

# 基于运动与外形特征的人体行为识别

黄先锋, 张 彤, 莫建文, 袁 华, 欧阳宁

(桂林电子科技大学信息与通信学院, 桂林 541004)

**摘要:** 多数现有特征提取方法仅采用简单的形态特征, 存在走与跑识别率较低的问题。将运动速度特征与较精确分割并归一化图像大小后的主分量分析外形特征相结合, 采用支持向量机从8个方向对跑、蹲、站、弯腰、招手、指和走7种人体行为进行识别, 结果证明走与跑的识别率得到很大提高。

**关键词:** 行为识别; 计算机视觉; 支持向量机; 主分量分析

## Human Behavior Recognition Based on Characteristics of Movement and Shape

HUANG Xian-feng, ZHANG Tong, MO Jian-wen, YUAN Hua, OUYANG Ning

(Information & Communication College, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004)

**【Abstract】** Most of the existing characteristic extraction methods just use simple shape characteristics and exist problem of low walking and running recognition rate. This paper combines the velocity characteristics of movement and the Principal Component Analysis(PCA) shape characteristics obtained after more accurate segmentation and unifying the size of images. It uses Support Vector Machine(SVM) to recognize seven kinds of human behaviors including running, squat, standing, bending, waving, directing and walking from eight directions. Experimental results show that walking and running get higher recognition rate.

**【Key words】** behavior recognition; computer vision; Support Vector Machine(SVM); Principal Component Analysis(PCA)

现有人体行为识别方法一般使用隐马尔科夫模型<sup>[1]</sup>, 虽然支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在行为识别中被广泛应用, 但主要面向人脸识别<sup>[2]</sup>和步态身份识别<sup>[3]</sup>, 其特征提取过程通常只关注感兴趣区域, 而没有提取图像重置归一化大小的外形特征<sup>[4]</sup>或与计算复杂运算速度较慢的运动光流特征相结合<sup>[5]</sup>。

### 1 识别算法

识别算法的步骤如下: (1)感兴趣区域提取与图像大小重置归一化, 采用基于轮廓的质心提取算法和自适应背景模型的背景差分算法; (2)特征提取, 采用图像重置归一化算法和PCA算法以及基于轮廓质心的运动速度特征提取算法; (3)分类识别, 采用SVM算法。

#### 1.1 感兴趣区域提取与图像大小重置归一化

每个视频文件只包含一个人的行为。先用自适应背景模型对背景进行建模和初始化, 再用背景差分法对人体运动目标进行检测并做二值化处理。然后用基于轮廓的质心提取算法找出人体目标的质心, 并对其进行较精确的加框操作, 即框的大小按人体高度确定, 以得到较精确的人体运动目标。人体距离摄像头的远近不同会造成人像高度不同, 为去除冗余信息, 并考虑后继需要用到PCA特征提取算法, 必须统一所得目标图像的大小, 才能进行特征提取。所以, 需要采用图像重置归一化法将所得加框后的图像大小归一化为60×60像素。保存归一化的二值图像视频, 提取较精确的分割后样本视频帧, 见图1。

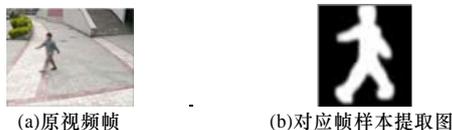


图1 样本视频帧

#### 1.2 特征提取

分别从每个较精确的分割后样本视频中提取样本, 每个行为样本从8个方向(每45°为一个方向)提取, 每个方向提取动作姿态较连贯的6张像素相同的样本, 包括跑、蹲、站、弯腰、招手、指和走7个动作, 共336张样本图片。用主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)对其进行特征提取, 作为SVM的分类特征向量。

##### 1.2.1 基于PCA的人体行为样本图像外形特征提取

PCA具有简单有效等优点, 是应用较广泛的人体行为特征提取方法, 目前已成为基准测试算法<sup>[2]</sup>。假设有M幅大小为N×N的人体行为样本图像, 将每幅图像按列相连构成一个N<sup>2</sup>维的列向量x<sub>i</sub>, i=1, 2, ..., M, 并组成N<sup>2</sup>×M的矩阵X, 记为X=[x<sub>1</sub>; x<sub>2</sub>; ...; x<sub>M</sub>]<sub>N<sup>2</sup>×M</sub>, 由式(1)和式(2)估计出的人体行为图像的均值向量m<sub>x</sub>和协方差矩阵C<sub>x</sub>分别为

$$m_x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (1)$$

$$C_x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - m_x)(x_i - m_x)^T \quad (2)$$

将X零均值化后可得:

$$C_x = \frac{1}{M} X_0 X_0^T \quad (3)$$

**基金项目:** 广西科技厅基金资助项目(桂科能 063006-5G-4, 桂科基 0731020)

**作者简介:** 黄先锋(1984-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理; 张 彤, 讲师、硕士研究生; 莫建文, 副教授、博士研究生; 袁 华, 讲师; 欧阳宁, 副教授、博士研究生

**收稿日期:** 2009-11-15 **E-mail:** hxf19840116@126.com

此时需要求解  $C_x$  的特征值和特征向量, 由于  $C_x$  是一个  $N^2 \times N^2$  的大矩阵, 由奇异值分解定理可知, 该问题可转化为求解式(4)的矩阵  $R$  的特征值  $\lambda_i$  及相应的正交归一化特征向量  $v_i$ ,  $R$  是  $M \times M$  维矩阵。

$$R = \frac{1}{M} X_0^T X_0 \quad (4)$$

$C_x$  与  $R$  具有相同的正特征值  $\lambda_i$ ,  $C_x$  的正交归一化特征向量  $u_i$  为

$$u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} X_0 v_i, i=1,2,\dots,M \quad (5)$$

将  $u_i$  降序排列, 并将对应的前  $K$  个正交归一化特征向量组合成变换矩阵  $U$ 。

$$U = [u_1, u_2, \dots, u_K]_{N^2 \times K}, K \leq M \quad (6)$$

主分量表达式如下:

$$y = U^T(x - m_x) \quad (7)$$

根据式(7)可以得到任意一幅人体行为动作图像  $x'$  的主分量表示, 即  $y' = U^T(x' - m_x)$ , 它是  $K$  维列向量, 由于在一般情况下,  $K \leq M < N^2$ , 因此人体行为动作图像的有效维数极大降低, 可将  $y'$  作为人的行为动作图像  $x'$  的特征来进行下一步识别工作。此时, 由  $y'$  重建出的  $\hat{x}'$  只是  $x'$  的一个近似。

利用 PCA 对人体部分行为的 96 张样本图像进行特征提取, 提取结果界面如图 2 所示。

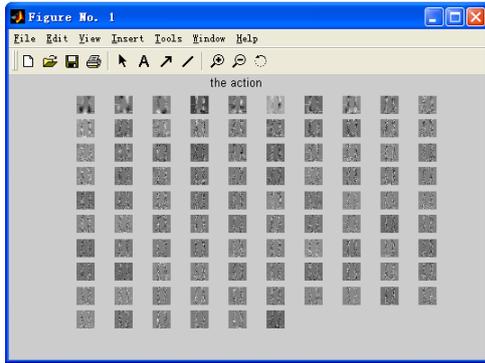


图 2 PCA 特征提取结果界面

### 1.2.2 基于轮廓质心的运动速度特征提取

本节主要介绍如何用图像矩<sup>[5]</sup>求解运动目标的质心, 并利用它作为目标坐标中心, 算出各质心的位移, 从而计算出人体运动速度并得到运动速度特征。

图像矩的定义如下:

$$M_{x\_order, y\_order} = \sum_{x,y} [I(x,y) x^{x\_order} y^{y\_order}] \quad (8)$$

其中,  $I(x,y)$  表示像素点  $(x,y)$  的像素值;  $x\_order$  是  $x$  次矩,  $y\_order$  是  $y$  次矩。

用零阶矩表示二值图像区域的面积  $S$ , 即

$$S = M_{0,0} = \sum_{x,y} [I(x,y)] \quad (9)$$

则运动目标的质心位置为

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{M_{1,0}}{M_{0,0}} = \frac{\sum_{x,y} [I(x,y)x]}{S} \\ \bar{y} = \frac{M_{0,1}}{M_{0,0}} = \frac{\sum_{x,y} [I(x,y)y]}{S} \end{cases} \quad (10)$$

第  $K$  帧求得的质心坐标位置记为  $(X_K, Y_K)$ , 则由式(11)

可计算出每隔 5 帧的位移

$$S_K = \sqrt{(X_{K+5} - X_K)^2 + (Y_{K+5} - Y_K)^2} \quad (11)$$

因为帧率为 15 f/s, 所以每 5 帧的时间间隔  $T$  为  $5/15 = 1/3$  s, 此时的速度为

$$V_K = S_K / T = 3S_K \quad (12)$$

假设人的运动都是匀速的, 可以求出人的平均速度  $V$  来代替人的运动速度, 即

$$V = \frac{1}{[n/5]} \sum_{K=K+5}^{K \leq n} V_K \quad (13)$$

其中,  $n$  为人体行为动作帧数;  $[n/5]$  为帧数除以 5 取整;  $V_K$  为每 5 帧中第  $K$  帧的速度。取 50 个平均运动速度值作为一个运动速度特征行向量, 从而求得运动速度特征  $f$ 。

### 1.2.3 运动速度特征与外形 PCA 特征相结合

将 50 维运动速度特征  $f$  与 PCA 提取的 150 维外形特征  $y'$  相结合, 构成一个合成特征向量  $Q$ , 即

$$Q = (f, y') \quad (14)$$

### 1.3 分类识别

将 50 维运动速度特征与 PCA 提取的 150 维外形特征相结合, 得到一个合成特征向量  $Q$  后, 用 SVM 来分类识别。本文采用近线性核函数的支持向量机<sup>[3]</sup>进行分类。

采用“一对一”方法, 需要在每 2 个类别之间构造两类分类器。假设对  $N$  个类别进行分类, 则需要构造  $N \times (N-1)/2$  个分类器, 训练每个分类器所用的训练样本由相应的两类训练样本构成, 组合这些两类分类器并使用投票法, 得票最多的类为未知样本所属的类。对第  $i$  类和第  $j$  类构成的分类器, 假设  $n_i, n_j$  分别表示第  $i$  类和第  $j$  类的训练样本总数, 则以第  $i$  类为正类, 第  $j$  类为负类的训练样本构成的训练集可表示为

$$T_{i,j} = \{(x_{k,i,j}, y_{k,i,j}) | k=1,2,\dots,n_i+n_j, y_{k,i,j} \in \{+1,-1\}\} \quad (15)$$

其中,  $x_{k,i,j}$  表示该样本来自第  $i$  类或第  $j$  类, 在训练集  $T_{i,j}$  中编号为  $k$ ;  $y_{k,i,j}$  表示样本  $x_{k,i,j}$  所属的类别。构造并求解相应的二次规划问题可得决策函数

$$f_{i,j} = \text{sgn} \left( \sum_{k=1}^l \alpha_{k,i,j}^* y_{k,i,j} K(x, x_{k,i,j}) + b_{i,j}^* \right) \quad k=1,2,\dots,n_i+n_j \quad (16)$$

其中,  $\alpha_{k,i,j}^*, b_{i,j}^*, k=1,2,\dots,n_i+n_j$  是最优化问题的解。若  $f_{i,j} = 1$ , 则第  $i$  类得一票, 若  $f_{i,j} = -1$ , 则第  $j$  类得一票。令  $\text{vote}(i)$  累计第  $i$  类所得票数, 在理想(分类完全正确)的情况下, 假设未知样本  $x$  本身属于第  $i$  类, 则应该有  $\text{vote}(i) = N-1$  票。但事实上, 由于噪声及各种不确定因素的存在, 因此不存在理想的分类器可以对所有未知样本进行正确分类。但从概率角度而言, 得票越多的类, 是未知样本  $x$  正确所属类的可能性越大。因此, 取得票数最大的类别为未知样本  $x$  所属的类别, 即

$$s = \arg \left( \max_{i=1,2,\dots,N} (\text{vote}(i)) \right) \quad (17)$$

假设每个视频中只包含一个人 8 个方向中一个方向的一种行为, 每个行为都从 8 个方向训练、分类识别, 每个方向每 5 帧取一帧行为分割图, 共取 6 帧, 即每个人的一个行为动作有 48 张样本图。待识别行为样本按相同方法提取。本文从 8 个方向共识别 7 组人体行为, 包括跑、蹲、站、弯腰、招手、指和走。用 5 个人的同一动作行为作为训练样本, 用另外 1 个人的行为动作作为待识别样本。采用 PCA 外形特征、运动速度特征和 PCA 外形特征, 进行组合特征的分类识别, 结果如表 1 和表 2 所示。

**表 1 采用 PCA 外形特征的分类识别结果 (%)**

	走	跑	指	站	招手	弯腰	蹲
走	54.17	29.17		14.58	2.08		
跑	4.17	70.83		6.25	14.58	2.08	2.08
指			75.00	25.00			
站	22.92	8.33		68.75			
招手				2.08	97.92		
弯腰						100	
蹲		2.08			2.08		95.84

**表 2 采用组合特征的分类识别结果 (%)**

	走	跑	指	站	招手	弯腰	蹲
走	100						
跑		100					
指			75.00	25.00			
站			4.17	81.25	10.42		4.17
招手				2.08	97.92		
弯腰						100	
蹲					2.08		97.92

## 2 实验结果分析

由实验结果可知, 7 组行为动作从 8 个方向只采用 PCA 外形特征分类识别结果的平均识别率为 80.36%, 而采用 PCA 外形特征与运动速度特征组合特征的平均识别率为 93.65%。采用外形特征识别时, 走与跑的识别率较低, 其原因是走、跑与站在前后 2 个方向上的行为动作在外形上是高度相似的, 很容易错误识别, 走最容易被错误识别, 且走与跑与其他行为动作在某些方向上的外形较相似, 容易产生误识别。采用组合特征时, 能极大提高识别率, 因为跑的速度明显大于走, 而其他动作的速度为 0, 所以很容易区分跑、走等。

文献[5]利用感兴趣区域的 PCA 外形特征+光流特征+隐马尔科夫方法, 从 8 个方向识别室内人体的 4 组行为(跑、走、坐下、站起), 达到 88.8% 的平均识别率, 走与跑的识别率分别为 86.96%, 86.67%。文献[4]利用部分特征+SVM 的方法识别室外简单场景下人体的 6 组行为(走、跑、跳、挥手、鼓掌、

拳击), 平均识别率为 71.72%, 其中, 走与跑的误识别率较高, 达到 45% 左右。本文利用 PCA 特征+运动速度特征+SVM 的方法, 在室外阳光较弱的条件下从 8 个方向上识别人体的 7 组行为动作(跑、走、站、蹲、指、弯腰、招手), 平均识别率为 93.65%, 且走与跑的识别率达 100%。本方法对多视角室外简单场景下的人体行为识别具有较高识别率与鲁棒性。

## 3 结束语

本文解决了从 8 个方向进行人体动作识别时, 走与跑识别率较低的问题。本文方法对指与站的组合行为识别率不是很高, 如何采用其他特征或分类方法来提高该识别率是下一步研究的重点。

### 参考文献

- [1] 张丽君, 吴晓娟, 盛 赞, 等. 基于 HMM 复杂场景下的行为识别方法[J]. 计算机工程, 2008, 34(7): 212-214.
- [2] Safari M, Harandi M T. A SVM-based Method for Face Recognition Using a Wavelet-PCA Representation of Faces[C]//Proc. of IEEE International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2004: 853-856.
- [3] Shi Cuiping, Li Honggui, Lian Xu. Multi-resolution Local Moment Feature for Gait Recognition[C]//Proc. of the 5th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Dalian, China: IEEE Computer Press, 2006: 3709-3714.
- [4] Schuld T, Laptev I. Recognizing Human Actions: A Local SVM Approach[C]//Proc. of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, UK: IEEE Computer Society, 2004: 32.
- [5] Feng Niu, Mohamed A M. View-invariant Human Activity Recognition Based on Shape and Motion Features[C]//Proc. of the 6th IEEE International Symposium on Multimedia Software Engineering. [S. l.]: IEEE Press, 2004: 546-556.

编辑 陈 晖

(上接第 192 页)

```

oBao.open("POST","Server.asp",false);//调用 Server.asp 页面进行
//数据的读取
oBao.send();//发送
var strResult = unescape(oBao.responseText);//数据字符串解码
var arrResult = strResult.split("###");//分离管线数据
arrTmp = arrResult[0].split("@@");//分离管线数据的具体监控
//数据
num1 = arrTmp[0];
num2 = arrTmp[1];
num3 = arrTmp[2];
num4 = arrTmp[3];
num5 = arrTmp[4];
num8 = arrTmp[7];
tb11td.innerText=num1;//监控点数据的更新
} }

```

## 6 系统优点

本文系统具有如下优点:

(1)在移动 Aglet 技术的基础上提出并实现一个具体的服务代理来管理本应用系统中创建的 Aglet。该服务代理能实现对移动 Aglet 的统一命名和定位, 支持移动 Agent 在不同主机上不同上下文中的移动、移动代理间通过消息机制通信、Aglet 提供的安全机制以及对 Aglet 的生命周期进行管理等服务。上述特点为移动 Aglet 在本系统中的应用打下了基础。

(2)充分利用 Web 框架 struts, 集成了 CORBA 技术、移动 Aglet 技术和 Servlet、JSP 技术并加以实现, 使各种技术在各自的位置上发挥特有优势、具有推广价值。

(3)开创性地将上述技术应用于石油行业。

## 7 结束语

将移动代理技术应用在数字气田生产运行系统中, 可以减少主机间的数据交换, 降低系统对网络带宽和可靠性的依赖, 并提高系统的实时交互和系统运行的可靠性和稳定性。该应用使系统具有更高灵活性、可扩展性和适应性, 具有较大应用前景。

### 参考文献

- [1] Adusei I K, Kyamakya K, Erbas F. Location-based Service: Advances and Challenges[C]//Proc. of Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Niagara Falls, Ontario, Canada: [s. n.], 2004: 1-7.
- [2] 王颜新, 徐晓飞, 李向阳. 基于 Web 服务和多 Agent 系统的分布式模型管理体系结构[J]. 计算机研究与发展, 2006, (增刊 1): 435.
- [3] 肖 正, 吴承荣, 张世久. 多 Agent 系统合作与协调机制研究综述[J]. 计算机科学, 2007, 34(5): 139-143.
- [4] Mahemoff M. Ajax 设计模式[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

编辑 陈 晖