识别和跟踪。

1 类 Haar 模板无标记步态特征提取

1.1 点估计图像近似

运动图像 M_t 在第 t 帧处基于像素的变化生成一个连续的图像视频流窗口,然后将运动图像划分为 $10 \text{ 像素} \times 10 \text{ 像素}$ 大小的小网格,最后计算每个网格中的值,通过上述操作完成图像的积累过程。此后对图像累计值设定一个阈值,通过连接成分分析,提取场景中移动对象的较大特征点。

对于一个给定点 p 的近似值,依赖于点 p 的临阈 R_p 内点的数量,以及这些点与点 p 的距离。在研究中,通常对临域 R_p 的选取简化为一个边长为 $2r$ 的正方形区域,该区域以点 p 为中心,基于上述分析,得出 $r=10$ 。为了计算近似图像,根据点 p 计算区域 R_p 的临域近似 d_p ,其中 d_p 是边长为 $2r$ 的正方形区域。上述计算过程从区域 R_p 的边界开始迭代进行。计算相对于参考点 p 的贴近值,并逐渐向内部迭代,然后基于下式对计算值进行累计:

$$\begin{cases} d_p^1 = N_r/r \\ d_p^i = d_p^{i+1} + N_i/i \end{cases} \quad (1)$$

其中, d_p^i 为与中心点 p 距离为 i 的方环的近似值, N_i 为与中心点 p 距离为 i 临域内的点的数量。为产生最后的近似图像,将所有中心点 p 的所有临域近似值 d_p 累积生成一幅图像,公式如下:

$$D = \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y \text{shift}(d_{(x,y)}, x, y) \quad (2)$$

其中, X 和 Y 分别为各帧图像的宽度和高度, $d_{(x,y)}$ 为区域 $R_{(x,y)}$ 的临近近似值,函数 shift 为将临近近似值 $d_{(x,y)}$ 放在 $X \times Y$ 空矩阵中的位置 (x,y) 处。对于一个给定的图像点的邻近输出如图1所示。

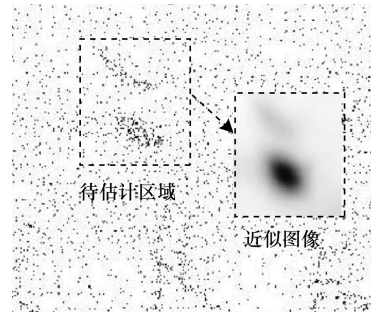


图1 点估计特征近似示意图

从图1可以看出,输入图像中含有随机分布的点,并且包含几个点密集区域,则图中显示的近似图像的黑色区域等同于输入图像的点密集区域,用这种方法实现对行人进行自动探测的目的。本文研究在监测范围内,使用一个监控探头对不同的运动对象进行监测,由于步态的周期性,步幅长度在不同的步态周期内是相同的,因此其距离的标准偏差应趋于零。对于移动物体的分类,定义特征 $\langle b, \sigma, \alpha \rangle$,其中, b 为近似图像下半部分比例, σ 为连续两峰之间距离的标准偏差值, α 为近似区域高度与宽度的纵横比。

1.2 无标记步态特征提取

本文提出一种基于单腿运动信息行走定位的类 Haar 特征模板^[8-9]匹配算法,这里使用的无标记特征提取算法是基于医疗数据中对于膝关节和髋关节在步态周期的不同阶段角运动的描述,如图2所示。

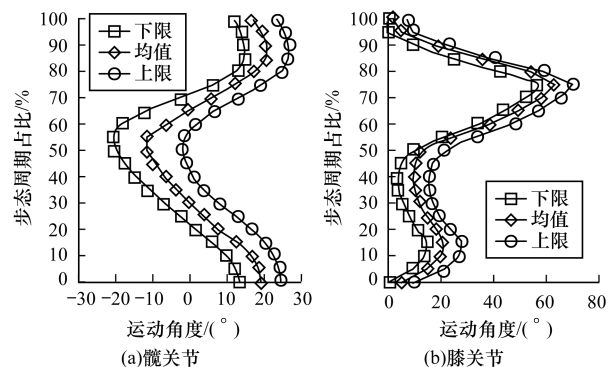


图2 髋关节与膝关节运动角度

图2中上限与下限代表医学研究中人体步态角数据。纵坐标为步态周期,定义为连续2次角触地的时间间隔。图2(a)显示,在跨步阶段髋关节的弯曲角度约为 20° ,而在站立节点髋关节的弯曲角度约为 10° 。在预摆以及摆动期,髋关节弯曲近 20° ,然后腿部开始伸展,直到下次与地面接触。图2(b)显示在一个步态周期中,在脚部落地时,膝关节角度最大约为 $60^\circ \sim 70^\circ$,随后进入下一个周期。

通过提供更好的边缘数据,可以对连续帧间的行人移动像素进行监测。对连续两帧 I_t 和 I_{t+1} 间的运动图像 M_t 进行计算:

$$M_t = \| I_t - I_{t+1} \| \quad (3)$$

对上述运动图像 M_t 应用阈值以降低伪影。相似性得分用来描述运动图像与模板匹配程度, 计算方式是通过给定阈值, 区分叠加区域中的较大近似值和较小近似值, 然后利用较大近似值除以较小近似值, 公式如下:

$$S(x, y, \alpha) = \frac{\sum_i P_{x,y,\alpha}^i \times Z(P_{x,y,\alpha}^i)}{\sum_i P_{x,y,\alpha}^i \times |1 - Z(P_{x,y,\alpha}^i)|} \quad (4)$$

其中, α 为旋转角度, $Z(P_{x,y,\alpha}^i)$ 计算公式如下:

$$Z(P_{x,y,\alpha}^i) = \begin{cases} 1, & P_{x,y,\alpha}^i > \tau \\ 0, & P_{x,y,\alpha}^i \leq \tau \end{cases} \quad (5)$$

与采用每帧姿态恢复算法相比, 本文使用逐帧恢复方式, 从先前帧的结果来指导后续帧的匹配过程。最初在整个运动区域执行搜索过程找到最佳匹配的腿。为了限制候选点的搜索空间, 进一步细化提取精度地运动和人体测量空间限制以及来自前期步态运动模型的部分角数据施加到后续提取过程中。例如, 在行走期间, 其中一条腿稳定在同一的位置, 因此踝关节运动空间相对封闭在一个较小的区域内, 同时在不同的步态周期内阶段旋转参数 α 将限制在一特定范围内。基于人体解剖学原理, 根据人体各段比例进行下肢姿势估计:

$$\begin{cases} y'_{\text{hip}} = \min(y_{\text{sil}}) + 0.5H \\ y'_{\text{knee}} = \min(y_{\text{sil}}) + 0.75H \\ y'_{\text{ankle}} = \min(y_{\text{sil}}) + 0.9H \end{cases} \quad (6)$$

利用采集到的大腿方向的画面帧 $T = [t_1, t_2, \dots, t_\varphi, \dots, t_F]$, 由粗到细对髋部姿态进行估计, 髋部位置可通过下式获取:

$$\begin{cases} x'_{\text{hippl}} = \frac{10-3}{p} \sum_{j=1}^n \tilde{x}_j + (2\iota-3)H\mu \\ y'_{\text{hippl}} = y'_{\text{hippl}}(2\iota-3) \left(\frac{\tilde{x}_p - \tilde{x}_1}{2} \right) \sin(0.3\mu) \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\tilde{X} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_j, \dots, \tilde{x}_p]$ 为是从运动区域提取的对象 S 的子集 $P (P \leq \max X)$ 的水平坐标。在式(7)中, 以图像水平轴为参考, 给出了髋部水平位置与行走方向 μ 间的函数关系, 这种函数关系可利用不同相机捕捉到的三维运动数据, 通过回归分析获得。

2 角度校正与高维特征搜索

2.1 双边傅里叶观测角度校正

为将提取到的步态数据恢复到正常的平面数据, 文献[10]提出 4 个假设: 1) 步态是自然循环的; 2) 在一个步态周期内, 人们通常走直线; 3) 人体关节间的距离是恒定的; 4) 关节与腿的运动近似为平面。因此, 多周期的线性步态运动可通过多个相关联相机的线性转换及其位置的自动串联, 看作类似的单

周期运动。

根据双边傅里叶算法^[11-12], 若 j_i^t 为下肢 $\iota = \{1, 2\}$ 在监控视频中第 i 帧的位置, 则 j_i^t 与相应位置的关系可由下式表述:

$$\begin{cases} j_i^t \times P_i \cdot j^t = 0 \\ P_i = [R_e^T - ie_0] \end{cases} \quad (8)$$

其中, R_e^T 为旋转矩阵, 则求解式(8)可得 j_i^t 表达式为:

$$j_i^t = P_i \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & H_v^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & H_v \end{pmatrix} = HJ^t \quad (9)$$

其中, H_v 为肢体平面变换矩阵, 作用是使两截面线归一化。假定在所有帧中四肢关节的长度是恒定的:

$$D_i^2 = \Delta j_i^{tT} \cdot \Delta j_i^t \quad (10)$$

则在连续两帧中, 肢体的差分向量可表述为:

$$\begin{aligned} D_i^2 &= \Delta j_i^{tT} \cdot H^T \cdot H \cdot \Delta j_i^t \\ &= \Delta j_{i+1}^{tT} \cdot H^T \cdot H \cdot \Delta j_{i+1}^t \end{aligned} \quad (11)$$

在重建人体步态平行结构后, 腿部关节的功能表现 $[J_x^t(t), J_y^t(t)]$ 可表述为:

$$\begin{cases} J_x^t(t) = v_x t + \sum_{k=1}^n A_k \cdot B(k) + J_{x0}^t \\ B(k) = \cos\left(2\pi k f_0 \frac{2t + (\iota-1)T}{2} + \phi_k\right) \end{cases} \quad (12)$$

同样地, $J_y^t(t)$ 可定义为:

$$\begin{cases} J_y^t(t) = [h_1, h_2, h_3] G(t) \\ G(t) = g\left(\frac{2t + (\iota-1)T}{2}; f_0, D_i, v_x, v_y, F\right) \end{cases} \quad (13)$$

其中, $g(t)$ 是系数为 F 和 h 的双边傅里叶级数, 而系数 F 和 h 是变换矩阵的逆归一化值。因此, 从一台摄像机没有任何先验知识参数标定的视频流, 可通过上述无标记系统, 实现不同的侧面角度投影来估算的步态参数。

2.2 ASFFS 高维特征搜索

一个行走对象的步态生物特征主要由行走幅度和傅里叶相位分量组成, 而上述 2 个参数采自一个完整步态周期的角度修正值。相位信息对于准确描述步态的动力学非常重要, 这是因为相位能够提供步态发生的信息。为了比较不同行人的傅里叶相位向量, 所有分析数据必须采自步态周期的同一时间点, 并且后续保持同步, 而此数据采集点选取左脚脚蹠。尽管这些数据具有平移不变性, 但是海量采集数据造成其具有较低的判别能力。同时, 幅度和相位信息还要用来进行步态特征重构。因此, 步态特征可表述为幅度和相位信息的级联:

$$f = \text{Magnitudes} \times \cdot \text{Phases} \quad (14)$$

其中, $\times \cdot$ 表示表示的幅度和相位矢量的元素相乘, 通过幅值权重相位保持判别能力, f 特征总数为 675。

在高维特征空间中穷举搜索到所有的运行特征

的最优子集是无法实现的,因此采用一种自适应顺序前进浮动选择的搜索算法(ASFSS),算法步骤如图3所示。

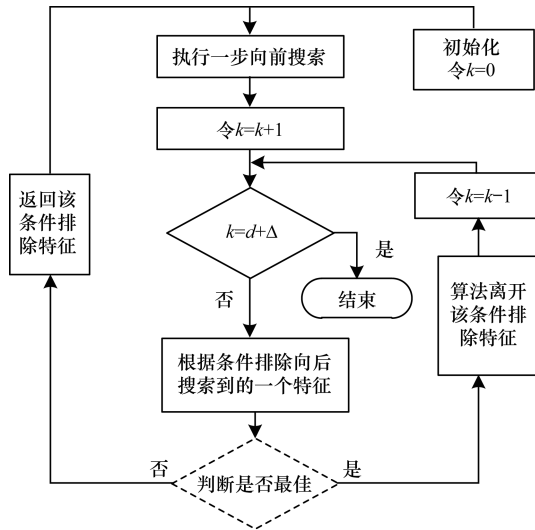


图3 ASFSS 特征搜索算法流程

对于上述特征搜索算法中虚线框内的特征评价方法,文献[13]中使用 K-近邻投票方案,但这种方法应用到步态识别中,区分效果粒度过粗,算法精度低。这里选用不同的权重 ω 来表征同一类别下临近点的重要性,则对于采样点 s_c 属于类别 c 的概率得分可由下式获得:

$$\begin{cases} f(s_c) = \frac{\sum_{i=1}^{N_c-1} z_i \omega_i}{\sum_{i=1}^{N_c-1} \omega_i} \\ \omega_i = (N_c - i)^2 \end{cases} \quad (15)$$

其中, N_c 为类别 c 内的个体数量, ω_i 为第 i 个近邻个体的权重系数。另一数值 z_i 可定义如下:

$$z_i = \begin{cases} 1, & \text{nearest}(s_c, i) \in c \\ 0, & \text{nearest}(s_c, i) \notin c \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\text{nearest}(s_c, i)$ 返回的是距离采样点 s_c 最近的第 i 个个体特征,而这种距离的远近采用欧式距离进行度量:

$$\zeta = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (17)$$

其中, n 表示不同个体所处的维度空间,对于普通的监控视频流, $n = 2$ 。然后基于交叉验证规则进行估计验证^[14]判断特征的重要性。

3 仿真实验与分析

硬件设置:操作系统 Win7, CPU i5-4000 2.4 GHz, RAM 8 GB ddr3 1600,仿真软件选用 Matlab2012a。

3.1 观测角度校正

为验证所提算法在多监控镜头步态识别中的有效性,首先验证算法中双边傅里叶校正算法的有效

性。基于 Casia-B 步态数据库进行角度校正仿真。从 Casia-B 中从不同角度观测到的步态图像如图4所示。

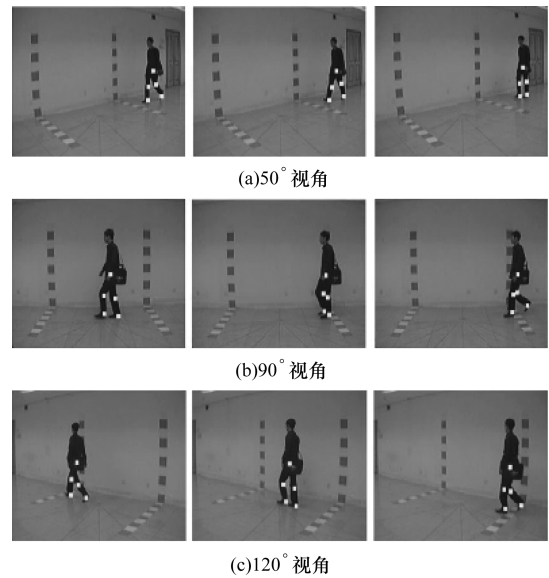
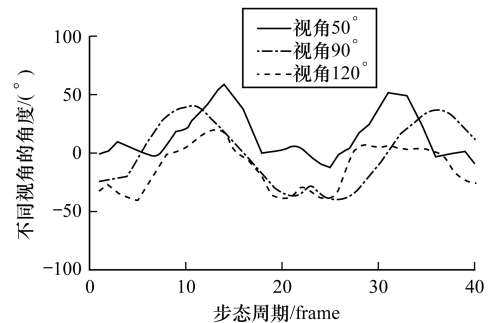
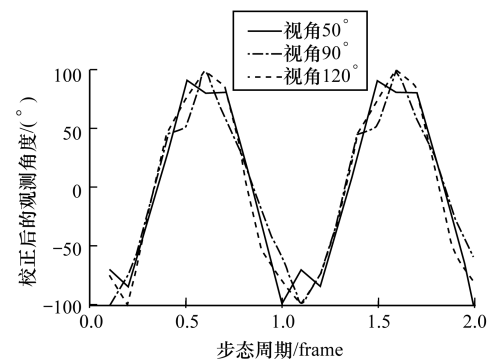


图4 Casia-B 数据库不同视角步态

从图4可以看出,在不同视角下,同一幅图点估计观测角度是不一样的,这种情况广泛存在于多视频镜头监控系统中,当出现镜头切换时,原有的步态识别算法将会失效。图5给出在不进行角度校正和采用本文算法角度校正的不同视角情况(不同视频镜头)下的观测角度大小。



(a)不同视角下步态观测角度



(b)校正后的观测角度

图5 视角校正

图5(a)、图5(b)给出双边傅里叶校正算法仿真

结果。从图 5(a) 中可看出, 在不同视角下, 观测到下肢的摆动角度是不同的, 如果不进行校正, 在进行多镜头切换时, 无法对步态角度进行定位计算, 导致步态识别算法精度大幅降低。图 5(b) 给出的是经过双边傅里叶校正算法后的观测角度, 从图 5 中可看出, 在上述 3 种视角下的观测角度基本保持一致, 经过这种算法处理后, 不同视频镜头中的步态特征能够统一, 可有效提高镜头切换条件下的步态识别准确率。

3.2 步态识别对比

为了验证所提方法的有效性, 基于 Southampton 室内步态数据库进行步态运动目标分类识别, 该数据库包含 160 个步态视频序列数据源, 共有 20 人每人 8 个视频序列。对图像序列应用特征选择方法以获取最具歧视性的步态特征子集, 特征提取的相关矩阵的类间可视化图形如图 6 所示。黑暗方格反映较高的分离程度, 其具有较高的鉴别力。同时, 对角线明亮的方格反映的是相同的步态类别间为零距离, 分离程度最低。

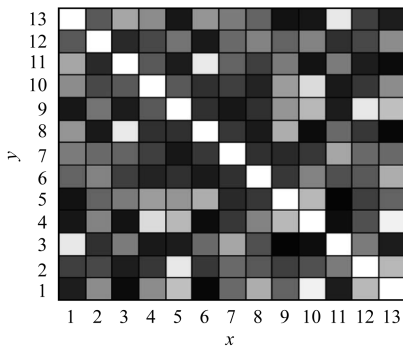


图 6 Southampton 步态识别相关矩阵

为进一步评估所选择特征子集的分类能力, 基于 K-近邻分类器 (KNN) 和交叉验证规则对特征子集的分类正确率 (CCR) 进行计算。由于 KNN 算法在分类应用过程中的简单与快速性, 且便于与现有方法进行对比。因此, 本文在步态分类过程中仍以 KNN 算法为基础, 而以交叉验证规则为辅助, 提高分类评价精度。对比算法选取文献 [15] 和文献 [16] 算法, 分类识别结果如表 1 所示。

表 1 步态分类识别对比结果 %

算法	分类正确率
文献 [15] 算法	83.7
文献 [16] 算法	88.2
本文算法 (无视角校正)	51.3
本文算法 (有视角校正)	96.3

表 1 给出 $k=5$ 情况下的 Southampton 室内步态数据库 160 个序列步态视频的识别率, 对比算法识别率分别为 83.7% 和 88.2%, 而本文算法在无视角校正时的步态识别率为 51.3%, 而增加视角校正后

的识别率在 96% 以上, 要远远好于对比算法, 验证了所提算法的有效性。为进一步评估使用不同规模数据集和所提方法的识别性能, 对 Southampton 室内步态数据库进行随机节选, 选取 $N = [30, 50, 70, 90, 110]$ 5 组子集作为仿真对象, 仿真对比算法仍然选取文献 [15] 和文献 [16] 算法, 识别率对比结果如图 7 所示, 图 7 结果为上述算法各运行 10 次的识别率均值。

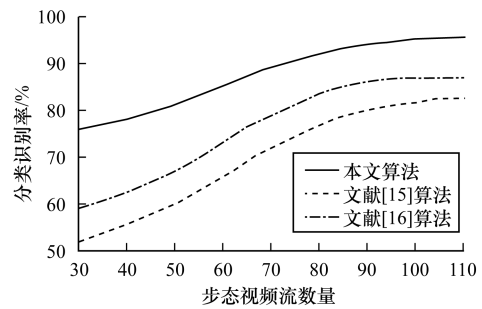


图 7 不同规模数据集分类识别率

图 7 给出 3 种算法在不同视频数据集规模下的步态分类识别准确率。从图 7 中可以看出, 在视频流较少时, 如数量为 30 时, 3 种算法的分类识别率都很低, 本文算法在数量为 30 时识别率为 75.8%, 文献 [15] 算法的分类识别率为 52.3%, 而文献 [16] 的分类识别率为 58.7%。随着数据库中视频流的增加, 3 种算法的分类识别率都在增加, 最终趋于饱和, 当数量为 110 接近原始数据库时, 本文算法的识别率为 96% 左右, 文献 [15] 算法的分类识别率为 83%, 而文献 [16] 的分类识别率为 88%, 都接近于原始数据库下的视频分类识别率。产生上述现象的原因是随机选取的测试数据库在数据间的规则保持上较差, 导致识别率降低, 但总体上本文算法的分类识别率始终要好于对比算法。

4 结束语

本文提出一种基于双边傅里叶校正运动点估计类 Haar 特征模板匹配算法, 该算法有效解决了多镜头视频监控下的步态角度观测不一致问题, 实现了镜头切换条件下的平滑过渡。通过在标准测试库中选取对应实验对象的实验结果表明, 该算法能够有效提高识别精度, 从而验证了算法的有效性。下一步将在实际监控系统中进行仿真测试, 验证本文算法的实际应用效果。

参考文献

- [1] MATOVSKI D S, NIXON M S, MAHMOODI S. The Effect of Time on Gait Recognition Performance [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(2): 543-552.
- [2] KUSAKUNNIRAN W, WU Qiang, ZHANG Jian. A New View-invariant Feature for Cross-view Gait

- Recognition [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2013, 8(10):1642-1653.
- [3] HU Haifeng. Enhanced Gabor Feature Based Classification Using a Regularized Locally Tensor Discriminant Model for Multiview Gait Recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(7):1274-1286.
- [4] 马勤勇, 王申康, 聂栋栋. 基于瞬时步态能量图的远距离身份识别[J]. 电子学报, 2007, 35(11):2078-2081.
- [5] LEE H S, BAEK J H, KIM E. A Probabilistic Image Weighting Scheme for Robust Silhouette-based Gait Recognition [J]. Multimedia Tools & Applications, 2014, 70(4):1399-1419.
- [6] GOFFREDO M, BOUCHRIKA I, CARTER J N. Performance Analysis for Automated Gait Extraction and Recognition in Multi-camera Surveillance [J]. Multimedia Tools and Applications, 2010, 50(1):75-94.
- [7] HADID A, GHAHRAMANI M, BUSTARD J. Improving Gait Biometrics Under Spoofing Attacks [J]. Image Analysis and Processing, 2013, 21(5):1-10.
- [8] ZHAO Hongguo, CUI Peng. Risk-sensitive Fixed-point Smoothing Estimation for Linear Discrete-time Systems with Multiple Output Delays [J]. Journal of Systems Science and Complexity, 2013, 26(2):137-150.
- [9] EVDOKIMOV S. Haar Multiresolution Analysis and Haar Bases on the Ring of Rational Adeles[J]. Journal of Mathematical Sciences, 2013, 19(2):215-219.
- [10] 王科俊, 刘丽丽, 袁晚焯. 基于步态能量图像和2维主成分分析的步态识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(12):2503-2509.
- [11] SENGUPTA D P, SENGUPTA D, GHOSE P. Bilaterally Symmetric Fourier Approximations of the Skull Outlines of Temnospondyl Amphibians and Their Bearing on Shape Comparison [J]. Journal of Biosciences, 2005, 30(3):377-390.
- [12] GILBERT A C, INDYK P, IWEN M. Recent Developments in the Sparse Fourier Transform: A Compressed Fourier Transform for Big Data [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(5):91-100.
- [13] 余涛, 邹建华. 基于 Bayes 规则与 HMM 相结合的步态识别方法研究[J]. 计算机学报, 2012, 35(2):386-395.
- [14] 张云龙, 李萍, 张善文. 基于正交判别局部保持映射的步态识别方法[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(5):1644-1651.
- [15] WANG L, NING H, TAN T. Fusion of Static and Dynamic Body Biometrics for Gait Recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2004, 14(2):149-158.
- [16] YAM C Y, NIXON M S, CARTER J N. Automated Person Recognition by Walking and Running via Model-based Approaches [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(5):1057-1072.

编辑 索书志

(上接第230页)

- [7] KANG Xiangui, LI Yinxiang. Enhancing Source Camera Identification Performance with a Camera Reference Phase Sensor Pattern Noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(2):393-420.
- [8] LAWGALY A, KHELIFI F, BOURIDANE A. Weighted Averaging-based Sensor Pattern Noise Estimation for Source Camera Identification [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014:5357-5361.
- [9] 周翠娟, 周治平. 基于模式噪声大分量的手机相机来源检测[J]. 计算机工程, 2013, 39(3):306-310.
- [10] TUAMA A, COMBY F, CHAUMONT M. Camera Model Identification Based Machine Learning Approach with High Order Statistics Features [C]//Proceedings of European Signal Processing Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016:1183-1187.
- [11] BONDI L, BAROFFIO L, GUERA D, et al. First Steps Towards Camera Model Identification with Convolutional Neural Networks [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, PP(99):1.
- [12] ZHANG Xingyu, SUN Mingting, FANG Lu, et al. Joint Denoising and Demo-sacking of Noisy CFA Images Based on Inter-color Correlation [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014:5784-5788.
- [13] 陈宗民, 周治平. 噪声方差和纹理复杂度分析的源相机识别[J]. 计算机应用, 2012, 32(6):1563-1566.
- [14] GHARIBI F, AKHLAGHIAN F, RAVAN J J, et al. Using the Local Information of Image to Identify the Source Camera [C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010:515-519.
- [15] CHEN M, FRIDRICH J, GOLJAN M, et al. Determining Image Origin and Integrity Using Sensor Noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2008, 3(1):74-90.
- [16] GLOE T, BOHME R. The Dresden Image Database for Benchmarking Digital Image Forensics [C]//Proceedings of ACM Symposium on Applied Computing. New York, USA: ACM Press, 2010:1584-1590.

编辑 陆燕菲