

基于体表角度的女子体型分类与识别

孙洁^a, 倪世明^a, 叶玲^a, 邹奉元^{a,b}

(浙江理工大学 a. 服装学院; b. 浙江省服装工程技术研究中心, 杭州 310018)

摘要: 从人体形态差异角度细分人体体型,通过三维人体扫描获得 500 名年龄在 18~25 岁之间的女青年的正面和侧面二维图像,运用 Matlab 软件获得 11 个躯干体表特征点的坐标并计算得到能够反映体型差异的体表角度;通过偏相关性分析得出表征人体形态特征的 4 个体表角度,即肩斜角、胸突角、体侧角、臀突角;运用 K-means 聚类将人体体型分为 4 类。在此基础上,构建基于神经网络集成的体型识别模型,训练集识别精度达到 95%。该方法可有效区分人体形态差异,适应服装量身定制生产的需求。

关键词: 体表角度; K-Means 聚类; 神经网络集成; 人体体型识别

中图分类号: TS941.17

文献标志码: A

0 引言

在服装量身定制系统中,通过细分人体体型,获得更为确切的体型控制部位信息,是服装合体性的重要保障^[1]。近年来,国内外学者就人体体型细分进行了深入研究,其主要研究思路为:在三维测量的基础上分别从整体和肩部、胸部、背部、臀部、腹部等局部出发提取人体体型特征参数^[2-3],利用因子分析^[3-4]、指标聚类^[5]等方法进行降维处理,通过快速聚类^[4-5]和模糊聚类^[6-7]等方法进行体型分类,在此基础上采用遗传神经网络^[8]、支持向量机^[3]、概率神经网络^[5]等方法构建体型识别模型。从而,实现人体体型细分和自动识别。然而,在服装结构设计中只考虑人体围度和比例等尺寸信息,忽略体表曲线形态,是造成服装合体性不强的重要原因^[7]。人体体表形态主要由体表轮廓曲线记录,其形态变化可以通过体表角度来表示^[9]。Wookyoung Lee 等学者在人体三维数据的基础上,将人体尺寸转换成为 9 个角缺陷结构,利用角缺陷代替尺寸将人体体型按照年龄进行细分^[10],为人体体型细分提供了新的思路。

本文通过三维扫描图像,获取人体体表的角度信息,在国标基础上根据体表角度进行人体体型细

分,利用神经网络集成方法构建 BP 神经网络识别模型,实现体型自动识别,以有效区分个体体表形态差异,为服装基础纸样的制定提供基础。

1 数据预处理

1.1 数据采集

实验以 500 名年龄在 18~25 岁的青年女性为研究对象,按 GB/T 23698—2009《三维扫描人体测量方法的一般要求》^[11],运用美国 TC² 三维人体扫描与测量系统进行人体扫描,并截取人体正面和侧面二维图像,运用 Matlab(R2010a)软件提取清晰的体表轮廓线,提取过程见图 1。

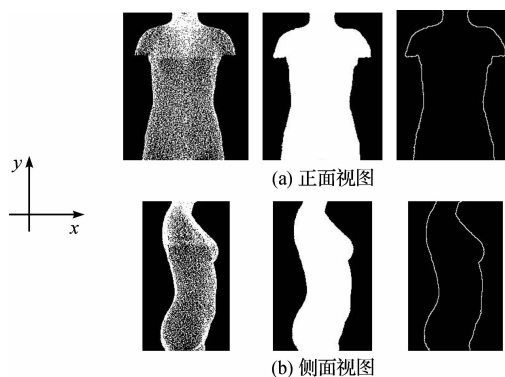


图 1 体表轮廓线提取

收稿日期: 2012-10-23

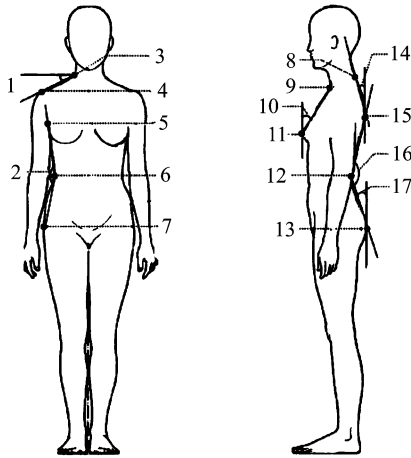
基金项目: 国家茧丝绸发展专项项目(财企[2011]181号);浙江省实验教学示范中心建设项目(SB1105001-E)

作者简介: 孙洁(1987—),女,浙江海宁人,硕士研究生,主要从事人体工程与数字服装研究。

通信作者: 邹奉元,电子邮箱: zfy166@zstu.edu.cn

1.2 体表特征点分析

在人体正面曲线形态中,由侧颈点向肩端点形成落肩,由腋下至臀部曲线在腰部形成凹势。人体侧面形态主要由两条曲线记录,即前部由胸突、腰收、腹突形成“S”形;后部由背突、腰收、臀突形成反“S”形。因此在躯干表面共形成 7 个角度:肩斜角、体侧角、胸突角、背入角、背侧角、臀突角、腹突角。本实验以青年女性为研究对象,其腹部外凸趋势不明显,腹突角差异不明显,故实验共选取 6 个体表角度用于表征人体体表特征,如图 2 所示。



1. 肩斜角(SOA),2. 体侧角(BLA),3. 侧颈点(SNP),4. 肩端点(SP),5. 腋下点(AP),6. 侧腰点(SWP),7. 侧臀点(SHP),8. 后颈点(BNP),9. 前颈点(FNP),10. 胸突点(CA),11. BP 点(BP),12. 后腰点(BWP),13. 后臀点(BHP),14. 背入角(BEP),15. 后背点(BBP),16. 背侧角(DA),17. 臀突角(HBA)

图 2 体表特征点与体表角度

1.3 体表特征点坐标提取与角度计算

根据角度计算需要,运用 Matlab 中的 ginput 函数提取体表特征点坐标,11 个特征点如图 2 所示。根据坐标值计算肩斜角、体侧角、胸突角、背入角、背侧角、臀突角 6 个体表角度值,计算公式见表 1。

表 1 体表角度计算公式

项目	相关特征点	计算公式
肩斜角	SNP, SP	$\arctan \left \frac{y_{sp} - y_{snp}}{x_{sp} - x_{snp}} \right $
体侧角	AP, SWP, SHP	$\arctan \left \frac{y_{ap} - y_{swp}}{x_{ap} - x_{swp}} \right + \arctan \left \frac{y_{swp} - y_{shp}}{x_{swp} - x_{shp}} \right $
背入角	BNP, BBP	$\arctan \left \frac{x_{inp} - x_{ibp}}{y_{inp} - y_{ibp}} \right $
背侧角	BBP, BWP, BHP	$\arctan \left \frac{y_{ibp} - y_{ibwp}}{x_{ibp} - x_{ibwp}} \right + \arctan \left \frac{y_{ibwp} - y_{ibhp}}{x_{ibwp} - x_{ibhp}} \right $
臀突角	BWP, BHP	$\arctan \left \frac{x_{ibwp} - x_{ibhp}}{y_{ibwp} - y_{ibhp}} \right $
胸突角	FNP, BP	$\arctan \left \frac{x_{fnp} - x_{bp}}{y_{fnp} - y_{bp}} \right $

2 数据分析与讨论

2.1 体表角度相关性分析

肩斜角、体侧角、胸突角、背入角、背侧角、臀突角等反映了人体不同部位的特征,其角度值的变化并不是孤立的,角度间存在着某种关联。为研究两角度之间的相关性,排除第三变量的影响,运用 SPSS 18.0 中对所得角度数据进行偏相关分析^[12],确定各关键部位形态变化的联系,进而确定更具代表性的体表角度,各角度间的偏相关系数见表 2。

表 2 体表角度间的偏相关分析结果

	肩斜角	背入角	体侧角	胸突角	臀突角	背侧角
肩斜角	1					
背入角	0.136	1				
体侧角	0.117	0.206	1			
胸突角	-0.234	-0.546	0.253	1		
臀突角	-0.207	0.016	-0.142	0.037	1	
背侧角	0.000	0.034	0.063	-0.196	-0.816	1

表 2 表明,臀突角与背侧角、胸突角与背入角存在显著偏相关,相关系数分别为-0.816 和-0.546 (假设检验概率 p 均在 1%以下,偏相关关系成立)。臀突角与背侧角呈负相关,即臀突角越大,背侧角越小,在体表形态上侧面收腰越明显,臀凸趋势也越明显,背部反“S”型形态特征越明显,可反映背部形态特点;胸突角与背入角呈反向显著相关,胸突角越大,呈挺胸特征,背部越平坦,反之,胸部呈鞠躬特征,背部弯曲明显,用于表征胸背部体态特点;体侧角与其它各角度不存在明显的相关性,同时可反映胸腰差和腰臀差信息,可用于表征人体胖瘦程度;肩斜角反映人体肩部信息,与人体其他角度相关性不大。根据角度相关关系,同时满足便于测量的原则,选取肩斜角、体侧角、臀突角和胸突角 4 个角度来表征体型差异。

2.2 基于 K-means 算法的体型分类

2.2.1 K-means 算法原理

K-means 算法是典型的基于原型的目标函数聚类算法的代表^[13],其核心思想是把 n 个数据对象划分为 k 个聚类,使每个聚类的数据点到该聚类中心的平方和最小,它以数据点到聚类中心的某种距离和作为优化的目标函数,利用函数求极值的方法得到迭代运算的调整规则^[14-15]。算法处理过程如下。

- 从 n 个数据对象中任意选取 k 个对象作为初始的聚类中心;
- 分别计算每个对象到各个聚类中心的距离,

把对象分配到距离最近的聚类中;

c) 所有对象分配完成后,重新计算 k 个聚类的中心。不断重复这一过程直到达到标准测度开始收敛为止。一般采用均方差作为标准测度函数,其公式为:

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{p \in C_j} (p - m_j)^2 \quad (1)$$

式(1)中 E 为所有对象的均方差之和;

p 代表对象的空间中的一点;

m_j 为聚类 C_j 的均值(p 和 m_j 均为多维)。

d) 输出聚类结果。

2.2.2 体型分类

运用 SPSS 18.0 对数据进行 K-means 聚类分析。选取肩、体侧角、臀突角和胸突角 4 个指标作为分析变量。通过比较分类效果,发现样本分为 4 类时效果最佳, F 检验的概率均小于 0.05。各类聚类中心见表 3。

表 3 最终聚类中心

类别	1	2	3	4
样本个数	1	2	3	4
样本个数	149	78	153	120
肩斜角/(°)	17.98	35.24	16.12	39.23
体侧角/(°)	156.94	166.67	161.26	151.68
臀突角/(°)	6.43	11.95	29.15	15.38
胸突角/(°)	20.41	13.16	39.53	35.56

由表 3 可知,第一类样本数为 149 人,在总样本中的占比为 29.8%;第二类样本数为 78 人,在总样本中的占比为 15.6%;第三类样本数为 153 人,在总样本中的占比为 30.6%;第四类样本数为 120 人,在总样本中的占比为 24.0%。分析得到各体型特征如下:

第一类:胸部丰满程度一般,肩部较平坦,臀部外凸程度一般,腰部收腰程度较明显,可归纳为平肩收腰体;

第二类:胸部欠丰满,肩部较倾斜,臀部外凸程度一般,腰部收腰程度一般,可归纳为平胸溜肩体;

第三类:胸部较丰满,肩部肩斜程度一般,臀部凸出较明显,腰部收腰程度不明显,可归纳为丰胸凸臀体;

第四类:胸部丰满程度一般,肩部较倾斜,臀部较平坦,腰部收腰程度一般,可归纳为溜肩平臀体。

2.3 体型自动识别

2.3.1 Adaboost 算法原理

Adaboost 算法的思想是集成多个“弱”神经网络

输出,得到有效预测结论,它具有算法结构简单、易于实现的特点,学习得到的集成网络一般具有较高的准确率和泛化能力^[15]。本文通过构建 BP-Adaboost 模型进行体型识别,即把 BP 神经网络作为弱分类器,反复训练 BP 神经网络预测样本输出,通过 Adaboost 算法得到多个 BP 神经网络弱分类器组成的强分类器。算法步骤如下。

a) 首先,从样本空间中随机抽取 m 组训练数据,每组数据中含输入变量 x (体表角度值)与输出变量 y (分类结果),分别赋予初始权值 $D_t(i) = 1/m$,根据样本输入维数和输出维数确定神经网络结构,初始 BP 神经网络权值和阈值;

b) 依次训练各个分类器,训练第 t 个神经网络时,用训练集数据训练 BP 神经网络,得到预测序列 $g(t)$,以及预测误差和 et ,计算公式为:

$$et = \sum_i D_t(i) \quad (i = 1, 2, 3 \dots m, \text{且 } g(t) \neq y) \quad (2)$$

其中 $g(t)$ 为预测分类结果,为 y 期望分类结果;

c) 根据上一步骤得到的预测误差 et 计算序列权重 at ,计算公式为:

$$at = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1-et}{et} \right) \quad (3)$$

d) 根据计算得到的预测序列权重,根据公式(3)对训练样本权重进行调整,将其作为下一轮训练样本的权重;

$D_{t+1}(i) =$

$$\frac{D_t(i)}{B_t} \exp[-at y i g_t(x_i)] \quad (i = 1, 2, 3 \dots m) \quad (4)$$

式(4)中 B_t 为归一化因子,经归一化处理后训练样本权值和为 1,权重比例保持不变。

e) 经过 T 次训练,得到 T 个弱分类函数 $f(gt, at)$,将其组合得到强分类函数 $h(x)$:

$$h(x) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T at \cdot f(gt, at) \right] \quad (5)$$

2.3.2 识别模型构建

本实验共有 500 组样本数据,每组数据的输入为 4 维,即为上述 4 项体表角度指标,输出为 1 维,代表体型类别。根据数据维数,采用 BP 神经网络的结构为 4-6-1。随机选取 400 组数据为训练集,100 组数据为测试集,通过 Matlab 7.10.0(R2010a)软件运行程序,训练 10 个 BP 神经网络弱分类器,最后运用 10 个弱分类器组成强分类器对体型进行分类,算法流程如图 3 所示,训练过程误差收敛见图 4 所示。

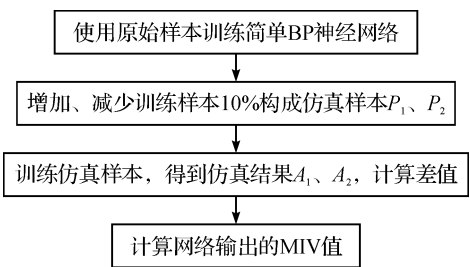


图 3 变量筛选程序步骤

由图 4, 经过 5 代训练后训练均方误差达到最小值为 0.580 69。100 个测试集样本中识别错误样

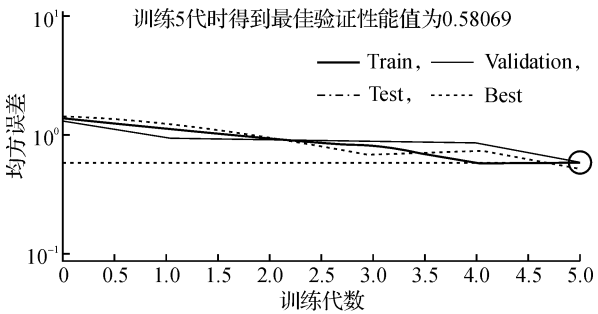


图 4 训练过程误差收敛

本量为 5, 测试集误差为 5%, 分类精度达 95%, 样本 5 个识别错误信息见表 4。

表 4 识别错误样本信息

编号	肩斜角/(°)	体侧角/(°)	臀突角/(°)	胸突角/(°)	体型类别	识别结果	原因
33	26.02	159.93	15.77	32.19	4	2	模型判别误差;
54	22.90	171.24	19.60	33.34	4	2	体侧角值偏大,腰部较臃肿;
57	17.98	156.94	6.43	20.41	1	4	臀突角值较小,臀部扁平;
89	25.53	157.32	9.19	17.69	1	2	胸突角较小,胸部扁平;
90	18.86	159.90	20.24	26.94	2.	2	模型判别误差。

3 结 论

本文通过偏相关性分析得到表征人体体表形态特征的 4 个角度,即表征肩部倾斜程度的肩斜角;表征胸部丰满程度和背部弯曲程度的胸突角;表征臀部起翘程度的臀突角;表征腰部收腰程度的体侧角。利用 K-means 聚类分析的方法进行自动聚类,将体型分为 4 类,分别为平肩收腰体、平胸溜肩体、丰胸凸臀体、溜肩平臀体。在此基础上,运用 Adaboost 方法集成 10 个 BP 神经网络分类模型,构建基于神经网络集成自动识别模型,训练集识别精度达 95%。

参考文献:

[1] 东 苗. 面向个性化定制的体型分析与智能修订[D]. 上海: 东华大学, 2010.
[2] 邹奉元, 丁笑君, 潘力丰. 青年女子体型的特征指标及岭回归预测研究[J]. 纺织学报. 2006, 27(4): 56-59.
[3] 张苏豫. 基于 Web 的三维女子体型识别及个性化样板生成系统研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2005.
[4] 郑 艳, 张 欣. 基于量身定制的女大学生体型分类研究[D]. 西安: 西安工程科技学院, 2005.
[5] 金娟凤. 基于概率神经网络的青年女性体型识别及特征

参数研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2012.
[6] 陈敏之, 邹奉元, 张渭源. 女体体型识别专家系统的设计与实现[J]. 纺织学报. 2009, 30(11): 141-144.
[7] 王花娥. 基于 MTM 的女性体型细分及类别原型研究[D]. 上海: 东华大学, 2003.
[8] 丁笑君. 基于遗传神经网络的人体体型识别及特征参数的研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2006.
[9] Young Lim Choi, Yun Ja Nam. Classification of upper lateral body shapes for the apparel industry [J], Hum Factors Ergon Man, 2010, 20(5) : 378-390.
[10] Woolyung Lee, Haruki Imaoka Classification of body shape characteristics of women's torsos using angles [J]. International Journal of Clothing Science and Technology. 2010, 22: 297-311.
[11] GB/T23698—2009 三维扫描人体测量方法的一般要求 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2009: 1-14.
[12] 卢纹岱. SPSS for Windows 统计分析[M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2006: 280-283.
[13] 任天亮. 基于服装 MTM 的男体数据库的建立及其在号型归档中的应用[D]. 上海: 东华大学, 2009.
[14] 张建辉. K-means 聚类算法研究及应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2007.
[15] 张伟松, 高智英. 快速多分类器集成算法研究[J]. 计算机工程. 2012, 38(2): 178-180.

Classification and Automatic Identification of Females' Body Shape Based on Body-Surface Angles

SUN Jie^a, NI Shi-ming^a, YE Ling^a, ZOU Feng-yuan^{a,b}

(Zhejiang Sci-Tech University, a. School of Fashion; b. Zhejiang Provincial Research Center of Clothing Engineering Technology, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To classify the body shape of human from the perspective of morphological differences of human body, front and side two-dimensional images of 500 young girls between 18 and 25 are obtained through three-dimensional body scan. This paper obtains coordinates of 11 body-surface feature points by using Matlab software and calculates body-surface angles reflecting body difference; obtains 4 body-surface angles reflecting morphological characteristics of human body through partial correlation analysis, i. e. shoulder oblique angle, breast coign, side angle and buttocks coign; and classifies human body shape into four types by using K-means clustering. A body shape identification model based on neural network ensemble is established on this basis and the training set identification accuracy reaches 95%. This method can effectively distinguish morphological differences of human body and adapt to the requirement of customized production of clothes.

Key words: body-surface angles; K-means clustering; neural network ensemble; body-type identification

(责任编辑: 张祖尧)

(上接第 162 页)

Chemical Modification of Silk and Its Light Resistance Property

PAN Dong-hui^a, CHEN Wei-guo^{a,b}, CUI Zhi-hua^{a,b}

(Zhejiang Sci-Tech University, a. The Key Laboratory of Advanced Textile Materials and Manufacturing Technology, Ministry of Education;

b. Engineering Research Center for Eco-Dyeing & Finishing of Textiles, Ministry of Education, Hangzhou 310018, China)

Abstract: This paper uses diazonium salt to conduct side coupling chemical modification on tyrosine residues contained in silk protein and conducts various performance tests on modified silk. The result shows that azo pigment forms on silk fabrics subject to protein side coupling chemical modification, which are first immersed in 10 g/L NaOH solution and then coupled by using 1 g/L diazonium salt. Colored silk fabrics with such chemical modification have a better light resistance stability property.

Key words: silk; coupling; chemical modification; light stability

(责任编辑: 张祖尧)