

基于双特征匹配层融合的步态识别方法

李洪安¹, 杜卓明², 李占利¹, 惠巧娟³, 白佳豪¹

(1. 西安科技大学计算机科学与技术学院, 陕西 西安 710054;

2. 江苏理工学院计算机工程学院, 江苏 常州 213001;

3. 中国矿业大学银川学院机电动力与信息工程系, 宁夏 银川 750021)

摘 要: 步态识别是根据人类走路的姿态来进行远距离的身份识别。针对轮廓不完整的图像和关键帧容易造成部分信息丢失而引起的识别率下降问题, 提出一种基于双特征匹配层融合的步态识别方法。步态既有静态图像特征, 又有动态速度变化特征, 因此本文提出用匹配层融合方法将静态的 Hu 矩 6 个不变矩特征和动态的帧差百分比特征融合后进行步态身份识别。首先对一个周期内的归一化步态图像进行 Hu 矩特征以及帧差百分比的特征提取, 将 Hu 矩 6 个不变矩特征描述成一个特征向量, 然后运用匹配层融合算法对 2 个特征进行融合; 最后使用 K 近邻分类器进行身份识别。实验表明, 该方法较单一方法能够有效地提高步态识别正确率。

关 键 词: 步态识别; Hu 矩特征; 帧差百分比特征; 匹配层融合

中图分类号: TP 391

DOI: 10.11996/JGj.2095-302X.2019030441

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2019)03-0441-06

Research on Gait Recognition Algorithm Based on Double Features Using the Layer Matching Fusion Method

LI Hong-an¹, DU Zhuo-ming², LI Zhan-li¹, HUI Qiao-juan³, BAI Jia-hao¹

(1. College of Computer Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710054, China;

2. Computer Engineering School, Jiangsu University of Technology, Changzhou Jiangsu 213001, China;

3. Department of Mechatronics Power and Information Engineering, China University of Mining and Technology Yinchuan College, Yinchuan Ningxia 750021, China)

Abstract: The gait recognition method is a kind of identity recognition method according to the walking postures in the distance. For the low recognition rate caused by the incomplete outline image and the selected key frame which would easily lose information, we propose a gait recognition method based on double features using the layer matching fusion method. The gaits have both the static image characters and the dynamic speed characters, and we use the layer matching method to fuse 6 invariable moment features of the Hu moment with the frame difference percentage features. Firstly, the Hu moment features and the frame difference percentage features are extracted from a period of the normalized gait images, and the 6 invariable moment features are described as one feature vector. Secondly, the layer matching fusion method is used to fuse the tow features. Lastly, the k-Nearest neighbor method is used for the identity recognition. The experiments show that our method could efficiently raise the recognition rate.

Keywords: gait recognition; Hu moment feature; frame difference percentage; layer matching fusion

收稿日期: 2018-09-07; 定稿日期: 2018-10-06

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2019JM-162); 中国博士后科学基金项目(2016M601845); 宁夏高等学校科学研究项目(NGY2017234); 西安科技大学博士启动金项目(2019QDJ007)

第一作者: 李洪安(1978-), 男, 山东武城人, 副教授, 博士, 硕士生导师。主要研究方向为图形图像处理与计算机视觉等。E-mail: an6860@126.com

通信作者: 杜卓明(1980-), 男, 江苏徐州人, 副教授, 博士。主要研究方向为最优化理论、模式识别。E-mail: duzhuoming423dzm@126.com

1 相关工作

步态识别作为一种新兴的生物特征识别技术,旨在根据人类走路的姿态来进行远距离的身份识别,具有其他生物认证技术所不具有的独特优势,即在远距离或低视频质量情况下的识别潜力^[1]。步态识别技术的明显优势有:①步态识别不需要被监测人的配合,不需要强制接触识别设备,应用条件更广泛;②步态识别技术可以对远距离的行人进行身份识别,甚至能监测更广范围的行走人的身份;③人的步态特征是身体各部位的协调动作,具有独特性,难以模仿和伪造^[2]。在智能门禁系统\视觉监控系统以及高级人机交互等应用中,步态成为人的重要生物信息。在公共场合,步态信息更容易获取,步态识别在火车站、商场等场合下的安全识别在未来具有广泛的应用前景^[3]。

人的行走过程不但是一个周期性的运动,并且需要身体各个部位的配合,因此,在行走时人的手臂、腿部是呈周期性摆动的,高度之类的人体参数也是随着行走而周期性的变化。反映在图像上,就是人在行走时轮廓的明显变化。每个人的步态特征是不同的,因此人体轮廓的变化也是各有差异,找到人在行走时轮廓的变化规律就能在一定程度上区分步态,同时也说明了步态特征不仅是基于腿部的行走特征,上身的运动也同样的重要。陈玲和杨天奇^[4]使用质心到头顶和两脚之间的距离作为特征,但未考虑行走过程中手臂的配合摆动。HU 等^[5]提出了一种基于轮廓的步态识别算法,利用目标质心到轮廓边缘上各点的距离作为特征,该方法虽然有效,但由于采用的数据过多,丢失了轮廓上的一些关键信息,导致计算量大且数据复杂,同时也丢失了部分动态信息。赵志杰等^[6]提出了基于图像轮廓多特征的步态识别算法,从图像轮廓的基础上选取了图像步态的3个特征。SABIR 等^[7]将轮廓宽度、腿部的像素帧差和小波变换的图像统计特征融合,取得了较好的效果,但其中的部分轮廓宽度无法准确的提取,帧差特征识别率过低。URTASUN 和 FUA^[8]采用了时间运动模型来同步视频序列,该模型可用于跟踪,及恢复运动参数以便识别,但该方法仅克服了利用动态特征的局限性。

基于轮廓特征的识别方法对轮廓有着较高的依赖,轮廓不完整的图像或者关键帧,容易造成部分信息丢失以及识别率下降的影响,并且视频步态

既包含静态图像特征,又包含动态的速度特征。针对以上问题,本文采用基于轮廓多特征融合的步态识别方法,通过提取静态关键帧的轮廓图像不变矩特征与动态的帧差百分比特征,利用匹配层特征融合方法来识别不同的个体。从而避免因轮廓不完整和仅静态特征等因素造成识别率过低的影响,相对于单一特征的识别,有效地提高了识别率。

2 步态识别的基本流程

步态识别包括4个步骤:视频图像的获取、目标提取、步态特征的提取和分类识别^[9]。图1为步态识别的基本流程。首先,监控设备捕捉人行走时的步态视频,再将步态视频分解为一帧帧的图像,并使用目标检测的方法从图像中提取目标图像,然后根据提前设计好的特征提取方法进行特征提取,最后再通过分类器进行分类识别。

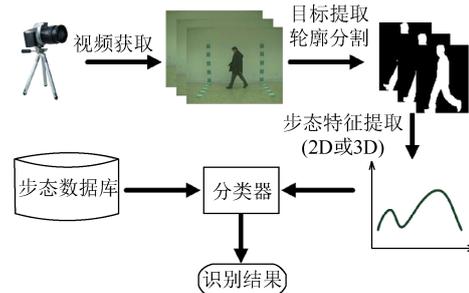


图1 步态识别的基本流程

3 Hu 矩特征

图像特征是用一组数据来描述整个图像变量,其图像特征广泛应用于步态识别中。这组数据要求越简单越好,并且要有较高的代表性。在图像识别发展过程中,不断地有特征被提出,图像不变矩特征就是其中之一^[10]。

矩是概率与统计中的一个概念,是随机变量的一种数字特征^[11]。设 X 为随机变量, c 为常数, k 为正整数。则 $E[(X-c)^k]$ 称为 X 关于 c 点的 k 阶矩。

当 $c=0$ 时, $a_k=E(X)^k$ 称为 X 的 k 阶原点矩。

当 $c=E(X)$ 时, $\mu_k=E[(X-E(X))^k]$ 称为 X 的 k 阶中心矩。

针对于一幅图像,可将像素的坐标看成是一个二维随机变量 (X,Y) ,那么一幅灰度图像可以用二维密度函数来表示,因此可以用矩来表示灰度图像的数字特征。不变矩是一组高度浓缩的图像特征,具有平移、灰度、尺度、旋转不变性^[12]。

Hu 矩是由二阶和三阶中心矩推导得出的。广

泛的应用于图像匹配、识别等领域。

定义. 对于任意非负整数 $p, q, f(x,y)$ 为二维图像, 在平面 R 上的 $p+q$ 阶矩为

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x,y) dx dy \quad (p,q=0,1,\dots,Z) \quad (1)$$

其中, $f(x,y)$ 为图像灰度值, 仅在有限 R 平面上分段连续; Z 为任意非负整数。由于 m_{pq} 并不是平移不变性的, 因此 $p+q$ 阶中心矩为

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x,y) dx dy \quad (p,q=0,1,\dots,Z) \quad (2)$$

归一化中心矩 n_{pq} 为

$$n_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r} \left(r = \frac{p+q+2}{2}, p+q=2,3,\dots,Z \right) \quad (3)$$

7 个不变矩的推导表达式为

$$\begin{cases} \phi_1 = n_{20} + n_{02} \\ \phi_2 = (n_{20} - n_{02})^2 + 4n_{11} \\ \phi_3 = (n_{30} - 3n_{12})^2 + (3n_{21} - n_{03})^2 \\ \phi_4 = (n_{30} + n_{12})^2 + (n_{21} + n_{03})^2 \\ \phi_5 = (n_{30} - 3n_{12})(n_{30} + n_{12})[(n_{30} + n_{12})^2 - 3(n_{21} + n_{03})^2] + \\ \quad (3n_{21} + n_{03})(n_{21} + n_{03})[3(n_{30} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2] \\ \phi_6 = (n_{20} - n_{02})^2 [(n_{30} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2] + \\ \quad 4n_{11}(n_{30} + n_{12})(n_{21} + n_{03}) \\ \phi_7 = (3n_{12} - n_{30})(n_{30} + n_{12})[(n_{30} + n_{12})^2 - 3(n_{21} + n_{03})^2] + \\ \quad (3n_{21} - n_{03})(n_{21} + n_{03})[3(n_{03} + n_{21})^2 - (n_{12} + n_{30})^2] \end{cases} \quad (4)$$

此 7 个不变矩构成一组特征量, 具有旋转、缩放和平移不变性^[12]。由 Hu 矩组成的特征量对图像进行识别, 能够有效和快速地识别大的轮廓图像。

根据以上 Hu 矩理论, 求出样本步态轮廓图像的 Hu 不变矩来进行特征识别。首先将样本一个步态周期内的归一化轮廓图像进行叠加, 如图 2 所示。然后对叠加后的一帧图像进行 Hu 矩求解, 得到 7 个不变矩值。



图 2 2 个不同样本叠加后轮廓图像

表 1 为 2 个不同样本的 Hu 矩特征值, 表 2 为 2 个相同样本不同序列的 Hu 矩特征值。从表 1 和表 2 可以看出, 对于 2 个相同的样本的不同序列, 样本 Hu 矩特征具有相近性, 而对于不同样本来说,

样本 Hu 矩的值差异明显, 因此 Hu 矩可以作为一个衡量人体在行进过程中的步态的特征, 用来辨别不同个体。由于第 7 个 Hu 矩特征值为 0, 故本文取前 6 个不变矩特征值。

表 1 同一样本 2 个不同序列 Hu 矩特征值

Hu 矩特征	序列 1	序列 2
ϕ_1	0.046 228 5	0.047 973 3
ϕ_2	0.005 808 09	0.007 177 68
ϕ_3	0.001 440 94	0.001 911 33
ϕ_4	4.16323e-06	7.06487e-06
ϕ_5	0.000 308 993	0.000 416 694
ϕ_6	4.52845e-07	2.10279e-07
ϕ_7	0	0

表 2 不同样本 Hu 矩特征值

Hu 矩特征	样本 a	样本 b
ϕ_1	0.191 442	0.051 537 6
ϕ_2	0.009 623 24	0.002 813 99
ϕ_3	0.000 240 663	0.000 567 855
ϕ_4	3.50829e-07	6.81206e-07
ϕ_5	9.70394e-05	0.000119743
ϕ_6	1.05149e-07	2.26339e-07
ϕ_7	0	0

4 帧差百分比特征

人体在运动时是一个动态的过程, 而加速度就是用来衡量人体在空间中运动变化的一个变量。帧差特征通过分析人体运动时相邻 2 帧图像的重叠率来计算人体运动时的加速度量, 作为识别每个个体的特征。

加速度用来度量物体运动速度变化快慢, 表示单位时间内速度的变化量。人体在运动时, 若抬起脚步的加速度越大, 则帧间变化越明显, 反之则不明显。从图像来看, 图像的重叠面积则不同, 因此在一定程度上可分别个体^[13]。

设图像尺寸长度为 M , 高度为 L , 样本所选帧数为 n , 用 $T_j(m,l)$ 表示第 j 帧图像在点 (m,l) 处的像素值, 则

$$E = \frac{1}{nML} \sum_{j=1}^n \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L |T_{j+1}(m,l) - T_j(m,l)| \quad (5)$$

其中, E 为该序列的帧差特征值。该特征在维数上不高, 不需要降维处理, 并且在匹配时计算量小, 在提取时也较为容易。3 个不同个体的帧差特征见表 3。

从表 3 中可以看出, 人体运动的加速度不同时, 所得到的帧差特征是不同的, 在人体运动的加速度相近时, 得到的帧差特征值相近。在一定程度上看

来, 帧差特征可以作为识别 2 个不同个体的特征, 但是由于该特征维数太低, 难免会出现不同样本特征相近的情况, 因此不直接使用帧差特征来识别样本个体, 而是与 Hu 矩特征进行融合后, 来提高总的识别率。

表 3 3 个不同样本 3 个序列的帧差特征

序列	样本 1	样本 2	样本 3
序列 1	15.418 1	16.484 9	12.068 0
序列 2	15.568 6	15.274 2	11.498 4
序列 3	15.022 2	15.171 5	11.397 8

5 特征融合

在步态识别过程中, 根据本文所选取的特征要求, Hu 不变矩特征与帧差特征在维数上相差过大, 选取匹配层融合的方法。

匹配层融合算法在目前领域研究最广泛, 匹配层的融合方法既避免了将不同类别的特征融合在一起的复杂运算, 又能比决策层融合考虑更多的变量^[14]。匹配层融合的基本过程如图 3 所示。

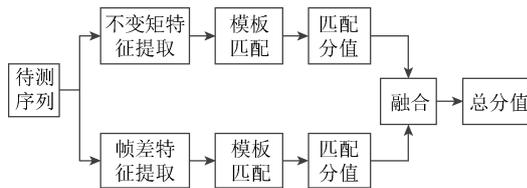


图 3 匹配层融合过程

匹配层融合是将不同特征的分值按照一定运算进行融合的方法, 最后用一个总分值来代表每个特征的值。融合规则为

$$r = \sum_{\Omega=1}^N C_{\Omega} \tag{6}$$

其中, r 为融合后的总匹配分值; C_{Ω} 为第 Ω 个特征的分值; N 为特征的个数, 其表达意义为将各个特征的匹配分值按照加法的规则相加求和, 求出最终的分值 r 。

进行分配权值后的加法准则为

$$r = \sum_{\Omega=1}^N a_{\Omega} C_{\Omega} \tag{7}$$

其中, a_{Ω} 为对应特征的权值大小。在匹配层融合过程中, 匹配分值代表某种特征按照某种距离的方式进行匹配后得到的相似性度量值。

设帧差百分比特征的匹配分值为

$$C_z = 1 - \frac{|\alpha - \bar{\alpha}|}{\bar{\alpha}} \tag{8}$$

其中, α 为待测序列的帧差百分比特征值; $\bar{\alpha}$ 为待测序列经过分类后, 所属类别的帧差百分比特征均

值。当待测序列的特征值越接近均值时, 待测序列的匹配分值相应的越高, 也就代表着匹配更加准确。

设 Hu 矩特征的匹配分值为 C_{Hu} , 则

$$C_{Hu} = \frac{1}{6} \sum_{n=1}^6 \left(1 - \frac{|\beta_n - \bar{\beta}_n|}{\bar{\beta}_n} \right) \tag{9}$$

其中, β_n 为第 n 个 Hu 矩特征值; $\bar{\beta}_n$ 为待测序列所属类别的第 n 个 Hu 矩特征均值。同样的当 Hu 矩特征的 6 个值都与均值接近时, 该特征的匹配分值越大, 反之越小。

为了使每种特征的贡献程度达到最高, 本文在求和过程中使用分配权值的方法。考虑到 Hu 矩特征在识别过程中属于主要的识别特征, 具有作为单一特征识别个体的能力, 而帧差百分比特征作为次要特征, 单一识别个体的能力较弱, 经过实验, 设定 4 : 6 的权值参数来进行加法准则的融合。

设总分值为 C , 融合公式为

$$C = \varepsilon_1 C_z + \varepsilon_2 C_{Hu} \tag{10}$$

其中, ε_1 为帧差特征匹配分值的权值; ε_2 为 Hu 矩特征的匹配分值的权值。最后通过总分值中所占比例最大的匹配分值来进行个体的识别。

6 K 近邻分类器

对得到的特征利用分类器进行分类, 得到最后的识别结果。由于 K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类器主要靠周围有限的邻近的样本, 而不是靠判别类域的方法来确定所属类别的, 只依据最邻近的一个或者几个样本的类别来决定待分样本所属的类别。KNN 方法在定类决策上虽然依赖于极限定理, 但在类别决策时, 只与极少量的相邻样本有关。因此对于本文中的类域交叉或重叠较多的待分样本集来说, KNN 方法较其他方法更为适合。其优点为精度高、对异常值不敏感、无数据输入假定, 经实验, 本文选用 K 近邻分类器。

KNN 算法的思想是: 如果一个样本在特征空间中的 K 个最相似(即特征空间中最邻近)的样本中的大多数属于某一个类别, 则该样本也属于此类别。判别图 4 中那个绿色的圆是属于哪一类数据, 首先应从其邻居看起。但一次性看多少个邻居呢? 从图 4 中可看出: 如果 $K=3$, 绿色圆点的最近的 3 个邻居是 2 个红色小三角形和 1 个蓝色小正方形, 少数从属于多数, 基于统计的方法, 判定绿色的这个待分类点属于红色的三角形一类; 如果 $K=5$, 绿色圆点的最近的 5 个邻居是 2 个红色三角形和 3 个

蓝色的正方形,基于少数从属于多数的方法,判定绿色的这个待分类点属于蓝色的正方形一类。

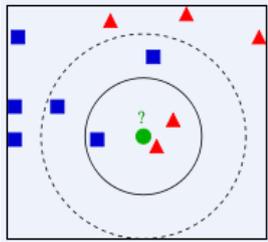


图4 K近邻算法示意图

K近邻算法具体步骤如下:

步骤 1. 计算已知类别数据集中的点与当前点之间的距离;

步骤 2. 按照距离递增次序排序;

步骤 3. 选取与当前点距离最小的 K 个点;

步骤 4. 确定 K 个点所在类别的出现频率(K 用于选择最近邻的数目, K 的选择非常敏感。 K 值越小意味着模型复杂度越高,从而容易产生过拟合; K 值越大则意味着整体的模型变得简单,学习的近似误差会增大。在实际应用中,一般采用一个比较小的 K 值,用交叉验证的方法,选取一个最优的 K 值);

步骤 5. 返回前 K 个点出现频率最高的类别作为当前点的预测分类。

在 K 近邻算法中, K 值的选择、距离度量标准和分类决策规则是该算法的 3 个重要组成。在本文中,距离度量使用欧式距离,分类决策规则采用多数表决的方式,即由实例的 K 的最近邻的训练实例中的多数类决定最终实例的类别。因此最终 K 值的选取会对算法的结果产生重要的影响,通常选取奇数的 K ,避免出现表决票数相同的情况。当 K 值较小则意味着只有与测试实例距离相近的训练实例才会对预测产生影响,容易发生拟合;如果 K 值过大,则避免了过拟合的影响,可以减少误差,但是离测试实例较远的训练集也会对预测起作用,使预测出现偏差。经过实验,本文选取 K 值为 3 作为 K 近邻分类的参数。

7 实验与分析

本文所用的数据集是中国科学院自动化研究所提供的 CASIA Dataset B 数据集。该数据集是一个大规模、多视角的步态数据库,其中包含 124 个对象在 11 个视角 (0° , 18° , 36° , ..., 180°)、3 种行走条件下(普通状态、穿大衣状态、背包状态)采集,其中每个对象有 6 个正常行走的图像序列,

2 个穿大衣行走的图像序列,2 个背包行走的图像序列。本文采用此数据集中的 90° 视角的 6 个行走序列进行实验。因为数据库中的对象在行走过程中速度不可能是匀速的,速度是变化的,故,在实验部分也就是对一个加速不同的视频序列,不同人速度接近的视频序列进行了实验。实验环境采用的是 Windows7、64 位操作系统、8 GB 内存。实验软件使用基于 MFC 工程和 Opencv2.0 环境下的 VisualStudio2015。本文将每个训练对象的正常步态序列添加至训练库,并使用新的步态序列进行步态识别。

首先,使用单一 Hu 矩特征进行 K 近邻法识别,结果见表 4。

表 4 Hu 矩特征步态识别结果

训练集数量(组)	正确识别次数	步态识别正确率(%)
5	4	80.0
10	7	70.0
15	11	73.3
20	13	65.0
25	16	64.0
30	17	56.7

从表 4 可看出,在单一 Hu 矩特征的情况下进行步态识别,随着训练集中个体数目的增加,总的识别率呈显下降趋势,只有在总体数目较少的情况下,匹配率才能达到良好。导致识别率不高和识别率下降的主要原因有:

- (1) 轮廓图像数据库中某些图像序列存在噪声点,影响匹配结果;
- (2) 在图像处理与步态特征提取过程中算法未达到最优,导致提取出的特征不具有较高的准确性;
- (3) K 近邻分类器算法的缺陷导致最终分类失败;
- (4) 单一特征的维度过低,在面对庞大的训练集时,难免会出现某些不同个体特征相似的情况,从而导致识别出错。

针对问题(1)~(3),可以通过优化内部算法进行改进。本文针对问题(4),采用匹配层融合方法将静态的 Hu 矩 6 个不变矩特征和动态的帧差百分比特征融合后进行步态身份识别。表 5 为双特征融合的识别结果。通过对比表 4 和表 5,本文算法对步态识别效果有一定的提高。图 5 为 Hu 矩特征和双特征融合识别正确率对比图。

Hu 不变矩特征能够有效和快速地识别大的轮廓图像,帧差百分比特征能描述步态的动态变化特征,且可以有效地弥补 Hu 不变矩特征对于细节的区分度不够精准的缺点,因此把静态和动态这两种

特征进行融合后相对于单一特征的情况下能够有效地提高识别正确率。由于 Hu 不变矩和帧差百分比步态特征具有简单、维数不高的特点,在面面对过多的样本集时必然会发生特征数据重合的情况,从而在数量级上升的情况下识别率有所下降。但相对于相同的样本集时,本文提出的基于 Hu 不变矩和帧差百分比融合步态特征较仅利用 Hu 矩步态特征在识别率上有明显提高,因此证明本文方法有一定的实用价值。

表 5 双特征融合步态识别结果

训练集数量(组)	正确识别次数	步态识别正确率(%)
5	5	100.0
10	8	80.0
15	12	80.0
20	16	80.0
25	18	72.0
30	21	70.0

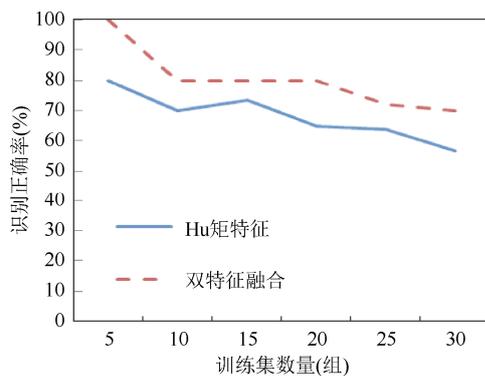


图 5 识别正确率对比图

8 总结和展望

本文通过提取 Hu 不变矩特征与帧差百分比特征,进行训练目标集,并采用静态和动态双特征融合的方式通过 K 近邻算法识别目标集。实验表明,单纯地通过 Hu 不变矩特征进行识别得到的正确率不高,在增加了一个特征之后,多特征融合的步态识别方法能够有效的提高识别率。单一的步态特征较难完整地刻画一个人的特征,现阶段大部分研究者采用多种步态特征融合的方法进行步态识别研究^[15-16]。步态识别与其他生物特征进行融合识别的研究有很大起色,多种生物特征融合的步态识别方法也是未来的一个研究热点^[17-18]。

参考文献

[1] 李占利, 孙卓, 崔磊磊, 等. 基于核协同表示的步态识别[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2017, 42(2):

705-711.
 [2] 李占利, 孙卓, 杨晓强. 基于步态高斯图及稀疏表示的步态识别[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(4): 250-254.
 [3] 瞿春元. 基于轮廓特征与多重分形分析的步态识别方法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2017.
 [4] 陈玲, 杨天奇. 基于质心和轮廓关键点的步态识别[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(19): 173-177.
 [5] HU W M, TAN T N, NING H Z, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505-1518.
 [6] 赵志杰, 孙小英, 金雪松, 等. 多重图像轮廓特征结合的步态识别算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016, 48(4): 182-188.
 [7] SABIR A, AI-IAWAD N, TASSIM S. Gait recognition using spatiotemporal silhouette-based features [EB/OL]. [2018-07-21]. <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/8755/1/Gait-recognition-using-spatio-temporal-silhouette-based-features/10.1117/12.2017950.full?SSO=1>.
 [8] URTASUN R, FUA P. 3D tracking for gait characterization and recognition [J]. The 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004: 17-22.
 [9] 张广元. 步态识别技术研究及系统实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨商业大学, 2017.
 [10] 王向东, 张丽红. 基于 Hu 矩和纹理特征结合的人体异常行为识别[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(4): 179-181.
 [11] 苏培峰, 黄世奇, 王艺婷, 等. 用图像矩特征描述的 SIFT 特征 SAR 图像配准[J]. 电光与控制, 2016(8): 89-91.
 [12] ZHANG Y D, WANG S H, SUN P, et al. Pathological brain detection based on wavelet entropy and Hu moment invariants [J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2015, 26(S1): 1283-1290.
 [13] RAMYA P, RAJESWARI R. A modified frame difference method using correlation coefficient for background subtraction [J]. Procedia Computer Science, 2016, 93: 478-485.
 [14] WU X M, ZHENG W Y. An adaptive perfectly matched layer method for multiple cavity scattering problems [J]. Communications in Computational Physics, 2016, 19(2): 534-558.
 [15] 胡敏, 余子玺, 王晓华, 等. G-LBP 和方差投影交叉熵的人脸识别[J]. 图学学报, 2017, 38(1): 82-89.
 [16] 胡彬, 赵春霞, 孙玲. 基于多特征融合的行人检测[J]. 图学学报, 2013, 34(4): 29-34.
 [17] 曾亚军. 视频序列中基于生物特征的身份识别方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
 [18] 苗迪. 基于特征层与分数层的多模态生物特征融合[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.