

# 基于 HOG 特征的步态能量图身份识别算法<sup>\*</sup>

崔雪红 刘云 常伟 王传旭 李辉

(青岛科技大学信息科学技术学院 青岛 266061)

**摘要:** 由于步态能量图(GEI)是对二值轮廓图像序列相加求平均,然而,二值轮廓图像只能捕获人体轮廓的边界信息,人体的内部边界信息会被完全的丢弃掉,基于 GEI 算法的缺陷,提出了一种基于人体目标图像的方向梯度直方图(HOG)特征的 GEI 识别算法,此算法不仅能捕获人体轮廓的边界信息,而且还能提取人体重合的边界信息。获取人体目标图像的 HOG 特征的步态能量图,首先使用视频前景分割算法提取人体目标图像,然后提取图像序列中每帧人体目标图像的 HOG 特征;最后对图像序列中的每帧 HOG 特征图像相加求平均。在此基础上,依据 GEI 和 HOG 的思想,又实现了对传统步态能量图、二值轮廓图像序列、人体目标图像步态能量图进行 HOG 特征提取及直接构建人体目标图像步态能量图特征的表示,从而提出了 4 种拓展的能量图构建方法,并针对这 5 种算法与经典的 GEI 算法利用 CASIA 步态数据库进行了实验分析对比,实验结果表明算法效果良好。

**关键词:** 步态识别;步态能量图;HOG 特征;生物识别;视频图像分割

**中图分类号:** TP391.41; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Base on gradient histogram energy image algorithm for person identification

Cui Xuehong Liu Yun Chang Wei Wang Chuanxu Li Hui

(The College of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

**Abstract:** In GEI, because binarized silhouettes are averaged over full gait sequence, binarized silhouettes can only capture edge information at the boundary of the person. Based on the defects of GEI algorithm, a gradient histogram energy image algorithm for person identification was proposed. the gradient histogram energy image (GHEI) can capture edge information at the boundary of the person, but also captures edges within the person by means of gradient histograms. The process of gradient histogram energy image on the foreground of each frame (FEF-GHEI) calculation can be detailed as follows: First, the foregrounds are segmented from each frame. And then, we calculate HOG on the foreground of each frame separately. Finally, the resulting gradient histograms are averaged over full gait cycles. On this basis, according to the idea of gait energy image (GEI) and histograms of oriented gradients (HOG), the four variations of energy images proposed. The proposed five experiments and gait energy image (GEI) were run on the widely used CASIA gait database and carry on the analysis comparison, The proposed methods show significant performance improvements over the current state of the art.

**Keywords:** gait recognition; gait energy image; biometrics recognition; histogram of oriented gradients; video segmentation

## 1 引言

当今流行的生物特征识别方法中,如通过指纹、虹膜、人脸、DNA 等对个人身份的识别<sup>[1-6]</sup>,都取得了很多丰硕的成果,然而这些方法都有一个共同的缺点,它们都需要被识别者的参与和协作,步态识别,作为一种新兴的生物特征识别方法,主要是通过个人行走的姿态来对个人的身份进行识别,它具有远距离识别、不可侵犯性、难以隐蔽并且采集

装置简单等优点。鉴于这些其他生物特征识别方法均有不可比拟的优点,步态识别引起了模式识别研究者和计算机视觉研究者的广泛的关注。

目前步态识别算法可以归为两大类,即基于模型(model-based)和基于非模型(model-free)的方法。基于模型的方法是利用合适的模型表达人体,跟踪分析模型的参数,利用这些参数进行识别。这种方法能够适应视角的变化,但是要求高质量的行走视频序列图像,而且在建立模型

收稿日期:2016-12

\* 基金项目:国家自然科学基金(61472196)资助项目

时计算量也很大,很难实现好的结果。在最近的几年里,基于非模型的方法显示出优越的表现。基于非模型的方法<sup>[7-11]</sup>是直接对步态视频序列进行分析而不需要预先假定任何特定的模型,其主要的有隐马尔可夫模型(HMM)、Radon变换、动态和静态的二值轮廓模板和步态能量图识别算法。其中步态能量图<sup>[12-13]</sup>(gait energy image, GEI)是步态检测中最非常常用的特征,提取方法简单,也能很好的表现步态的速度,形态等特征。步态能量图识别主要是把步态特征考虑成一系列的二值轮廓模板图像,然后把把这些二值轮廓模板图像加起来进行平均,从而GEI能够把整个的行走运动展现在一张图片上,步态能量图不仅包含人行走时的所有特征,而且减少了存储空间和计算时间,同时还降低了对每一帧二值轮廓图像噪声的敏感性。因此,尽管步态能量图特征有许多优点,但是正是这种图像相加再进行平均化,使得丢失了一些有用的信息。由于每帧提取的是二值轮廓图像,它只能捕获人体轮廓的边界信息,二值轮廓图像的内部边界信息被完全的丢弃掉,使得识别率降低,此外目标分割的质量和步态能量图的描述都影响识别的准确性。为了克服上述缺点,提高识别的准确率,本文结合梯度方向直方图(HOG)与GEI的思想,提出了一种基于人体目标图像的HOG特征的步态能量图识别方法。但是文献<sup>[13]</sup>只能捕获人体轮廓的边界信息,二值轮廓图像的内部边界信息被完全的丢弃掉,其算法是把提取的二值轮廓图像序列进行相加求平均,而本文算法不仅能捕获人体轮廓的边界信息,而且还能提取人体重合的边界信息,其算法是对视频序列中每帧人体目标图像进行HOG特征提取,然后再对每帧的HOG特征进行相加求平均,得到具有HOG特征的步态能量图,从而本算法能够提取到更有判别力的特征。

## 2 梯度直方图能量图像

人体行走是一个周期性的运动,因此捕获步态信息时需要至少一个周期的图像序列。为了避免行走动作的偶然性,反映出其人普遍的运动信息,通常采取多个周期的运动信息,步态能量图是这种方法的典型代表。计算步态能量图的步骤如下:首先,使用视频前景分割算法提取人体目标图像;其次,用腐蚀、膨胀等形态学算子去除提取出的人体目标图像中包含的噪声和小空洞;然后,将提取出的二值轮廓图像缩放为统一的标准尺寸,称为模板化二值轮廓图像;最后,把一个视频里提取出的所有模板化二值轮廓图像相加求平均即可求得。步态能量图计算公式为:

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

式中: $I = (x, y)$ 为模板化二值轮廓图像序列, $T$ 是模板化二值轮廓序列图像的数目, $t$ 代表模板化二值轮廓图像序列的第 $t$ 帧, $x, y$ 代表二维图像平面坐标。

### 2.1 步态梯度直方图能量图像

实质上,步态梯度直方图能量图像是GEI和HOG的一个结合。在GEI中,由于人体目标分割时提取的是二值人体轮廓图像,它只能捕获人体轮廓的边界信息,人体轮廓的内部信息被完全的丢弃掉。众所周知,梯度方向直方图已被证明是一个高效的捕捉边界信息的方法,因此,HOG结合GEI的基本思想形成的梯度直方图能量图身份识别是一个鲁棒的、高效的特征提取方法。

HOG特征提取算法<sup>[14]</sup>的实现过程如下:

1)计算图像每个像素的梯度(包括大小和方向);主要是为了捕获轮廓信息,同时进一步弱化光照的干扰。

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (2)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) + \pi \quad (3)$$

其中, $G_x(x, y) = I(x-1, y) - I(x+1, y)$ 和 $G_y(x, y) = I(x, y-1) - I(x, y+1)$ 。每个像素的梯度方向离散为9个方向:

$$\hat{\theta}(x, y) = \left\lfloor \frac{9 \cdot \theta(x, y)}{2\pi} \right\rfloor \quad (4)$$

2)将图像划分成小cells(本文采用 $8 \times 8$ 像素/cell,且cell之间不重叠)。

3)统计每个cell的梯度直方图bin数(不同梯度方向的个数),每个cell分成9个bin,代表9个不同的方向,也就是每 $360^\circ/9=40^\circ$ 分到一个方向,每个方向直方图大小按像素梯度幅值加权,最后归一化直方图,即可形成每个cell的descriptor。

4)将每 $2 \times 2$ 个cell组成一个块block,block块之间可以重叠,一个block内所有cell的特征描述符串联起来得到该block的HOG特征描述符。

5)将帧图像内的所有block的HOG特征描述符表示为 $h(x, y, b)$ ,其中, $(x, y)$ 表示直方图块(block)中的坐标值, $b \in \{1 \cdots 36\}$ ,即 $b$ 是梯度方向直方图bin的索引号。

有效提取人体目标特征是步态身份识别的关键,可以提高其识别率。鉴于传统成功的步态能量图特征的身份识别算法的缺陷,提出了一种基于人体目标图像的HOG特征的步态能量图身份识别算法,此算法不仅能捕获人体轮廓的边界信息,而且还能提取人体重合的边界信息,此外,人体目标图像比二值轮廓图像能够表现出更丰富的信息。

人体目标图像的HOG能量图(FEF-GHEI)构建过程如下:

1)本文使用自适应高斯混合模型和帧间梯度信息的人体目标分割算法<sup>[15]</sup>从视频中提取人体目标图像。该分割算法分割效果较好,能消除人体目标分割时产生的影子并还能消除光照突变的影响。

2)用腐蚀、膨胀等形态学算子去除提取出的人体目标图像中包含的噪声和小空洞。

3)质心尺度模块化图像。模板化操作是通过计算出目标侧像的质心及其长宽比,然后再选择合适的模板边长将人体目标图像缩放到一个固定的模板中,称为模板化人体目标图像。

4)对从视频里获取的所有模板化人体目标图像进行 HOG 特征提取,然后将每帧 HOG 特征相加求平均。FEF-GHEI 计算公式为:

$$H(x, y, b) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T h_t(x, y, b) \quad (5)$$

式中:  $h_t$  是第  $t$  帧模板化人体目标图像的 HOG 特征,  $T$  是给定视频序列中模板化人体目标图像的数目,  $b \in \{1 \cdots 36\}$  代表梯度方向直方图 bin 的索引号。

### 2.2 拓展能量图的构建

依据 GEI 和 HOG 的

思想,又实现了对传统步态能量图、二值轮廓图像序列、人体目标图像步态能量图进行 HOG 特征提取及人体目标图像步态能量图特征的表示,从而提出了 4 种拓展的能量图构建方法,如图 1 所示。

构建 S-GHEI:它是指仅在传统步态能量图上实施 HOG 特征提取从而得到的能量图。

构建 SEF-GHEI:它是指对从给定视频里获取的所有模板化二值轮廓图像进行 HOG 特征提取,然后将每帧 HOG 特征相加求平均而得到的能量图。

构建 F-GEI:它是指将从给定视频里获取的所有模板化人体目标图像相加求平均而得到的能量图。

构建 F-GHEI:它是指在 F-GEI 能量图上实施 HOG 特征提取而得到的能量图。

### 3 实验结果及分析

本文使用类似于文献[10]的模式识别系统,首先使用 2DPCA 和 2DLDA 算法对能量图进行数据降维,然后采用大多数论文在分类识别系统中使用的最近邻分类算法<sup>[16]</sup>,计算测试样本到各训练样本的距离,将其划分到距它最近的类别中去。在步态识别系统中,对于小数量的训练样本,采用降维算法和分类器相结合的方法已被证明能够产生高效的性能。

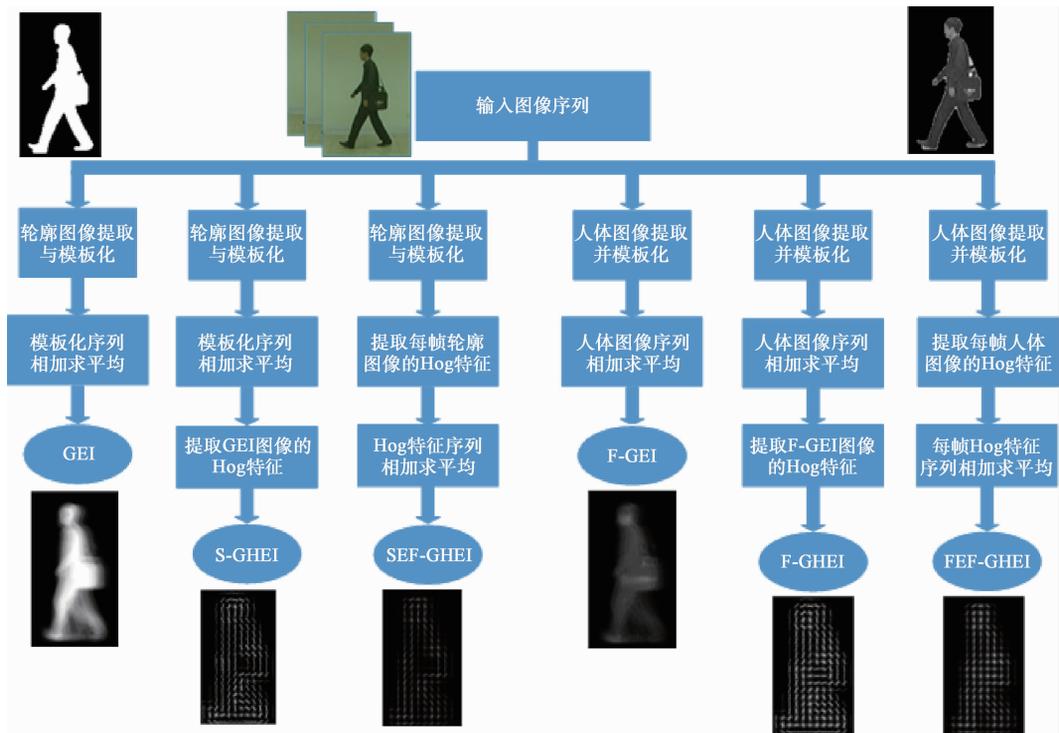


图 1 不同种梯度方向直方图能量图与经典步态能量图的对比

为了验证所提算法的性能,采用中国科学院自动化研究所提供 CASIA 步态数据库<sup>[12]</sup>中的 Dataset B 和 Dataset C 两个数据库进行实验分析。Dataset B 是一个大规模的,多视角的步态库。共有 124 个人,每个人有 11 个视角(0°, 18°, 36°, ..., 180°),每人每个视觉有 10 个图像序列,其中有 6 个在普通条件下采集的行走序列,2 个穿大衣,2 个携带包裹条件下采集的行走序列。Dataset C 是一个用红外(热

感)摄像机在夜间拍摄的大规模数据库,包含 153 人,每个人有 4 个正常行走(fn),2 个快走(fq),2 个慢走(fs),2 个带包(fb)走共 10 个图像序列,这些视频以 25 帧/s 的速率拍摄,原始尺寸为 352×240 像素点。本文利用 Dataset B 和 Dataset C 两个数据集来进行验证。

在 Dataset B 数据集中,分别取 5 和 45 个人的数据,每个人在 90°的视觉下进行实验,每个人用 5 个普通条件下

采取的行走序列,1 个穿大衣行走的序列,1 个携带包裹行走的序列共 7 个行走作为训练集。在普通条件,穿大衣,携带包裹 3 种行走条件下采集的序列,每个人各用一个行走序列作为测试样本。用本文提出的 5 种算法和经典的 GEI 算法之间进行识别率比较。

表 1 本文 5 种算法与经典 GEI 算法在 Dataset B 数据集上的识别率 I (%)

算法	样本		
	nmbgcl/nm	nmbgcl/bg	nmbgcl/cl
	5 人 45 人	5 人 45 人	5 人 45 人
GEI	80 95.56	80 95.56	100 100
S-GHEI	80 100	80 100	100 100
SEF-GHEI	100 100	80 100	100 100
F-GEI	100 100	100 100	100 100
F-GHEI	100 100	100 100	100 100
FEF-GHEI	100 100	100 100	100 100

表 1 中的 nmbgcl/nm、nmbgcl/bg、nmbgcl/cl 斜线前一项表示训练集,后一项表示测试样本,训练集(nmbgcl)包含 3 种条件下的图像序列。nmbgcl/nm、nmbgcl/bg、nmbgcl/cl 分别表示普通条件下,穿大衣,携带包裹图像序列在训练集上进行测试的识别率。使用人体目标图像作为数据的输入要远好于使用二值轮廓图像作为数据的输入。本文所提出算法的识别率高于经典的 GEI 算法的识别率,并且使用二值轮廓图像上的 3 种算法,穿大衣情况下的识别率要好于携带包裹的情况。

又在 Dataset B 数据集中,取 5 和 45 个人的数据进行试验,每个人用 5 个普通条件下采集的行走序列作为训练集,测试样本在 3 个条件下各使用 1 个图像序列(在普通条件下,采用除训练集中的 4 个行走序列之外的任 1 个序列作为普通条件下的测试样本)作为测试。实验结果如表 2 所示。

表 2 本文 5 种算法与经典 GEI 算法在 Dataset B 数据集上的识别率 II (%)

算法	样本		
	nm/nm	nm/bg	nm/cl
	5 人 45 人	5 人 45 人	5 人 45 人
GEI	60 100	60 100	80 93.33
S-GHEI	80 100	80 100	80 93.33
SEF-GHEI	100 100	60 100	80 93.33
F-GEI	100 100	80 93.33	60 86.77
F-GHEI	100 100	100 100	80 93.33
FEF-GHEI	100 100	100 93.33	80 93.33

从实验结果可以看出本文提出的任一种算法都比经典的 GEI 算法的识别率高,本文的 F-GHEI、FEF-GHEI 算法最好。其中使用二值轮廓图像上的 3 种算法,穿大衣的情况要好于携带包裹的情况。然而相反的是,在人体目标图像中携带包裹的情况要高于穿大衣的情况,人穿大衣在很大程度上影响算法的识别。在表 2 中,每个人使用 5 个行走序列作为训练集,而在表 1 中每个人使用 7 个行走序列作为训练集,表 2 和表 1 相比,每个人的训练数据减少,则识别精度也降低。

在 Dataset C 数据集中,取 60 个人的数据进行试验,每个人用 3 个正常行走(fn),1 个快走(fq),1 个慢走(fs),1 个带包(fb)走共 6 个图像序列作为训练集,测试样本在 4 种行走条件下各使用 1 个图像序列(在正常行走条件下,采用除训练集中的 3 个行走序列之外的任 1 个序列作为正常行走条件下的测试样本)作为测试。实验结果如表 3 所示。

表 3 本文 5 种算法与经典 GEI 算法在 Dataset C 数据集上的识别率 I (%)

算法	样本			
	fnfbfqfs/fn	fnfbfqfs/fb	fnfbfqfs/fq	fnfbfqfs/fs
	GEI	100	100	100
S-GHEI	100	100	100	100
SEF-GHEI	100	100	100	100
F-GEI	100	100	100	100
F-GHEI	100	100	100	100
FEF-GHEI	100	100	100	100

从实验结果可以看出本文提出的算法和经典算法的识别率都为 100%,这与选择的训练样本有关,因为训练样本中包含测试样本中的每种行走序列。

又在 Dataset C 数据集中,取 60 个人的数据进行试验,每个人用 4 个正常行走(fn)的 4 个图像序列作为训练集,测试样本在其他 3 种行走条件下各使用 1 个图像序列作为测试样本。实验结果如表 4 所示。

表 4 本文 5 种算法与经典 GEI 算法在 Dataset C 数据集上的识别率 II (%)

算法	样本		
	fn /fb	fn /fq	fn /fs
	GEI	93.33	90
S-GHEI	96.67	93.33	90
SEF-GHEI	93.33	93.33	96.67
F-GEI	96.67	93.33	90
F-GHEI	96.67	93.33	93.33
FEF-GHEI	96.67	100	96.67

从实验结果可以看出本文提出的5种算法都好于经典算法的识别率,其中 FEF-GHEI 算法识别率最好。

## 4 结 论

本文提出了一种基于人体目标图像的 HOG 特征的步态能量图身份识别算法,此算法不仅能捕获人体轮廓的边界信息,而且还能提取人体重合的边界信息。获取人体目标图像的 HOG 特征的步态能量图,首先需要进行图像序列中每帧人体目标图像 HOG 特征提取;然后对图像序列中的每帧 HOG 特征图像相加求平均。在此基础上,本文依据 GEI 和 HOG 的思想,又实现了对传统步态能量图、二值轮廓图像序列、人体目标图像步态能量图进行 HOG 特征提取及人体目标图像步态能量图特征的表示,从而提出了4种拓展的能量图构建方法。实验表明,使用人体目标图像作为数据输入的算法识别性能相应的要远高于使用二值轮廓图像作为数据输入的算法,并且使用 HOG 特征的算法普遍要好于没有使用 HOG 特征的算法。此外,人体目标分割的质量也影响识别的性能。

## 参考文献

- [1] 周鹏, 高原, 许晓. 基于紧致全姿态二值 SIFT (CCPBS) 的人脸识别[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4):736-742.
- [2] 汤兰兰, 达飞鹏. 基于网格纵横局部二值模式的三维人脸识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1413-1420.
- [3] 许良凤, 李艳秋, 胡敏, 等. 基于 I-DCV 的人脸识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1): 106-110.
- [4] 田金鹏, 刘燕平, 刘小娟. 基于瞬态强度的射频指纹识别方法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4):58-61.
- [5] 毕雪芹, 苏艳娟, 王琪. 嵌入式指纹识别系统的设计及试验研究[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(2): 50-53.
- [6] 谢轩. 基于 LabVIEW 和 NI USRP 的远程人脸识别系统设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(2):35-41.
- [7] SIVAPALAN S, CHEN D, DENMAN S, et al. Gait energy volumes and frontal gait recognition using depth images[C]. International Joint Conference on Biometrics, IEEE Computer Society, 2011:1-6.
- [8] HUANG X, BOULGOURIS N V. Gait recognition with shifted energy image and structural feature extraction [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4):2256-2268.
- [9] AKAE N. Video from nearly still: An application to low frame-rate gait recognition[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2012:1537-1543.
- [10] WANG C, ZHANG J, WANG L, et al. Human identification using temporal information preserving gait template [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2164-76.
- [11] HOFMANN M, BACHMANN S, RIGOLL G. 2.5D gait biometrics using the Depth Gradient Histogram Energy Image [C]. 5th International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, IEEE, 2012:399-403.
- [12] SUN B, YAN J, LIU Y. Human gait recognition by integrating motion feature and shape feature [C]. International Conference on Multimedia Technology, IEEE, 2010:1-4.
- [13] CHO C W, CHAO W H, LIN S H, et al. A vision-based analysis system for gait recognition in patients with Parkinson's disease[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3):7033-7039.
- [14] 张楚金, 王耀南, 卢笑, 等. 基于假设验证和改进 HOG 特征的前车检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(2):165-171.
- [15] 王传旭, 张祥光, 原春锋, 等. 基于邻域相关性和帧间连续性的前景目标分割[J]. 数据采集与处理, 2007, 22(3): 288-292.
- [16] LAM T H W, LEE R S T. Human identification by using the motion and static characteristic of gait[C]. International Conference on Pattern Recognition, IEEE Xplore, 2006:996-999.

## 作者简介

崔雪红, 1978 年出生, 硕士, 讲师, 研究领域为机器学习、图像处理。

E-mail: cuixuehongzhe@163.com

刘云, 1962 年出生, 博士, 教授, 研究领域为信号与图像处理。

常伟, 1992 年出生, 硕士研究生, 研究领域为计算机视觉。

王传旭, 1968 年出生, 博士, 教授, 研究领域为计算机视觉。

李辉, 1984 年出生, 博士后, 讲师, 研究领域为目标检测与跟踪。