



基于多项式拟合的模特走秀动作分类方法

童基均^a, 刘宇^a, 常晓龙^a, 张瑾^b

(浙江理工大学, a.信息学院; b.服装学院, 杭州 310018)

摘要: 为自动、准确地对模特走秀动作进行评价, 提出了一种基于多项式拟合的动作分类方法。该方法首先利用基于局部亲和域的方法进行人体关节点检测, 同时为消除相机视角和个体体型差异性, 将检测到的关节点通过普氏分析进行数据校准; 其次将人体关节点分为脊柱、上肢和下肢三部分, 分别从水平和垂直方向进行多项式拟合; 再次对得到的多项式系数进行数据降维; 最后将降维后的多项式系数作为动作评价的特征, 利用 SVM 分类器实现模特走秀动作分类。实验结果表明: 该方法评价准确率为 71.9%, 初步实现对人体动作的定性评价。该方法为模特走秀的动作评估提供了一种解决方案。

关键词: 关节点检测; 普氏分析; 多项式拟合; 数据降维; 动作评价

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851 (2019) 03-0224-07

Classification of catwalk based on polynomial fitting

TONG Jijun^a, LIU Yu^a, CHANG Xiaolong^a, ZHANG Jin^b

(a. School of Information Science and Technology;

b. School of Fashion Design & Engineering, Zhejiang Sci-Tech

University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to evaluate catwalk show actions in an automatic and accurate way, an action classification method based on polynomial fitting is proposed in this paper. Firstly, the method uses the Part Affinity Fields to detect the human joint point. Data calibration of detected joint points was conducted by Procrustes analysis to eliminate the difference between camera perspective and individual body type. Then, the detected human joint points were divided into three parts: spine, upper limb and lower limbs. Polynomial fitting of the data of the joint points was implemented respectively from the horizontal and vertical directions. Data dimensionality reduction was carried out again for polynomial coefficients obtained. Finally, the polynomial coefficient after reducing the dimension was regarded as the feature of the action evaluation, and SVM classifier was used to achieve classification of the model catwalk show actions. The experimental results showed that the evaluation accuracy of this method was 71.9%, and the qualitative evaluation of human body's action was preliminarily realized. It provides an effective solution for the catwalk action assessment of the models.

Key words: joint point detection; Procrustes analysis; polynomial fitting; data dimension reduction; action evaluation

收稿日期: 2018-06-11 网络出版日期: 2018-12-01

基金项目: 浙江省重点研发计划项目 (2015C03023); 浙江理工大学“521 人才培养计划”

作者简介: 童基均 (1977-), 男, 浙江杭州人, 教授, 博士, 主要从事传感器及检测技术、计算机视觉方面的研究。

通信作者: 张瑾, E-mail: 240752446@qq.com

0 引 言

人体动作识别与评价是计算机视觉重要研究领域之一^[1],是指根据刚体运动、关节角度和身体关键部位等信息对人体运动姿态进行预测和估计^[2]。动作识别与评价的研究对动画、人机交互、运动分析和监控等具有重要意义^[3],但是由于人体运动的多变性和高复杂性,因此人体动作识别和评价具有很高的挑战性。

目前人体动作识别和评价主要有基于生物力学^[4]、生物电学、计算机视觉^[2]等方法。基于生物力学和生物电学的方法主要通过分析生物力学信息和生物电信息进行动作识别。生物力学信息主要包括关节角度、脚底压力等,生物电学信息一般指表面肌电信号(sEMG)^[5]。这两种方法所需信息采集设备昂贵,部署复杂。基于计算机视觉的方法是利用摄像机获取人体的运动信息,然后进行动作识别和评价,如 Felzenszwalb 等^[6]、Fischler 等^[7]和 Dubout 等^[8]根据视频中目标的轮廓信息计算步态能量图^[9],进而实现动作识别。

基于计算机视觉的方法设备简单,部署方便,是现阶段研究动作识别与评价的主要方法,主要分为自顶向下^[10-11]和自底向上两种检测方法。自顶向下检测方法需要检测出人体的各个关节点,通常采

用检测模型提取关节点信息^[12-13],但这种方法每次均只能检测一个人,鲁棒性较低,随着检测人数的增加,检测次数增多,时间变长。而自底向上的方法很好地解决了这一问题,如 Cao 等^[14]提出的一种检测多人二维姿态的方法,该方法使用局部亲和域(Part affinity fields, PAFs)的非参数表示法,可以实现对人的肢体位置和方向进行编码,从而获得更准确的关节信息检测结果,最终通过分析关节信息进行人体动作识别。在基于关节点信息的动作识别与评价方法中,毛红保等^[15]采用奇异值分解进行动作评价,但只能识别简单动作,且泛化性较差;Ren 等^[16]采用加权动态时间规划算法进行动作识别,可获得较好的识别效果,但是算法计算相对复杂。

本文提出了一种基于多项式拟合的模特走秀动作分类方法,通过关键点检测、普氏分析、多项式拟合以及最后的数据降维和 SVM 分类来实现动作分类,该方法可以实现对模特走秀动作的简单评价,使用普通相机即可完成,大大提高操作的便捷性和可行性。

1 总体架构

本文提出的基于多项式拟合的模特走秀动作分类方法包括关键点检测、普氏分析、多项式拟合和最后的分类评价,总体的动作检测与分析流程如图 1 所示。

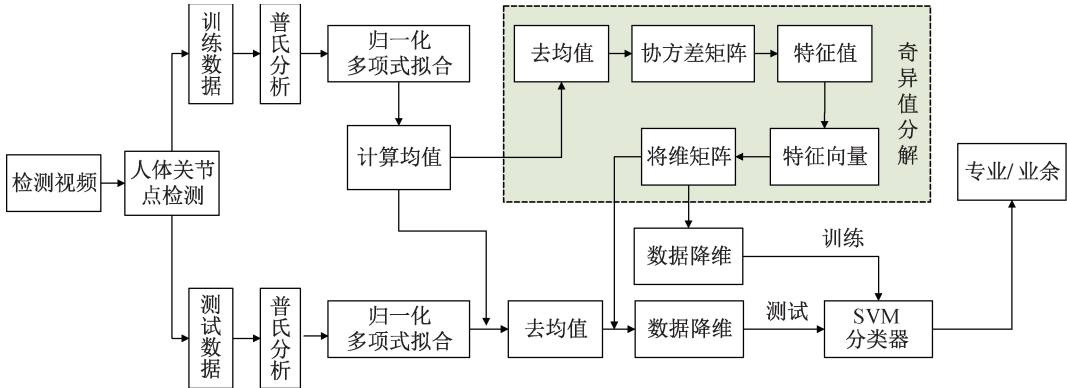


图 1 动作检测与分析流程

人体关节点检测部分采用 Cao 等^[14]提出的基于局部亲和域的方法,该方法彻底解决了自顶向下检测方法的缺点,且检测效果准确;而相机的位姿不同会引起较大的误差,普氏分析(Procrustes analysis)^[17]可以很好地解决此问题,将检测的人体关节点数据进行普氏分析,可达到数据校正的效果;然后对人体关节点数据进行多项式拟合产生的参数,可以作为动作分析的一种特征,在本文分别从水平和垂直方向上进行多项式拟合,可获

取更多的特征数据;最后通过 PCA 降维和 SVM 分类器实现动作分类,以实现模特走秀专业性的评价。

2 人体关节点检测

人体关节点检测采用 Cao 等^[14]提出的方法,该方法是一种自底向上的检测方法,采用 PAFs 非参数表示法对图像中人的肢体位置和方向进行编码,从而获得准确的预测结果。该网络结构采用一个前

馈网络,首先通过一个卷积神经网络对输入图像进行分析,该卷积神经网络采用 VGG-19 网络模型,并对前 10 层网络进行初始化和微调,得到特征映射的结果 F ,将 F 作为第一阶段的输入数据。第一阶段的网络生成关节点的置信图 S^1 和局部亲和域 L^1

L^1 ,即同时预测一组二维的人体关节点位置和一组二维局部亲和域;在之后的每个阶段,两个分支将前一个阶段的预测连同原始的特征映射结果 F ,共同作为该阶段的网络输入数据,并进行预测。该检测网络结构如图 2 所示。

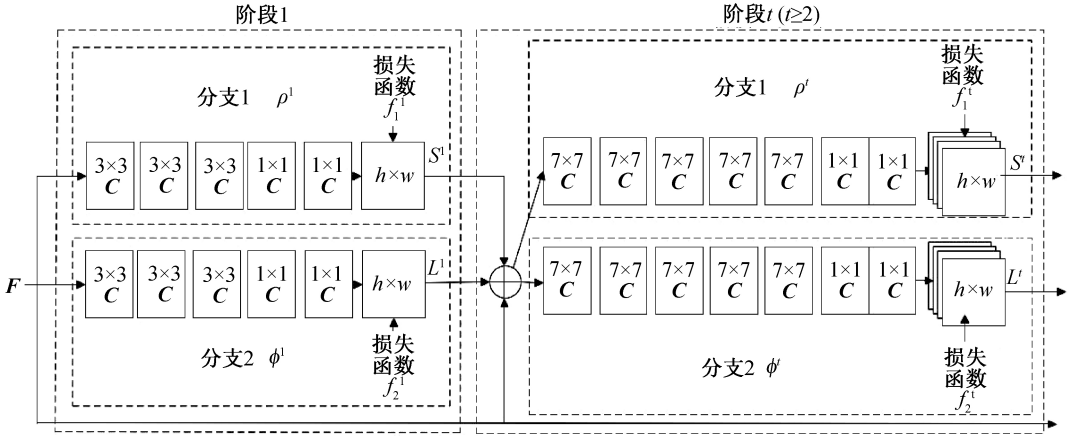


图 2 检测网络结构

图 1 中 C 表卷积核, $h \times w$ 表示特征图的尺寸, 置信图 S^t 和局部亲和域 L^t 可用公式表示:

$$S^t = \rho^t(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2 \tag{1}$$

$$L^t = \varphi^t(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2 \tag{2}$$

其中 $\rho^t(\cdot)$ 和 $\varphi^t(\cdot)$ 表示神经网络每个阶段中两个分支的迭代计算。

为更好地预测,之后每个阶段都有中级监督^[18],可解决梯度消失问题。即在每个阶段末尾的每个分支上添加一个 L2 正则化损失函数(即图 1 中的 $f_i^t, i=1,2$),并在空间上对损失函数加权重。最后通过贪心算法求解关节点置信图和关联域,以输出检测图像中所有人的 2D 关键点。

3 动作识别

由于相机位置固定而模特在一直移动,需要对数据进行归一化处理。根据人体肩宽与身高的比例为 1:4,同时为使用 Matlab 画图显示结果时,符合人类的正常视觉观感,将每个关节点水平和垂直位置分别归一化到 $[-200, 200]$ 、 $[-800, 800]$ 范围内,即:

$$x_i = 400 \times \frac{x_{oi} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} - 200 \tag{3}$$

$$y_i = 1600 \times \frac{y_{oi} - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} - 800 \tag{4}$$

其中: (x_{oi}, y_{oi}) 、 (x_i, y_i) 表示归一化前后点的坐标, x_{\min} 、 y_{\min} 、 x_{\max} 、 y_{\max} 表示样本坐标点的最小值和最大值。

3.1 普氏分析

普氏分析是一种用于分析形状分布的方法。正交普氏问题就是求解一个矩阵 R_0 ,使得 AR_0 尽可能地接近 B ,其中 A 和 B 为已知的两个物体的空间坐标。即求解一个物体相对于另一物体的最佳正交线性变换,该线性变换包括旋转、平移和尺度变换。

a) 平移。求样本的质心可以用公式表示为:

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \right) \tag{5}$$

其中: N 表示样本的个数, (\bar{x}, \bar{y}) 为样本的质心。将所有数据点平移,可用公式表示为:

$$(\hat{x}_i, \hat{y}_i) = (x_i - \bar{x}, y_i - \bar{y}) \tag{6}$$

其中: (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为平移后的坐标点。

b) 尺度缩放。分别求解 x 、 y 的 F 范数 S_{Fx} 、 S_{Fy} :

$$S_{Fx} : S_{Fy} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{x}_i^2}, S_{Fy} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{y}_i^2}, \text{并对所有坐标点进行尺度标准化,可公式表示为: } ((x_i - \bar{x})/S_{Fx}, (y_i - \bar{y})/S_{Fy}).$$

c) 旋转。利用最小二乘法法寻找最佳的旋转角度 θ 使得对应点之间的平方距离和最小化,得到变换最后的坐标 (x_{Li}, y_{Li}) 。将三种变换写成矩阵的形式为:

$$\begin{bmatrix} x_{Li} \\ y_{Li} \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \end{bmatrix} = sR \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + T \tag{7}$$

其中: s 是缩放比例, θ 为旋转角度, T 为平移的位

移, \mathbf{R} 是一个正交矩阵。

经过上述列预处理可以减少由于相机位姿不同引起的误差,使得最终的评估价结果更合理。

3.2 多项式拟合

人体模型可以被表示为有多个关节连接的简单刚性物体^[18-19],由于人体的所有关键点是交错相连的,将关节点分为几部分分析会更加清晰,因此将经归一化后的数据分为 BB、UB 和 LB 三部分进行多项式拟合,如图 3 所示。BB 部分连接 0、1、2 这三个点,UB 部分连接 5、4、3、2、6、7、8 这七个点,LB 部分连接 11、10、9、0、12、13、14 这七个点。多项式拟合的一般公式为:

$$p(x) = c_0 + c_1x + \cdots + c_nx^n, n = 0, 1, 2, \cdots \quad (8)$$

其中 c_n 为多项式拟合系数。

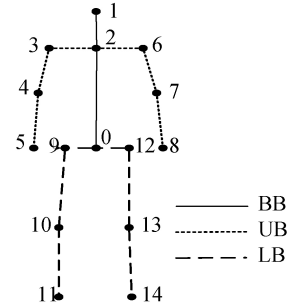


图 3 人体关节点

在进行多项式拟合时,假设关节点 0 为坐标原点,并且所有的关节点都在 x - y 平面上。为便于分析比较,本文将所有关节点分别从 x 轴、 y 轴两个方向上进行拟合。图 4 为随机挑选一个专业和一个业余模特的数据进行上述多项式拟合的结果图。

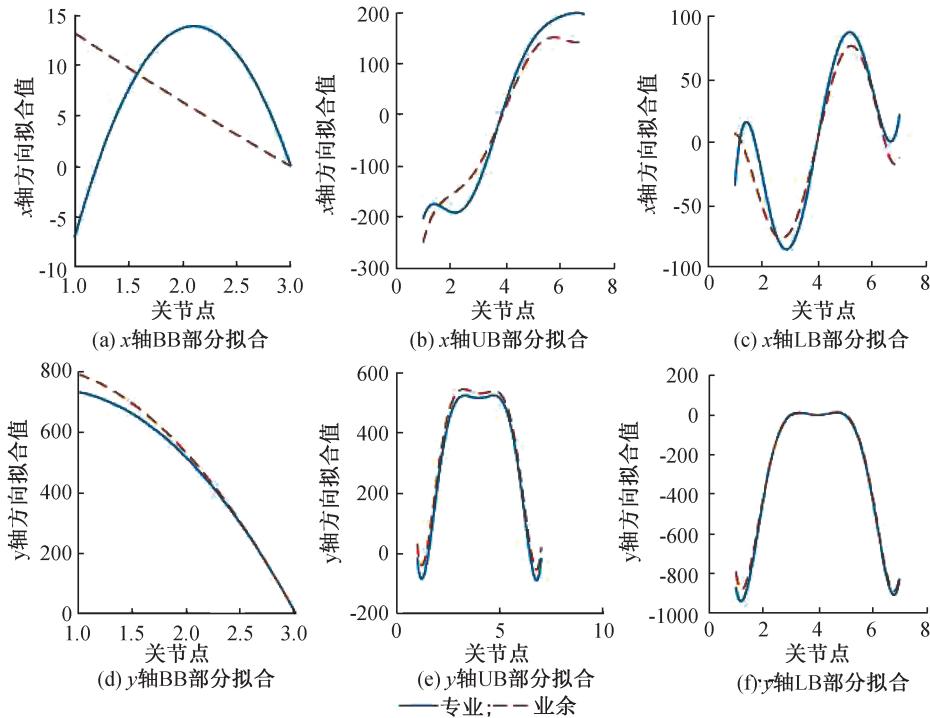


图 4 专业和业余模特的数据多项式拟合结果

为衡量多项式拟合效果,本文引入曲线拟合度 $R_R^{2[20]}$ 这一概念,如式(9):

$$R_R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{Ni} - \hat{y}_{Ni})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{Ni} - \bar{y}_{Ni})^2} \quad (9)$$

其中: y_{Ni} 表示原来关节点在 x 轴或 y 轴上的数值; \hat{y}_{Ni} 表示多项式拟合后的数值; $\bar{y}_{Ni} = \frac{1}{n_0} \sum_{i=1}^{n_0} y_{Ni}$ 表示均值, n_0 表示拟合数据量。 R_R^2 越大接近 1, 表示拟合效果越好。

3.3 数据降维与动作识别

人体各部分关键点分别在 x 轴和 y 轴方向进行多项式拟合后,将得到的拟合系数作为特征,进行主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA),并做降维处理。PCA 是用样本协方差矩阵的特征向量来构造降维矩阵,是均方误差准则下的最优正交变换。该方法是将样本的数据信息进行正交分解,是数据信息集在变换后的主要分量^[21]。

PCA 降维主要分为五个步骤:

a) 计算样本均值: $\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \mathbf{X}_i$, 其中 \mathbf{X}_i 表示

需降维的多维向量;

b) 计算样本协方差矩阵: $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^{n_1} (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})^T (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})$;

c)对协方差矩阵进行特征值分解,找到 K-L 变换矩阵: $\mathbf{A} \times \mathbf{V} = \mathbf{V} \times \mathbf{D}$;

d)选取 K-L 变换的主成分,构建 PCA 降维矩阵: $\mathbf{M}_T = \sum_{i=1}^{n_1} (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}}) \times \mathbf{V}_{PCA} \times \mathbf{D}_{PCA}$;

e)数据降维: $\mathbf{M} = (\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T \times \mathbf{M}_T$ 。

其中: n_1 为进行数据降维的样本量, \mathbf{V} 为特征值矩阵, \mathbf{D} 为对应的特征向量矩阵, \mathbf{V}_{PCA} 和 \mathbf{D}_{PCA} 为选取对应主成分之后的特征值和特征向量矩阵; \mathbf{M}_T 为降维矩阵, \mathbf{M} 为降维后的数据。训练数据和测试数据的处理方法稍有不同,对于训练数据要计算其均值,即样本均值,每一个训练数据要减去样本均值。然后计算协方差矩阵,求解特征值和特征向量以及降维矩阵,降维矩阵根据计算出的特征向量的贡献率来确定。通过将去均值的数据乘以降维矩阵可以实现数据的降维。对于测试数据只需要减去样本均值,然后乘以降维矩阵就可以实现数据降维。

本文主要以女性模特走台动作为研究对象,最终对模特走秀动作的专业性进行评价,分为专业与业余两大类。通过前面一系列的数据处理后,采用 SVM 分类的方法来识别。在训练和检测时,SVM 分类器的核函数采用高斯径向基函数,设置核宽 $\delta = 8$ 。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据和过程

数据采集采用 Dahua DH-IPC-HF8431E 相机拍摄专业模特和非专业模特走秀的视频。本文主要分析模特走秀时的关键帧,即模特跨步时的动作,分别对专业模特和非专业模特视频中每一关键帧图像进行处理,以识别专业与非专业模特的动作姿势。对 24 个专业模特和 13 个非专业模特拍摄的视频进行分析处理,其中专业模特关键帧图像 2004 张,非专业模特 958 张。用 1000 张专业模特关键帧图像与 700 张非专业模关键帧图像作为训练集,其余的样本为测试集。

通过本文方法来实现人体关节点检测,获取模特所有关节点的数据;而后对所有数据进行多项式拟合和数据降维;最后采用 SVM 分类器类进行训练和测试。在图 1 中的样本均值和降维矩阵都是利用训练数据集计算得出。

4.2 结果分析

4.2.1 多项式拟合实验结果

按本文方法对人体关节点数据进行不同阶系数的拟合,结果如图 5 所示。对于 BB 部分形状比较简单,2 阶系数就可以较好地拟合,而 UB、和 LB 部分形状比较复杂,对于这两部分本文随机抽取 20 组数据,分别计算其 5 阶和 6 阶多项式拟合的平均曲线拟合度,分别为 0.6223 和 0.8592,所以得出 6 阶系数的多项式拟合更为准确。

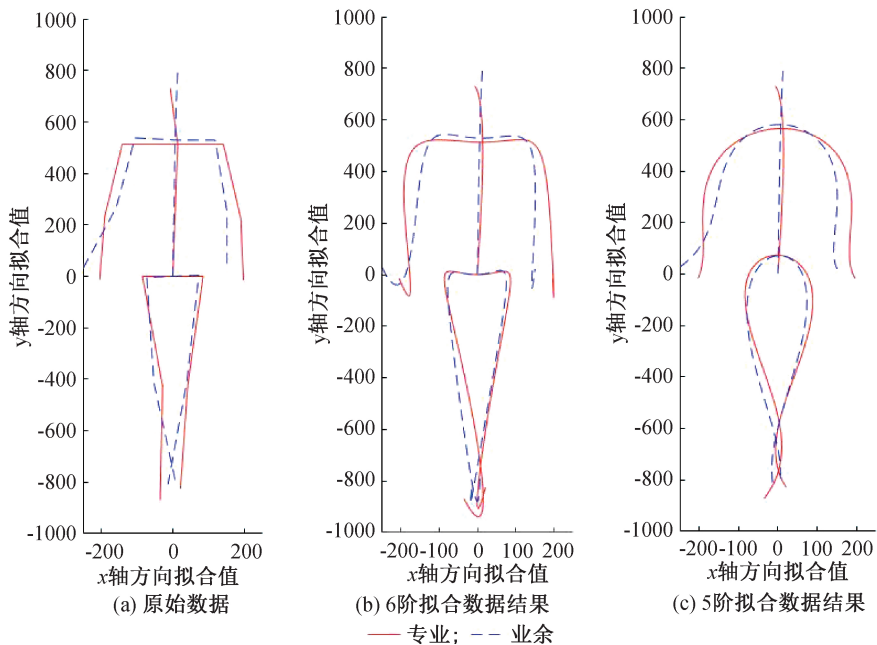


图5 不同阶系数拟合结果

本文对人体的 UB、LB 部分关节点采用 6 阶系数拟合,最终的模型可以表示为:

$$P_{BB}(i)=\alpha_0+\alpha_1i+\alpha_2i^2 \tag{10}$$

$$P_{UB}(i)=\beta_0+\beta_1i+\beta_2i^2+\beta_3i^3+\beta_4i^4+\beta_5i^5+\beta_6i^6 \tag{11}$$

$$P_{LB}(i)=\gamma_0+\gamma_1i+\gamma_2i^2+\gamma_3i^3+\gamma_4i^4+\gamma_5i^5+\gamma_6i^6 \tag{12}$$

其中： i 为关节点数, α 、 β 、 γ 为 BB、UB、LB 三部分的各阶系数。人体的各部分拟合系数为:BB 部分的

6 个系数、UB 和 LB 部分各 14 个系数,总共 34 个拟合系数。

4.2.2 模特走台动作分类实验结果分析

本文采用 10 折交叉验证法对所有训练样本进行测试,平均准确率为 71.9%,初步实现了对模特走台动作的专业性评价。为了便于比较不同模特动作识别的结果,本文将对每个模特逐一进行测试。在测试集中随机抽取 5 个专业模特和 5 个非专业模特的所有关键帧数据进行测试,结果如表 1 所示。

表 1 个体检测结果

检测结果	专业 1	专业 2	专业 3	专业 4	专业 5	业余 1	业余 2	业余 3	业余 4	业余 5
正确数量	36	38	49	43	39	38	43	58	76	59
错误数量	15	16	5	6	12	13	35	17	17	25
正确率/%	70.6	70.4	90.7	87.8	76.5	74.5	57.8	77.3	81.7	70.2

单独测试的 10 个模特的结果中可以看出:在专业模特中第 2 个的识别率最低,为 70.4%,该专业模特的期末成绩也是这 5 个专业模特中最差的;业余模特中第 2 个是识别率最低,为 57.8%,反过来就是说 5 个业余模特中该模特的成绩最好,最接近专业的水平,事实也是该业余模特的期末成绩在 5 个人业余模特中最好的。评价模特走秀的动作姿势好坏不是由某一个时刻决定的,而是有一系列时刻的动作共同决定。所以要综合模特一次走秀的所有关键时刻帧的动作姿势情况来评价该模特的成绩。在随机测试的 10 模特中,5 个专业模特的识别率都超过 76.0%,5 个业余模特的识别率也都超过 57.0%。为进一步分析实验结果,使用查准率 P 、查全率 R_c 和评价查准率和查全率的综合指标 F_{1Score} 来分析,计算公式为

$$P=\frac{TP}{TP+FP},R_c=\frac{TP}{TP+FN},$$
$$F_{1Score}=\frac{2\times P\times R_c}{P+R_c},$$

其中: TP 表示真正类, FP 表示假正类, FN 表示假负类, TN 表示真负类。从混淆矩阵表 2 可以得出查准率 $P=66.1\%$,查全率 $R_c=79.5\%$, $F_{1Score}=0.72$, F_{1Score} 值越靠近 1,表明效果越好。本文实验中 F_{1Score} 的值为 0.72,说明所述方法效果较为理想。

表 2 预测混淆矩阵

真实类型	预测类型	
	专业	业余
专业	32.45%(TP)	8.38%(FP)
业余	16.61%(FN)	42.55%(TN)

5 结 论

本文通过分析模特走秀的动作形态,提出了一种基于多项式拟合模特走秀动作分类方法。在检测人体关节点时采用深度学习中基于局部亲和域的方法,相对于基于轮廓提取关节点的方法更为准确;在数据处理分析中首先采用普氏分析的方法对数据进行预处理,减少由于相机位姿引起的误差,而后采用了多项式拟合的方法来提取特征,最后经过数据降维和 SVM 分类器实现模特的动作分类。将多项式拟合应用到模特走秀的动作评分类,该方法简单有效,且易于实现。

本文提出的方法可以实现对模特走秀动作的专业性评判,但目前只是实现了两个类别的识别,属于粗分类范畴。在以后的研究工作中会细化识别动作,给出一个量化的打分机制;同时也会加入动作的时空相关性,实现实时评价,提高评价的可靠性。

参考文献:

[1] Hofmann M, Gavrilu D M. Multi-view 3D human pose estimation in complex environment [J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 96(1): 103-124.

[2] Chan C K, Loh W P, Rahim I A. Human motion classification using 2D stick-model matching regression coefficients[J]. Applied Mathematics and Computation, 2016, 283(12): 70-89.

[3] 佟丽娜,侯增广,彭亮,等. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(5): 810-821.

[4] Wolf A, Senesh M. Motion estimation using a statistical solid dynamic method[M]// Kecskeméthy A, Müller

- A. Computational Kinematics. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009: 109-116.
- [5] 刘磊, 杨鹏, 刘作军. 采用多核相关向量机的人体步态识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(3): 562-571.
- [6] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [7] Fischler M A, Elschlager R A. The representation and matching of pictorial structures[J]. IEEE Transactions on Computers, 1973, 100(1): 67-92.
- [8] Dubout C, Fleuret F. Exact acceleration of linear object detectors [C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012: 301-311.
- [9] Pantic M, Rothkrantz L J M. Automatic analysis of facial expressions: The state of the art [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(12): 1424-1445.
- [10] Ouyang W, Chu X, Wang X. Multi-source deep learning for human pose estimation[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014: 2337-2344.
- [11] Chen X, Yuille A. Articulated pose estimation by a graphical model with image dependent pairwise relations [EB/OL]. (2014-11-04) [2018-06-11]. <https://arxiv.org/abs/1407.3399>.
- [12] Jain A. Articulated people detection and pose estimation; Reshaping the future [C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 3178-3185.
- [13] Gkioxari G, Hariharan B, Girshick R, et al. Using k-poselets for detecting people and localizing their keypoints[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2014:3582-3589.
- [14] Cao Z, Simon T, Wei S E, et al. Realtime multi-person 2D pose estimation using Part Affinity Fields [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017:1302-1310.
- [15] 毛红保, 张凤鸣, 冯卉. 基于奇异值分解的飞行动作评价方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(32): 240-242.
- [16] Ren S, Cao X, Wei Y, et al. Face alignment at 3000 fps via regressing local binary features [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014: 1685-1692.
- [17] 杜克勤. Procrustes 问题的若干研究[D].杭州:浙江大学, 2005:7-22.
- [18] Wei S E, Ramakrishna V, Kanade T, et al. Convolutional pose machines[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 4724-4732.
- [19] Gbay U, Demir I, Dedeoğlu Y. Motion capture and human pose reconstruction from a single-view video sequence[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(5): 1441-1450.
- [20] 孟强, 王佩贤, 刘志朋. 基于最小二乘法的高速道岔精确技术研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(2): 186-189.
- [21] 苑玮琦, 曲晓峰, 柯丽, 等. 主成分分析重建误差掌纹识别方法[J]. 光学学报, 2008, 28(10): 1903-1909.

(责任编辑:康 锋)