

引用格式: 李赛. 人体运动图像的目标模糊模式识别算法[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(12): 89-92. [LI S. Target fuzzy pattern recognition algorithm for human motion images [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(12): 89-92.]

人体运动图像的目标模糊模式识别算法

李 赛

(武汉工程大学, 湖北 武汉 430205)

摘 要: 为了提高人体运动图像的目标模糊模式识别精度以及计算性能, 提出基于傅里叶变换的人体运动图像的目标模糊模式识别算法. 根据 Hu-Fourier 特征描述子, 能够准确提取出人体运动图像目标区域的轮廓特征. 在上述基础上, 对目标区域进行滑动窗口检测, 匹配人体不同部位的模型, 将得到的反馈信息通过树形结构进行人体建模, 实现人体运动图像的目标模糊模式识别. 实验结果表明, 所提算法能够在准确性较高的情况下, 相比传统算法提高了所提算法的识别速度, 并且能够满足实时进行监控的需求.

关键词: 人体; 运动图像; 傅里叶变换; 目标模糊模式识别

中图分类号: TP75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000—7180(2019)12—0089—04

Target fuzzy pattern recognition algorithm for human motion images

LI Sai

(Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

Abstract: In order to improve the target fuzzy recognition accuracy and computational performance of human motion images, a target fuzzy pattern recognition algorithm based on Fourier transform is proposed. According to the Hu-Fourier feature descriptor, the contour features of the target region of the human motion image can be accurately extracted. On the basis of the above, the sliding window detection is performed on the target area to match the model of different parts of the human body, and the obtained feedback information is modeled by the tree structure to realize the target fuzzy pattern recognition of the human motion image. The experimental results show that the proposed algorithm can improve the recognition speed of the proposed algorithm and improve the real-time monitoring requirements under the condition of high accuracy.

Key words: Human body; moving image; Fourier transform; target fuzzy pattern recognition

1 引言

运动目标识别技术广泛应用于各个领域, 但是大部分仅适用于场景单简单、目标单一的情况^[1-2]. 针对较为复杂的场景, 往往无法得到满意的结果. 按照种类一般可以分为基于背景建模、基于前景建模的目标识别, 其中较为常用背景建模方法有光流法、背景法^[3]等. 但是该方法的识别精度偏低, 而且容易受到环境的影响. 基于前景建模的检测方法能够准

确的识别目标, 但是对硬件的要求较高, 且识别速度慢^[4].

本文提出了基于傅里叶变换的人体运动图像目标模糊模式识别算法.

2 人体运动图像的目标模糊模式识别

2.1 目标特征的确定

传统的傅里叶描述方法, 对运动图像的目标轮廓点的边界进行傅里叶转换, 得到相关的傅里叶系

数. 利用上述系数对人体运动图像的目标轮廓进行描述, 根据其不变的特性实现目标识别, 该算法计算过程简单, 计算量小, 但是容易受到噪声的干扰, 稳定性较差.

本文提出一种新的特征描述方法. 该算法的稳定性以及适用性较好^[5-6].

将一个人体运动图像设定为二维密度分布 $f(x, y)$, 其中 $f(x, y)$ 代表在点 (x, y) 处人体运动图像目标区域的灰度值^[7].

假设运动图像的灰度函数为 $f(x, y)$ 经过傅里叶变换后得到如下的几何矩 $m_{p,q}$:

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

通过上式能够获取人体运动图像上的连续灰度值积分. 如果图像是由离散矩阵组建, 则需要分别对不同的灰度值进行量化^[8-9]. 利用公式(2) 计算图像 $N \times N$ 的几何矩阵, 则有:

$$m_{p,q} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (2)$$

针对不同类型的几何矩^[10] 能够形成一个有限长度为 n 的向量 $(m_i^{(k)} \mid i = 0, 1, \dots, n-1)$; 利用以下公式进行离散傅里叶转换, 则有:

$$F_l^{(k)} = m_l^{(k)} e^{-j2\pi} \quad (3)$$

式中, $(F_l^{(k)} \mid l = 0, 1, \dots, n-1)$ 代表一个长度为 n 的向量; k 代表图像中的第 k 类几何矩; l 代表几何矩的阶次.

在二维空间中, $(p+q)$ 代表阶的几何矩阵, 将其推送至 n 维空间, 则有:

$$m_{p_1, p_2, \dots, p_n} = \int \int \dots \int x^{p_1} \dots x^{p_n} f(x_1, \dots, x_n) dx_1, \dots, dx_n \quad (4)$$

如果利用 m_i 代表不同阶的几何矩, 将其按照一定的顺序进行排序, 则能够形成新的几何矩特征向量:

$$M = \{m_i \mid i = 0, 1, \dots, n-1\} \quad (5)$$

利用 $m = \{m_i^{(k)} \mid i = 0, 1, \dots, n-1\}$ 代表几何矩特征前面的向量所组成, 利用下式再次进行一维傅里叶转换, 则有:

$$F_i^{(k)} = m_i^{(k)} e^{-2j\pi} \quad (6)$$

如果 $F_0^{(k)}, F_1^{(k)}, \dots, F_{n-1}^{(k)}$ 能够组成一个向量, 将其表示为:

$$F = \{F_l^{(k)} \mid l = 0, 1, \dots, n-1\} \quad (7)$$

如果在一个图像中包含 s 个目标, 则利用公式

(8) 给出其所对应的 $s \times n$ 维矩阵^[11]:

$$F = \begin{bmatrix} F_0^{(0)}, & F_1^{(0)}, & \dots, & F_{n-1}^{(0)} \\ F_0^{(1)}, & F_1^{(1)}, & \dots, & F_{n-1}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ F_0^{(s-1)}, & F_1^{(s-1)}, & \dots, & F_{n-1}^{(s-1)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

如果任意一组向量主要是由 n 个元素组成. 通过公式(9) 计算第 k 个图像目标特征所对应的特征向量:

$$V^{(k)} = (v_1^{(k)}, v_2^{(k)}, \dots, v_n^{(k)}) \quad (9)$$

图像目标模板所包含的 N 个特征所组建的特征向量集 V . 如果设定未知模式和未经过匹配的人体运动图像特征向量为:

$$F^{(k)} = (F_1^{(k)}, F_2^{(k)}, \dots, F_n^{(k)}) \quad (10)$$

上式主要是代表人体运动图像的特征向量集以未经过识别目标图像的特征向进行匹配, 方便人体识别.

由于图像在不变矩既能够保持人体运动图像在尺度、旋转以及平移等状态下保持特性不变, 且保证图像具有一定的可分性. 所以引用 Hu 矩作为人体运动图像目标提取的特征^[12].

Hu 矩作中的 7 个不变矩中, 为了减少算法的计算量, 构建 Hu -Fourier 对图像的子特征进行描述, 则能够得到 Hu -Fourier 描述子构建的人体运动图像特征矩阵式:

$$F = \begin{bmatrix} F_0^{(0)}, & F_1^{(0)}, & \dots, & F_6^{(0)} \\ F_1^{(1)}, & F_2^{(1)}, & \dots, & F_6^{(1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ F_1^{(s-1)}, & F_2^{(s-1)}, & \dots, & F_6^{(s-1)} \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, 利用 $V_i = (v_1, v_2, \dots, v_6)$ 代表傅里叶描述子的特征向量;

$F^{(k)} = (F_1^{(k)}, F_2^{(k)}, \dots, F_n^{(k)})$ 代表没有经过匹配图像目标的特征向量.

2.2 目标模糊模式识别

引用部位混合模型, 分别在人体的左侧部分与右侧部分进行位置定义, 躯体部分利用多个模板混合的形式表示. 根据对训练人员身体部位轮廓的相对位置模型进行图像计算, 分别计算出不同滑动窗口所对应的身体轮廓位置的响应值.

假设将人体中的头、肩、肘等多个部位作为树结构的节点, 将人的肢体作为结构树中节点和节点之间的连接, 其中, 人体的头部为根节点, 双手以及双脚为叶节点, 将上述的这种树形结构代表为人体的铰链模型.

利用已经训练好的人体位置关系模型, 对人体

运动图像进行卷积操作,分别计算不同图像中不同滑动窗口所对应的外形响应 $S(p_i)$:

$$S(p_i) = \sum_{i \in V} \tilde{w}_i^{t_i} \cdot \mathcal{O}(I, p_i) \quad (12)$$

根据上述模型,利用消息传递^[13]的方式将身体各个响应部分传递到模型的根节点中,获取人体各个响应部分的节点响应值 $S(t)$:

$$S(t) = S(t) + \sum_{i \in V} \tilde{w}_i^{t_i} \cdot \mathcal{O}(I, p_i) S(t) + \sum_{i \in V} \tilde{w}_i^{t_i} \cdot \varphi(p_i - p_j) \quad (13)$$

利用直方图表示滑动窗口间各个动作片段,将全部的直方图串联起来,引用局部训练法,将各个单独的动作样本进行训练,获取经过训练后的特征词汇总表;在得到特征码本后,分别对不同的图像的目标特征描述子进行编码量化^[14-15].如果设定 P 代表人体运动图像的特征描述子, D 代表维度,则人体运动图像一个包含 N 个特征:

$$p = [p_1, p_2, \dots, p_N] \in R^{D \times N} \quad (14)$$

如果经过训练的码本包含 M 个码字,则利用改进编码的方法对图像进行编码设置,即:

$$c_i = \underset{c \in R^M}{\operatorname{argmin}} ||p_i - F_c|| + \lambda ||d_i \Delta c||^2, s, t, c = 1 \quad (15)$$

式中, Δ 代表两个元素之间相乘的乘积; d_i 代表人体运动图像的局部适配因子,其主要是利用输入目标 p_i 和码本中各个码字之间的相似性进行赋值,将其作为特征基的权值; d_i 的取值需要首先满足相近的权值,将 d_i 设定为图像非线性的表达式,并且引入最近相似距离作为进行对比的目标,则:

$$d_i = \exp\left(-\frac{(D(p_i, F) - D_M/D_M)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

式中, $D(p_i, F)$ 代表 p_i 和 F_i 两者之间的欧式距离,则有:

$$D_m = \min\{D(p_i, f_j), D(p_i, f_2), \dots, D(p_i, f_M)\} \quad (17)$$

通过身体各个部位的混合模型,将人体各个部位的响应值传递至人体数结构模型的根节点;然后将人体各个部分的响应值转化为人体的模型.通过人体定位的结果,在树结构中,MoP 从树结构的叶节点,分别向不同的子节点传递最大匹配的分数值.利用消息传递的将身体各个部位根节点分数值进行传递.最后,通过人体运动图像根节点位置的分数值获取人体运动姿态的最终得分.

通过树形结构对人体进行建模,计算人体不同部位的响应值,确定人体在运动图像中的具体定位.

对人体的不同部分分别进行定位,得到人体运动图像的目标序列,将全部的动作连接起来对整个序列进行描述.通过所构建的人体模型完成特征匹配识别工作,计算出运动区域的位置关系,实现人体运动图像的目标模糊模式识别.

3 实验结果与分析

实验选取 3 种(足球、跑步、羽毛球)不同的人体运动图像进行仿真实验,在 3 种不同的运动中各选取 20 幅图像作为训练图像.

图 1 至图 4 给出人体运动图像的目标模糊式识别结果.其中,图中的横坐标代表输入序列图像的序号,纵坐标代表所对应的识别结果.其中,图 1 中的四条曲线分别代表不同证据理论输出值组建的所对应的三个目标以及辨识框架所分配的基本置信指派值.由图可见,不同网络针对不同序列的图像识别结果是不确定的.图 2 是利用所提算法经过识别后的结果;图 3 利用吸收法;图 4 利用的是组合轨距融合方法.通过实验对比可知,所提算法相比其他识别方法稳定性能更好,得到的识别效果也更好.所提算法通过树形结构对人体各个部位的响应值进行计算,能够有效算法中的不确定性.根据相关的算法可知,所提算法的识别结果准确率高达 100%.

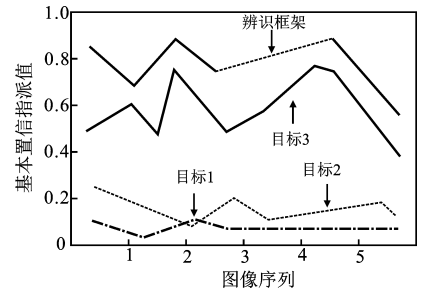


图 1 未经过融合前的图像识别结果

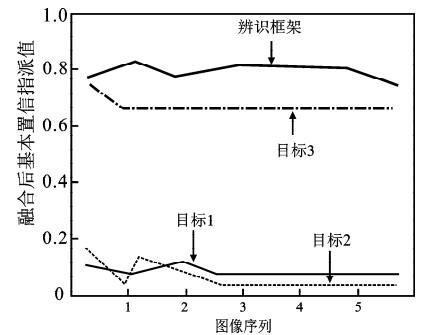


图 2 所提算法经过融合后的图像识别结果

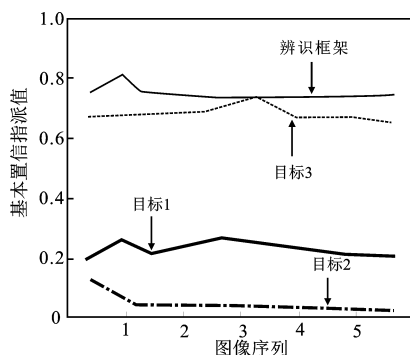


图3 经过吸收法融合后的图像识别结果

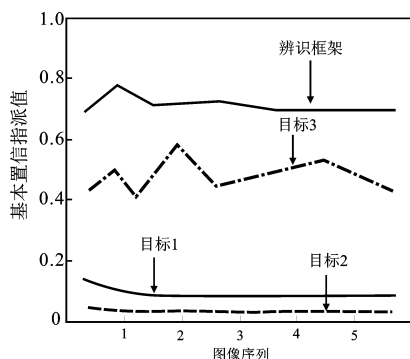


图4 经过组合轨距融合方法融合后的图像识别结果

4 结束语

针对人体运动图像存在识别精度较低以及稳定性较差等问题,提出基于傅里叶变换的人体运动图像目标模糊模式识别算法,该方法结合了傅里叶描述方法应用于人体运动图像的识别.通过仿真实验充分验证了所提方法的优越性.

参考文献:

- [1] 马也, 常青, 胡谋法. 复杂背景下红外人体目标检测算法研究[J]. 红外技术, 2017, 39(11):70-76.
- [2] 李志双. 健美操运动员足迹图像快速识别仿真研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(3):221-224.
- [3] 李松林, 贾勇, 郭勇, 等. 基于改进 Camshift 的穿墙雷达运动人体目标成像跟踪算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(2):528-532.

- [4] 张杰, 吴剑章, 汤嘉立, 等. 基于时空图像分割和交互区域检测的人体动作识别方法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(1):302-305.
- [5] 杨红菊, 冯进丽, 郭倩. 基于多核学习的静态图像人体行为识别方法[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(5):958-964.
- [6] 王延平, 袁杰, 廖原, 等. 利用信息融合技术的缺损目标识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2018, 5(3):237-240.
- [7] 耿杰, 范剑超, 初佳兰, 等. 基于深度协同稀疏编码网络的海洋浮筏 SAR 图像目标识别[J]. 自动化学报, 2016, 42(4):593-604.
- [8] 丁军, 刘宏伟, 陈渤, 等. 相似性约束的深度置信网络在 SAR 图像目标识别的应用[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(1):97-103.
- [9] 陈彦彤, 徐伟, 朴永杰, 等. 基于快速视网膜膜局部特征的遥感图像目标识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4):852-859.
- [10] 刘红亮, 周生华, 刘宏伟, 等. 一种航迹恒虚警的目标检测跟踪一体化算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(5):1072-1078.
- [11] 赵源深, 贡亮, 周斌, 等. 番茄采摘机器人非颜色编码化目标识别算法研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(7):1-7.
- [12] 章建成, 苏涛, 吕倩. 基于运动参数非搜索高速机动目标检测[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6):1460-1467.
- [13] 刘龙, 樊波阳, 刘金星, 等. 面向运动目标检测的粒子滤波视觉注意力模型[J]. 电子学报, 2016, 44(9):2235-2241.
- [14] 张谢华, 赵小虎. 煤矿智能视频监控中的运动目标检测研究[J]. 工矿自动化, 2016, 42(4):31-36.
- [15] 许冰, 牛燕雄, 吕建明. 复杂动态场景下目标检测与分割算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(2):310-317.

作者简介:

李赛男, (1980-), 讲师. 研究方向为运动科学.
E-mail: lisai20190306@163.com