

基于多尺度形态学图像的屈肘角度检测方法与实现

司幸伟

(河南师范大学 体育学院,河南 新乡 453007)

摘要:针对当前采用经验分析方法对曲肘的动作检测不精准的问题,提出一种基于多尺度形态学图像分析的屈肘角度检测方法.首先在多媒体视觉下进行武术动作的曲肘行为的图像采集和特征分析,然后对采集的图像采用多尺度 Retinex 角点筛选方法进行图像增强处理,提取图像的多尺度形态学边缘轮廓特征,实现对人体屈肘角度的特征点标定和检测.仿真结果表明,采用该方法进行武术动作中的曲肘角度检测优于经验分析方法,准确检测率高达80%以上,且稳定性好,具有较高的动作矫正指导价值.

关键词:曲肘;角度检测;多尺度形态学;图像

中图分类号:TP391

文献标志码:A

中国武术源远流长,武术既是军事格斗的技战术,也是重要的体育运动项目.武术中经常用到的动作是曲肘,曲肘角度的到位与否关系到武术动作完成质量的高低.对武术曲肘动作进行检测,能够提高武术技术动作训练的规范性和科学性,因此,研究武术曲肘动作的角度检测方法具有重要意义.随着计算机图像处理技术的发展,采用计算机视觉图像分析方法对武术训练过程中的图像和特征进行分析,实现武术技术动作的矫正,提高武术训练中对不规范动作的修正能力.

采用计算机视觉图像处理技术进行武术技术动作中的曲肘角度检测具有一定的可行性,且有相关文献进行了研究^[1].传统方法中,对人体运动形态学的视觉特征检测方法主要有小波域特征检测法、空间域法、模板特征匹配方法等^[2-4],上述方法原理是把人体运动形态学特征看成一种二维信号,通过二维傅里叶变换和小波多尺度分析进行人体运动形态学分析,实现对人体各种运动动作的实时检测和跟踪识别,取得了较好的研究成果.文献^[5]提出一种透射率空间与色彩纹理相关性图像分割的人体动态运动形体特征检测方法,以实现对人体运动中的肘部、腿部的运动幅度与角度检测.该方法具有较高的图像处理效能,视觉分析效果较强,但是该方法如果受到较大像素相关性扰动干扰,检测的准确性将受到限制,且计算开销较大,实时性较差.文献^[6]提出一种基于多特征视频镜头检测方法的人体运动形态学特征模板匹配检测方法,采用视觉掩蔽模型进行人体运动过程中的关节、肢体的行为特征提取,在多媒体视觉下实现对人体多尺度形态学分割检测.该方法能取得较高的检测效果,但算法的收敛性与鲁棒性不好.如果是在场景复杂的情况下,那么武术运动员技术动作细节提取的准确度将会降低.目前,对武术技术动作中的曲肘角度检测的判断方法多采用人工经验,存在动作检测不精准的问题.

针对上述问题,研究提出一种基于多尺度形态学图像分析的屈肘角度检测方法,实现对人体屈肘角度的特征点标定与检测,提高曲肘角度的定量估计准确度.并进行仿真测试,验证了本研究方法的检测性能.

1 多媒体视觉下的图像采集和增强处理

1.1 多媒体视觉下的武术曲肘动作图像采集

为了提高武术技术动作中曲肘视觉图像的特征分析与识别能力,实现曲肘角度的准确检测,在多媒体视

收稿日期:2017-01-16;修回日期:2017-05-09.

基金项目:河南省科技厅软科学研究项目(162400410518)

作者简介(通信作者):司幸伟(1983—),男,河南商丘人,河南师范大学讲师,研究方向为竞技武术教学与训练,E-mail:sixingwei-44@163.com.

觉下进行图像采集. 研究在图像采集的基础上进行图像增强处理, 在复杂背景干扰下提高武术技术动作中曲肘行为的视觉增强能力. 构建不规则三角网格模型, 采用多维三角网格特征点标定方法进行多媒体视觉下的武术曲肘动作图像采集. 武术曲肘动作图像采集的不规则三角网格模型如图1所示.

图1所构建的武术动作中曲肘视觉图像采集的不规则三角网格模型中, 用 $u^{(n)}(x, y; d)$ 表示武术技术动作中曲肘视觉图像的像素序列, 采用关联信息特征重建方法构建曲肘的特征分布无向图 $G' = (V, E')$, 其中 E' 是 E 的非空子集, 在曲肘特征分布空间中^[7], 与其他像素的差值构成了图像的每个像素点的差异性像素特征, 每个分量由 8 个 Bit 表示, 对输入的原始武术技术动作中曲肘视觉图像进行二值化处理后得到灰度图像, 通过仿射变换构建一幅 $M \times N$ 的 P bit 二值图像来表示武术技术动作中曲肘视觉图像的平面分解模型, 在 L 个位平面中, 曲肘视觉图像数据采集的状态方程描述为:

$$\begin{cases} p_{th}^{(b_{me})} = C_t \sum_{x_i \in w} k(\|x_i\|) \delta(h(x_i) - b_{me}), \\ p_{te}^{(b_{me})} = C_e \sum_{x_i \in w} k(\|x_i\|^2) \text{his}_{x_i} \delta(v_{x_i} - b_{me}), \end{cases} \quad (1)$$

其中, $C_t = C_e \frac{1}{\sum_{x_i \in w} k(\|x_i\|^2)}$ 表示武术技术动作中曲肘的边缘轮廓标记线集合, $b_{me} \in [1, M]$ 表示多尺度边缘轮廓分解系数. 在多媒体视觉下, 得到人体运动形态性分析的输出图像为 G :

$$G_t = AF_{t-1} + t, \quad (2)$$

其中 $F_t = [x_t - y_t]^T$ 是曲肘视觉图像的第 t 帧的关联像素值, 像素值对应的二维坐标分布在位平面子块内, 每一个位平面对应 0 或 1 两个值, 表示曲肘角度的可视化视觉图像的二值信息. 沿梯度方向对像素点 (x, y) 处的曲肘动作进行 Retinex 角点筛选^[8], 使其满足:

$$Tr(x, y, \sigma^{(n)}) > Tr(x, y, \sigma^{(l)}), l \in \{n-1, n+1\}, \quad (3)$$

其中 $Tr(\cdot)$ 表示曲肘关节部位的角点在像素 (x, y) 的灰色像素跟踪轨迹, 通过上述分析, 实现对多媒体视觉下的武术曲肘动作图像采集, 输出为:

$$X_t = AX_{t-1} + t, \quad (4)$$

其中 $X = [x_t, y_t]^T$ 是第 t 帧武术技术动作中曲肘视觉图像的像素位置, 对采集图像进行下一步的增强及特征提取处理, 进行曲肘角度检测算法设计.

1.2 图像多尺度形态学增强处理

将采集的图像采用多尺度 Retinex 角点筛选方法进行图像增强处理, 首先定义 σ_i 表示武术技术动作中曲肘三维视觉信息采集的尺度信息, 得到武术技术动作中曲肘视觉图像采集的两帧间的变换关系, 可描述为:

$$\sigma_i = \begin{cases} \mu \sin \frac{\pi e_i}{2\mu}, & |e_i| < \mu, \\ \mu, & |e_i| \geq \mu, \\ -\mu, & |e_i| \leq -\mu, \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\sigma_x, \sigma_\theta, e_i$ 表曲肘动作形体变化的融合参量, μ 表示形体边缘多尺度形态学分割的阈值, $\mu > 0$, 采用立体分割方法得到武术技术动作中曲肘过程中的形体特征三分量, 表示为:

$$u_{\text{ex}} = \lambda(-\hat{f}_x - \lambda_x \dot{e}_x - \alpha_x \dot{\sigma}_x + \ddot{x}_d) / (\lambda g_x + g_\theta), \quad (6)$$

$$u_{\text{ey}} = (-\hat{f}_\theta - \lambda_\theta \dot{e}_\theta - \beta_\theta \dot{\sigma}_\theta + \ddot{\theta}_d) / (\lambda g_x + g_\theta), \quad (7)$$

$$u_{\text{sw}} = -K_{\text{sat}}(S(t)/\mu). \quad (8)$$

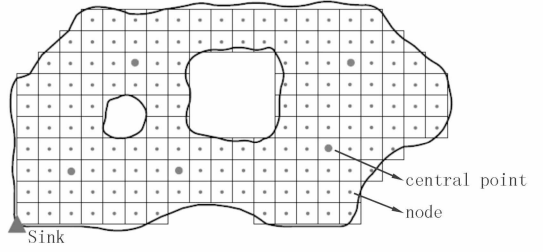


图1 武术曲肘动作图像采集的不规则三角网格模型

以(6)~(8)式为基础将训练集转变为武术技术动作中曲肘角度参量分析向量库,进行多尺度 Retinex 角点筛选^[9],曲肘视觉图像 $I(x,y)$ 中的 Retinex 角点矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,\sigma) & L_{xy}(x,\sigma) \\ L_{xy}(x,\sigma) & L_{yy}(x,\sigma) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

其中 $L_{xx}(x,\sigma)$ 是尺度关联向量, L_{xy} 和 L_{yy} 分别为多尺度 Retinex 特征的二值化累积概率分布. 对武术技术动作中曲肘视觉图像进行联合特征模板匹配,采用多尺度 Retinex 角点筛选,得到尺度序列为:

$$I_{if} = IG(x,y,\sigma_i), \quad (10)$$

$$I_{iv}(x,y) = Istdfilt(x,y,w_i), \quad (11)$$

其中, I 表示分割系数, $G(x,y,\sigma_i)$ 为曲肘成像位置在 x 处的二值化模板匹配参数,计算武术技术动作中曲肘视觉图像增强的像素中心 (x_c, y_c) ,并记录于 $array_{pd}$ 中,表示如下:

$$\begin{cases} x_{off} = \sum_x \sum_y xs(x,y)/M, \\ y_{off} = \sum_x \sum_y ys(x,y)/M, \\ x_c = x_c + x_{off} - M_w/2, \\ y_c = y_c + y_{off} - M_h/2, \end{cases} \quad (12)$$

其中 M_w, M_h 分别为角点筛选的差异性级数与匹配模板集,计算多尺度 Retinex 特征分量,由此实现图像多尺度形态学增强处理,通过图像增强处理,增强图像中的有用信息,加强对图像中曲肘角度的判读和识别能力.

2 算法改进实现

在上述进行了多媒体视觉下的人体形体性视觉图像采集与增强处理的基础上,为实现武术技术动作中曲肘角度的检测,研究需要通过图像分析方法对人体屈肘角度的特征点进行标定、检测. 本文提出一种基于多尺度形态学图像分析的屈肘角度检测方法,其实现流程如图 2 所示.

在图 2 中,对采集的原始人体形体图像进行检点检测,获取图像边缘轮廓特征,并通过构建体元模型获得人体形态学曲肘角度数据;其次,通过图像边缘轮廓特征进行映射得到三维映射点,并将其进行特征归并,利用 ICP 技术将粗配准转变成精配准,在此基础之上,通过变换矩阵实现模型拼接.

2.1 多尺度形态学边缘轮廓特征提取

以 Retinex 角点筛选方法进行图像增强处理后的图像为研究对象,进行多尺度形态学边缘轮廓特征提取,从视频像素中进行武术动作的曲肘关键技术分析,在武术动作曲肘视觉图像的灰度直方图中进行特征统计,得到多尺度形态学统计特征为:

$$|W_{\Phi^H} \Phi^H(a, \tau)| = \sqrt{2}/2. \quad (13)$$

曲肘视觉图像的图像灰度级为 F ,在图像的仿射变换域内得到二维图像采集的视觉误差补偿输出 $X(t)$:

$$X(t) = A_0 R_s(\tau - \tau_0) + \sum_{i=1}^m A_i R_s(t - \tau_i) + V(t). \quad (14)$$

在多媒体视觉下,武术动作中曲肘角度动作图像采集受到视频帧差影响,采用电子稳像技术进行图像稳像处理,得到图像边缘像素点的离散形式为:

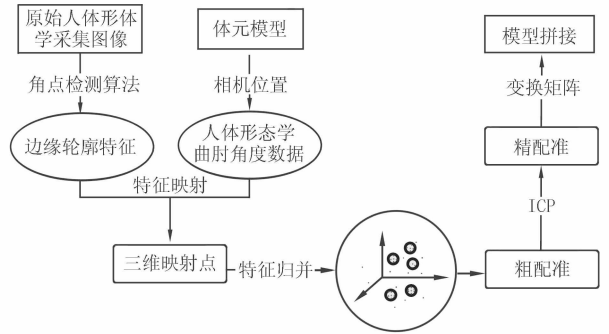


图2 改进的屈肘角度检测方法的实现流程

$$r = [r(0), r(1), \dots, r(N-1)]^T. \quad (15)$$

对武术动作中曲肘三维视觉图像中的轮廓特征点进行分类属性权重评估,采用四元组 (E_i, E_j, d, t) 表示曲肘相对应的迹,曲肘角度的稳定值满足 $\min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in \Omega(x)} (\frac{I^c(y)}{A})) \rightarrow 1$, 则此时空间尺度延迟 $t(x) \rightarrow 0$, 在多尺度形态学边缘轮廓特征提取中,通过灰度变换和直方图修正进行特征提取,灰度变换过程可描述为:

$$S_{i,j}(t) = \frac{p_{i,j}(t) - sp_{i,j}(t)}{p_{i,j}(t)}, \quad (16)$$

$$T_{i,j}(t) = \frac{|p_{i,j}(t) - \Delta p(t)|}{p_{i,j}(t)}, \quad (17)$$

$$U_{i,j}(t) = \exp\{-b[z_i(t) - z_j(t)]^2\}, \quad (18)$$

其中, $p_{i,j}(t)$ 为时刻武术动作中曲肘动作特征的二维数组, $sp_{i,j}(t)$ 为多尺度空间的卷积, $\Delta p(t)$ 为武术运动员人体的位置的参照值, $z_i(t)$, $z_j(t)$ 分别为各个像素点的边缘轮廓输出, b 为角度比较系数.

求得图像相邻两个尺度的感兴趣特征点,采用多尺度形态学分割方法进行图像的边缘轮廓特征提取^[10],构建人体形态学边缘轮廓的三维映射区域,进行体元数据融合,融合结果为:

$$G_x(x, y; t) = \partial u(x, y; t) / \partial x, \quad (19)$$

$$G_y(x, y; t) = \partial u(x, y; t) / \partial y. \quad (20)$$

结合每个像素点的曲肘角度视觉采样值进行图像平滑处理^[11],得到多尺度形态学边缘轮廓特征提取结果输出为:

$$p(z_i | x_{t-1}, d_0, \dots, d_{t-1}) = p(x_i | x_{t-1}, u_{t-1}) Bel(x_{t-1}) dx_{t-1}, \quad (21)$$

$$p(z_i | x_i) = p(x_i | x_{t-1}, u_{t-1}). \quad (22)$$

以先验边缘信息作为训练集,提取图像的多尺度形态学边缘轮廓特征,实现对人体屈肘角度的特征点标定和检测,通过模型拼接和特征归并,求得人体形态性曲肘的角度数据,构建体元模型.

2.2 基于图像的曲肘角度检测实现

假设曲肘行为图像的多尺度 Retinex 角点集合 F 中的一点 $p(x, y)$ 在灰度像素空间 σ 上运动参量 Hessian 矩阵表示为^[12-13]:

$$H = \begin{vmatrix} \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial y^2} \end{vmatrix}. \quad (23)$$

在武术动作曲肘视觉图像中具有很多个闭合的区域,假设仿射不变闭合区域分布均匀,通过计算 Hessian 映矩阵的累积概率分布,根据图像的连通区域不变性进行角度测量,进行模型拼接,得到人体形态学曲肘角度特征映射满足:

$$\min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in \Omega(x)} (\frac{I^c(y)}{A})) = t(x) \min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in \Omega(x)} (\frac{J^c(y)}{A})) + (1 - t(x)) \quad (24)$$

此时,对于灰度图像 G ,当前帧 I_c 的边缘轮廓特征表示为:

$$NF_c = \{n; c - k \leq n \leq c + k\}. \quad (25)$$

对每个尺度 $\sigma^{(n)}$ 角点进行单帧的角度不变规则拟合,进行图像的角点特征归并,随着对图像采集相机位置的变化,得到人体形态学的曲肘角度粗配准函数描述为:

$$H = \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f(\sigma)}{\partial x \partial y} \right)^2. \quad (26)$$

为了降低运动过程的幅度对角度检测的准确性带来的影响,对武术动作中曲肘视觉图像进行 Kalman 滤波,得到滤波传递函数为:

$$s(k) = \phi \cdot s(k-1) + w(k), \quad (27)$$

其中:

$$\phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \omega(k) = \begin{bmatrix} N(0, \sigma_{\theta(k)}) \\ 0 \\ N(0, \sigma_{x(k)}) \\ 0 \\ N(0, \sigma_{y(k)}) \end{bmatrix}. \quad (28)$$

初始化 Kalman 滤波器,定义 $K=0$,进行曲肘特征点的初始位置标定,求解 $S(0)$ 得到人体形态学曲肘带来的运动参数的变化分量,通过 Kalman 滤波得到曲肘过程中的兴趣特征点匹配函数为:

$$s(k | k - 1) = \phi \cdot s(k - 1 | k - 1). \quad (29)$$

把满足上述条件的尺度值进行 Hough 变换,执行滤波状态系数更新,通过精配准进行多尺度均衡,因 $s(k) = [\theta(k), \Delta x(k), \Delta y(k)]$,图像曲肘位置的边缘轮廓特征的角度检测误差将趋于 0,实现对武术形态学动作中曲肘的区域表面网格面的像素特征采集和角度参量估计,结果为:

$$P(i, j)(i \in [0, \text{int}(W/2) - 1], j \in [0, \text{int}(H/2) - 1]). \quad (30)$$

分析检测误差,得到误差收敛值为:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} (\lambda e_x(t) + e_\theta(t)) = 0. \quad (31)$$

3 仿真实验与结果分析

为了测试本文算法在实现人体武术动作中曲肘角度检测中的性能,进行仿真实验分析. 仿真实验的硬件环境为: Intel(R) 2.3 GHz CPU, 2 GB 内存, 32 位 Windows 7 系统的 PC 机. 软件环境为: MATLAB 2010 编程平台, 本文通过选取相同画面但帧数为 400 帧、200 帧的两个图片分别进行实验对比.

3.1 实验 1

实验采用了 Nikon D7200 图像采集设备,图像采集的帧数为 400 帧,分辨率为 1024×768 ,曲肘动作的统计搜索区域的灰度特征分布 his,量度化 M 为 16 级,尺度分解的级数 $N=2000$. 图 3 为帧数 400 的原始图像,作为实验研究对象.

以上述采集的武术曲肘动作行为图像为研究对象,提取图像的多尺度形态学边缘轮廓特征,在边缘轮廓特征提取的基础上,基于多尺度形态学分析方法进行人体屈肘角度的特征点标定和检测,得到标定结果如图 4 所示.



图3 400帧原始图像采集

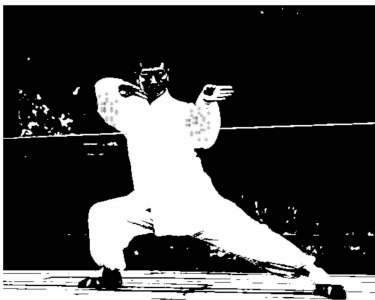


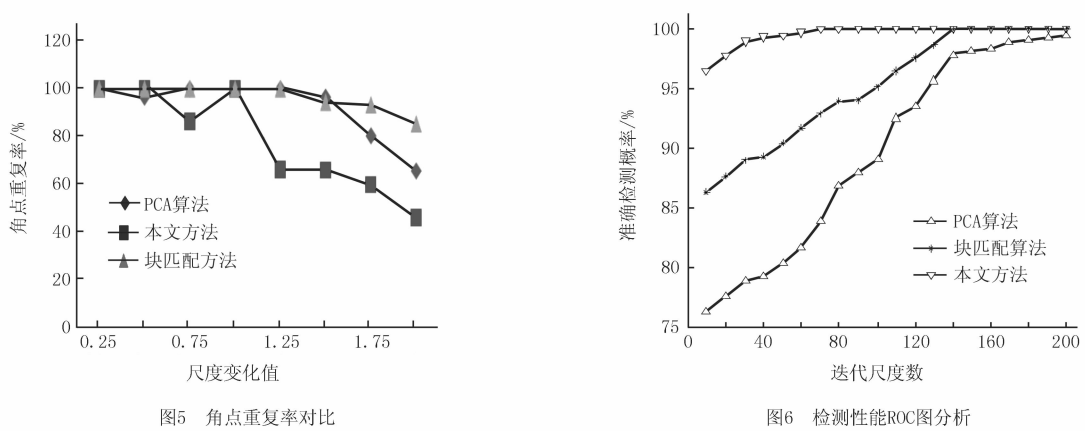
图4 人体屈肘角度的特征点标定和检测

由图 4 可见,采用本研究方法进行武术动作过程中的图像处理,能有效准确地检测到曲肘部分的特征点,从而实现对曲肘角度检测. 为了定量分析检测性能,采用角点的重复率作为评价指标之一,角点重复率越高,冗余角点越多,影响检测的准确性. 图 5 给出了采用不同方法进行曲肘角度检测的角点重复率对比结果.

分析得知,块匹配方法和 PCA 算法的角点重复率明显高于本法方法的角点重复率,随着尺度变化值的逐渐增加,传统的两种方法角点重复率均在 70%~100%之间,且当尺度变化值升高到 2 时,本文的角点重复率降低到 40%,说明该方法计算开销较小,冗余度较低,能够提高关键信息特征点的提取数目.

如图 6 所示,采用 1000 次蒙特卡洛实验,利用 PCA 算法、块匹配算法与本文方法进行准确检测的 ROC 分析. 图 6 给出了进行曲肘角度检测的准确概率 ROC 图对比. 分析得知,本文方法进行曲肘角度检测的准确

概率较高,可达到 90%~100%,而 PCA 算法和块匹配算法的准确概率跳跃性强,浮动范围大,存在检测准确概率过低的情况,不宜实际应用.图 6 充分说明本文方法优于传统方法.



如表 1 所示,对武术屈肘动作的检测分别采用所提基于多尺度形态学图像检测方法与彩纹理相关性检测方法进行对比实验.实验分为 3 组,实验前提条件均相同,利用两种方法测量图像的人体屈肘角度检测时间,计算改进方法的检测时间加速倍数.

表 1 400 帧图像屈肘角度检测所需时间对比表

	彩纹理相关性方法检测时间/ms	本文方法检测时间/ms	加速倍数
实验 1	185	56	3.30
实验 2	191	44	4.34
实验 3	196	49	4.00

由表 1 可知,本文方法与色彩纹理相关性的图像处理方法相比,检测时间明显缩短.通过 3 次实验可得,本文方法的图像屈肘角度检测速度处于传统方法的 3~5 倍间,这也充分证明研究所提方法的高效性以及鲁棒性.

由图 7 可见,利用彩纹理相关性图像检测方法和多特征视频镜头检测方法对图像进行检测,随着实验对象的增多,其检测精度大概 10%~40%之间,虽然浮动不大,但是精度较低.多人交叉区域防丢失图像检测方法检测结果精度浮动较大,精度在 10%~50%之间,该方法检测稳定性较差.本文提出的检测方法精度远远高于传统方法,随着实验对象图像的增多,本文检测精度一直处于较高水平,且稳定性好,上下浮动范围很小,精度大概稳定在 80%~90%.因此,研究方法采集的图像采用多尺度 Retinex 角点筛选方法进行图像增强处理,提取图像的多尺度形态学边缘轮廓特征,能够实现对人体屈肘角度的特征点标定与检测,并能有效提高曲肘角度的定量估计准确度.

3.2 实验 2

实验采用了 Nikon D7200 图像采集设备,图像采集的帧数为 200 帧,分辨率为 640×480,曲肘动作的统计搜索区域的灰度特征分布,量化化 M 为 16 级,尺度分解的级数 $N=2000$.图 8 为 200 帧原始图像,通过采用 PCA 算法、块匹配方法、彩纹理相关性方法和本文方法对人体屈肘角度的特征点标定和检测,实现视觉效果对比分析,得到标定结果如图 9 至图 12 所示.

由图 8 至图 12 可见,采用本研究方法进行武术动作过程中的图像处理,能有效准确地检测到曲肘部分的特征点,从而实现对曲肘角度检测.采用其他方法进行武术动作过程中的图像处理,检测到曲肘特征点效果明显低于本文方法的结果.

对武术屈肘动作的检测分别采用本文方法与 PCA 算法、块匹配方法、彩纹理相关性方法进行对比实验.实验分为 3 组,实验前提条件均相同,得出不同方法的检测时间如表 2 所示.

本文方法检测时间仅为 58 ms,而其他对比方法的检测时间最好的也达到了 205 ms,是本文方法的 3.5 倍左右,明显没有本文研究的方法效果好.

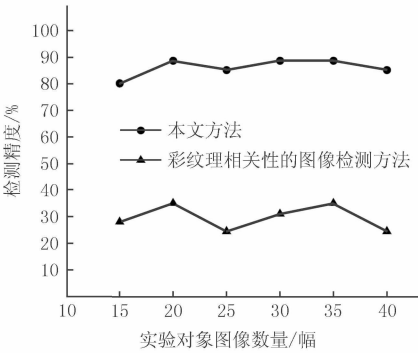


图7 不同方法检测图像屈肘角度精度对比



图8 200帧原始图像采集



图9 本文方法标定结果图



图10 PCA算法标定结果图

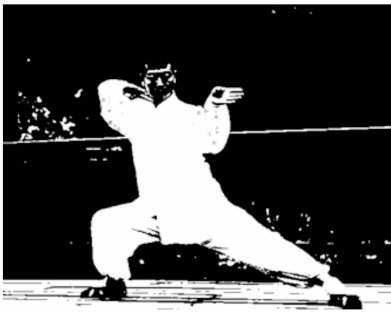


图11 块匹配方法标定结果图



图12 彩纹理相关性方法标定结果图

表 2 200 帧图像屈肘角度检测所需时间对比

	本文方法检测时间/ms	PCA 算法检测时间/ms	块匹配方法检测时间/ms	彩纹理相关性方法检测时间/ms
实验 1	58	180	190	200
实验 2	60	175	195	205
实验 3	69	181	200	202

4 结束语

本文研究了武术运动中的人体形态学曲肘角度检测视觉分析问题,提出一种基于多尺度形态学图像分析的屈肘角度检测方法. 仿真结果表明,采用该方法进行武术动作中的曲肘角度检测具有较高的准确检测概率,提高了关键信息特征点的提取数目,在武术训练动作规范矫正中具有较高的应用价值.

参 考 文 献

[1] 朱路,刘江锋,刘媛媛,等. 基于稀疏采样与级联字典的微波辐射图像重构方法[J]. 微波学报,2014,30(6):41-45.
[2] 江辉,郑岳怀,王志忠,等. 基于数字图像处理技术的暂态电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(13):72-78.

[3] SIHEN L,SUN G,IIUANG Q,et al. Multi-level discriminative dictionary learning with application to large scale image classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2015,24(10):3109-3123.

[4] 陆兴华,张晓军. 人员图像跟踪过程中多人交叉区域防丢失方法[J]. 计算机仿真,2014,31(9):243-246.

[5] 王云焯,李勃,董蓉,等. 基于透射率空间与色彩纹理相关性的图像分割[J]. 电子测量技术,2015,38(1):41-46.

[6] 彭太乐,张文俊,汪友宝,等. 基于多特征的视频镜头检测方法[J]. 仪器仪表学报,2015,36(9):2013-2020.

[7] SIHEN L,SUN G,IIUANG Q,et al. Multi-level discriminative dictionary learning with application to large scale image classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2015,24(10):3109-3123.

[8] TIHAGARAJAN J J,RAMAMURTHIY K N,SPANIAS A. Learning stable multilevel dictionaries for space representations[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems,2015,26(9):1913-1926.

[9] 朱路,陈素华,刘江锋,等. 基于变密度稀疏采样的微波辐射干涉测量反演成像方法[J]. 计算机应用研究,2015,32(4):1236-1239.

[10] 肖淑苹,贺毅岳. 一种改进的 EMD 图像信号去噪算法[J]. 现代电子技术,2016,39(16):91-93.

[11] 卞乐,霍冠英,李庆武. 基于 Curvelet 变换和多目标粒子群的混合熵 MRI 图像多阈值分割[J]. 计算机应用,2016,36(11):3188-3195.

[12] 蔡自兴,彭梦,余伶俐. 基于时序特性的自适应增量主成分分析的视觉跟踪[J]. 电子与信息学报,2015,37(11):2571-2577.

[13] 许童羽,马艺铭,曹英丽,等. 基于主成分分析和遗传优化 BP 神经网络的光伏输出功率短期预测[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(22):90-95.

Method and Realization of Elbow Flexion Angle Detection Based on Multi-scale Morphological Image

Si Xingwei

(College of P. E. , Hnenan Normal University, Xinxiang 453007,China)

Abstract : The paper presents a method of elbow flexion angle detection based on multi-scale morphological image to overcome the shortcoming of inaccurate motion detection, which is existing in empirical analysis methods. First of all, the image acquisition and feature analysis of elbow movement of Wushu movement are carried out in the multimedia perspective. Then, the multi-scale Retinex corner selection method is used to enhance the image. Multi-scale morphological edge features are extracted from image information to incriminate the characteristic points of elbow flexion angle. The simulation results show that the method is better than the empirical analysis method in the measurement of the elbow angle in the martial arts movement, the accurate detection rate is more than 80%, and possesses the advantages of high accuracy and stability with . It is of high clinical value in guiding . It has great guiding significance for corrective action.

Keywords: elbow flexion; angle detection; multi-scale morphology; image

[责任编辑 陈留院]