

服装品牌与服装廓形分类

雷聪聪, 陈郁*

上海工程技术大学纺织服装学院, 上海

收稿日期: 2023年5月6日; 录用日期: 2023年6月22日; 发布日期: 2023年6月29日

摘要

背景与目的: 廓形是服装设计的重要元素。设计师通过廓形线条中的设计变化来表达灵感。本研究的目的是构建一个廓形分类标准, 并对服装品牌进行廓形分类。研究方法: 实验服装图片选自国际一线品牌: 传统的法国奢侈品牌香奈儿、日本潮流服装品牌川久保玲和意大利奢侈品品牌瓦伦蒂诺。实验数据是基于服装制图主要部位, 选取其中8个的测量结果用于实验分析。创新点: 该分析结合了系统聚类和K-means聚类分析。实验结果得到了七种廓形类别, 并且通过对廓形进行数字化分析和分类处理, 来直观地展现品牌特征廓形。结论: 该方法可用于未知服装廓形的自动分类, 也可对未来服装设计提供参考。

关键词

廓形, 服装品牌, 廓形分类, 聚类分析

Clothing Brands and Clothing Silhouette Classification

Congcong Lei, Yu Chen*

School of Textiles and Clothing, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

Received: May 6th, 2023; accepted: Jun. 22nd, 2023; published: Jun. 29th, 2023

Abstract

Outline is an important element in clothing design. Designers express inspiration through design changes in silhouette lines. The purpose of this study is to construct a silhouette classification standard and classify clothing brands' silhouettes. The pictures of experimental clothing are selected from international first-line brands: traditional French luxury brand Chanel, Japanese fa-

*通讯作者。

shion brand Comme des garçons and Italian luxury brand Valentino. The experimental data is based on the main parts of clothing drawing, and 8 measurement results are selected for experimental analysis. This analysis combines system clustering and K-means clustering analysis. The experimental results obtained seven types of silhouette categories, and through digital analysis and classification processing of silhouettes, the brand's characteristic silhouettes were visually displayed. This method can be used for automatic classification of unknown clothing contours and can also provide reference for future clothing design.

Keywords

Silhouette, Fashion Brand, Silhouette Classification, Cluster Analysis

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

服装廓形设计是指服装整体设计的造型感和体积感, 直接影响服装整体风格, 决定视觉效果, 反应服装的流行趋势和品牌特征[1]。在每时每刻都需要创造新流行的服装行业, 设计师需要保持品牌特征, 预判消费者未来的价值观和生活方式, 创造有活力和精致的品牌形象[2]。因此, 采用量化研究把握服装廓形的设计趋势, 对于设计师把握品牌的设计风格是很重要的。然而当服装行业的时尚趋势发生变化时, 设计师根据品牌风格和流行性进行设计, 服装廓形不断变化, 对服装品牌风格的推广和延续有一定难度。在信息化的今天, 服装设计师可以利用数字化工具, 让服装设计有据可依。服装数字化研究主要集中在服装纸样、服装定制和服装色彩量化等方面[3] [4] [5], 在服装廓形方面研究集中在对服装廓型的提取和分割上。陶晨[6]等人提出一种量化与识别服装廓形的方法, 通过Ada Boost算法检测图像中的人脸, 利用特征区域与头高的关系确定头高, 将人体分为六大区段, 对各区段提取宽度, 建立了A形、T形、H形、X形和O形廓形的形态值和形态比公式, 量化服装廓形。傅白璐[7]等利用人体分割技术确定人体影响服装廓形的关键部位, 研究了女装六大基础廓形的精细化分类和定义, 指出该法方法对服装廓形识别具有较高的准确性。KAWAMOTO [8]讨论了服装廓形对时尚喜好度的影响, 为将廓形效果与其他因素的影响区别开, 对秀场图片进行黑色剪影处理(Si图像)和分割打乱处理(Sc图像), 让女性被测者对廓形图像进行打分, 实验结果证明仅依靠Si图像或Sc图像就可以进行更接近原本印象的判定。从上述文献可以看出已经有不少学者将服装廓形进行量化处理, 从算法角度进行服装廓形的识别, 但只是按照廓形大类进行聚类, 没有结合服装品牌进行分析。本研究通过数字化处理服装廓形, 对服装品牌秀场图片中的廓形进行品牌聚类。采用等比例图片测量法, 选择服装品牌的秀场图片, 对服装廓形的关键部位进行测量, 对实验结果进行系统聚类分析和K-means聚类分析[9], 研究品牌与服装廓形间的关系。

2. 材料与方法

2.1. 材料

在实验中, 我们选择了三个对潮流有实质性影响的国际一线品牌: 法国传统奢侈品牌香奈儿、日本潮流服装品牌川久保玲和意大利奢侈品品牌瓦伦蒂诺, 图片来自 VOGUE RUNWAY 网站。然后我们从2017~2020年间挑选了88张图片(Chanel 28, Comme des garçons 28, Valentino 32)。如图1所示, 采用“等

比例图片转换测量法” [10], 按照图 1(b)的标准测量图像中每件服装的廓形。本文测量服装的 8 个位置的数据, 肩宽、胸围线、腰围线、臀围线、臀中线、膝围线、衣长, 如图 1(b)所示; 考虑到不同服装廓形和模特姿态的影响, 实际测量位置如图 1(a)所示。这些位置在图 1(a)中从左到右代表三种廓形范例。



Figure 1. Clothing profile measurement position
图1. 服装廓形测量位置

通过上述测量方法建立服装廓形初始样本库, 使用最小最大值法将数据进行归一化处理, 通过分析得出每列数据的最大值、最小值、均值以及标准差, 如表 1 所示。

Table 1. Size analysis of various parts of Chanel
表 1. 香奈儿各部位尺寸分析

	肩宽线/px	胸围线/px	腰围线/px	臀围线/px	大腿围线/px	膝围线/px
最小值	0	0	196	167	226	0
最大值	186	422	435	502	556	535
均值	90.278	276.472	323.556	328.306	356.694	200.667
标准差	44.941	99.040	68.603	87.516	87.760	187.878

从表中可以看出, 该组数据的范围相对较大, 且没有明显的正态分布特征, 因此在进行数据归一化处理时, 选择最大最小值归一化方法[11]。最大最小值归一化是将原始数据线性映射到[0, 1]区间的方法。具体公式(1-1)如下所示:

$$y = (x - MinValue) / (MaxValue - MinValue) \quad (1-1)$$

x 为转换前的数值, y 为转换后的数值, $MaxValue$ 和 $MinValue$ 分别为数据集中的最大值和最小值,

将廓形样本库中测量的肩宽线、胸围线、腰围线、臀围线、大腿围线和膝围线 6 个数值作为原始输入变量, 在 Matlab 中进行归一化处理。

将归一化后的数据使用主成分分析降维至二维, 然后进行系统聚类和 K-means 聚类处理, 实现对服装廓形的聚类并提取各个廓形聚类的优势样本。

2.2. 实验方法

2.2.1. 主成分分析

PCA (Principal Component Analysis), 即主成分分析, 一种广泛使用的统计技术, 用于数据分析中的降维和特征提取, 它可以将原始数据投影到较低维度的空间, 同时尽量保留数据的原始结构[12]。这样做可以帮助减少噪声和冗余特征, 同时保留数据的主要变化趋势。通过主成分分析降维的数据可以减轻后续聚类分析和神经网络时的计算负担, 同时把握各品牌的廓形特征, 因此需要在聚类分析前进行主成分分析。

根据服装品牌特征和廓型造型因子进行分析, 建立服装品牌廓型主成分的特征方程, 实现廓形数据的降维。特征方程是由特征矩阵和特征向量构成, F_i 代表主成分 i , k_n 表示第 n 个特征向量 ($n=1,2,3,\dots,n$), X_j 并表示第 j 个原始数据 ($J=1,2,3,\dots,j$), 主成分的特征方程如公式(2-1)所示:

$$F_i = k_1 \cdot X_1 + k_2 \cdot X_2 + \dots + k_n \cdot X_j \quad (2-1)$$

2.2.2. 系统聚类

系统聚类算法是通过计算两类样本间的距离, 将最接近的两类样本进行组合, 重复上述步骤直到将所有数据点合成一类。在聚类分析中, 针对两个 m 维的样本, 常采用欧式距离进行计算之间的空间距离, 其计算公式(2-2)如下:

$$dict_{ed} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2-2)$$

系统聚类算法是不同于 K-means 聚类算法, 不需要提前确定 K 值, 可以通过生成系统聚类树状图观察聚类簇数, 这样得到的聚类数更具有统计学意义, 再利用聚类数进行 K-means 聚类。

2.2.3. K-means 聚类分析

聚类分析是一种建立分类方式的多元统计分析方法。其中 K-means 聚类算法和系统聚类算法是基于划分的聚类算法。K-means 聚类算法相较于 Mean-shift 算法和基于密度的噪声应用空间聚类等聚类算法, 其优势在于算法原理简单, 能够根据较少的聚类类别对样本分类, 其次, K-means 聚类算法本身具有优化迭代功能, 经过多次迭代可以优化掉不合适的聚类结果, 最后, K-means 聚类是适用于小规模数据集求解, 容易实现, 且运行效率很高。

通过 K-means 聚类结果可以观察服装廓形聚类的特征, 结合每个聚类的质心寻找每个聚类的代表廓型, 通过观察每个品牌在廓形聚类中的分布, 总结品牌代表廓型。

3. 结果与分析

3.1. 主成分分析

按照主成分分析的步骤, 首先对廓形数据进行归一化处理。这里以香奈儿廓形数据为例, 在选择归一化处理方法时, 通过分析得出每列数据的最大值、最小值、均值以及标准差, 如表 2 所示。

从表中可以看出, 该组数据的范围相对较大, 且没有明显的正态分布特征, 因此在进行数据归一化处理时, 选择最大最小值归一化方法。最大最小值归一化是将原始数据线性映射到[0, 1]区间的方法。具

体公式(3-1)如下所示:

Table 2. Size analysis of various parts of Chanel

表 2. 香奈儿各部位尺寸分析

	肩宽线/px	胸围线/px	腰围线/px	臀围线/px	大腿围线/px	膝围线/px
最小值	0	0	196	167	226	0
最大值	186	422	435	502	556	535
均值	90.278	276.472	323.556	328.306	356.694	200.667
标准差	44.941	99.040	68.603	87.516	87.760	187.878

$$y = (x - MinValue) / (MaxValue - MinValue) \quad (3-1)$$

x 为转换前的数值, y 为转换后的数值, $MaxValue$ 和 $MinValue$ 分别为数据集中的最大值和最小值, 将廓形样本库中测量的肩宽线、胸围线、腰围线、臀围线、大腿围线和膝围线 6 个数值作为原始输入变量, 在 Matlab 中进行归一化处理, 表 3 是归一化后的部分数据, 处理后的数据在区间[0, 1]内。

Table 3. Data normalization processing

表 3. 数据归一化处理

	肩宽线	胸围线	腰围线	臀围线	大腿围线	膝围线
C(1)	0.602	0.732	0.670	0.733	0.672	0
C(2)	0.602	0.652	0.531	0.571	0.500	0.494
C(3)	0.570	0.623	0.536	0.547	0.458	0

在 Matlab 中使用对归一化处理后的数据进行主成分分析。通过实验可以得出香奈儿、瓦伦蒂诺和川久保玲的廓型的主成分特征向量, 方便后续的数据降维, 为服装廓形分类做数据准备。

为直观展示服装廓形各部位数据主成分分析结果, 使用 Python 绘制各品牌服装廓型的主成分累计贡献率和特征向量图。根据主成分累积贡献率图, 也称为碎石图, 是一种可视化工具, 可帮助确定要在主成分分析中保留的最佳主成分数量。该图显示了每个主成分在数据集中解释的总方差的比例, 以及随着添加更多成分而解释的方差的累积比例。在主成分累积贡献率图中, x 轴表示按特征值递减顺序排列的主成分, y 轴表示以百分比表示的累积贡献率(累积解释方差) [13]。该图通常从第一个主成分开始, 一直持续到包含所有成分为止。

通过主成分分析得到的主成分累计贡献率, 寻找香奈儿廓形造型中对主成分影响较大的廓形因子, 并取得的特征方程, 获取降维数据。

从图 2 中可知, 前两个主成分贡献率最高, 累计贡献率超过 80%, 基本可以反映香奈儿廓型的影响因子的大多数信息。因此将数据降至二维是合理的, 这样可以减少计算复杂度和噪声影响, 同时还能保留原始数据中的大部分信息。

图 3 展示了香奈儿廓型影响因子的主成分特征向量, 如图 3 所示, 在第一主成分的特征向量中, 特征值大于负值最小的因子是 W (腰围线), 说明第一主成分中腰围线的数值与廓型有着紧密的相关性; 在第二主成分的特征向量中, 只有 S (肩宽线) 的特征值小于 0, 且为最小负值, 特征值最高的是 K (膝围线) 接近 0.6, 说明在第二主成分中香奈儿廓型与肩宽线和膝围线的关系较大。由上述主成分的特征向量可以

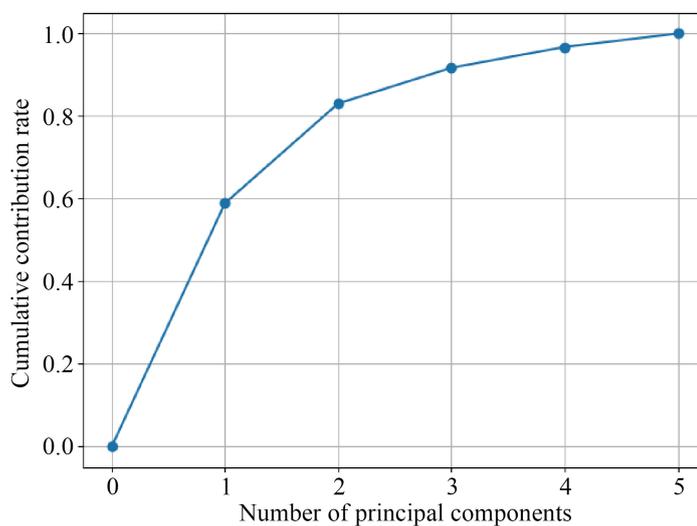


Figure 2. Cumulative contribution rate of Chanel principal components
图 2. 香奈儿主成分累计贡献率^①

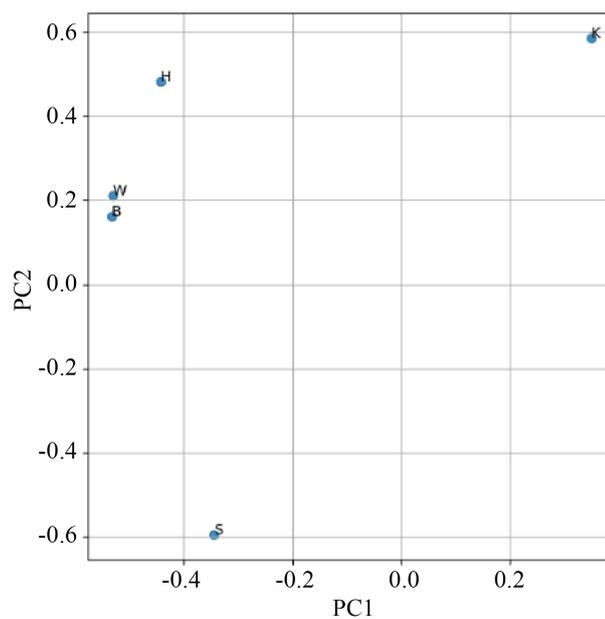


Figure 3. Chanel feature vector map
图 3. 香奈儿特征向量图

得到 2 个主成分与香奈儿品牌廓型之间的特征方程, 即主成分(F)是主成分系数与各廓型影响因子乘积相加的总和, 公式如下:

$$F_1 = -0.351S - 0.558B - 0.550W - 0.448H + 0.362K \quad (3-2)$$

$$F_2 = -0.597S + 0.169B + 0.212W + 0.479H + 0.587K \quad (3-3)$$

是 F_1 和 F_2 是指第一和第二主成分, S 为肩宽线数值, B 为胸围线数值, W 为腰围线数值, H 为臀围线数值, K 为膝围线数值。使用上述公式完成对香奈儿廓型数据的降维, 方便后续的聚类分析。

3.2. 系统聚类分析

系统聚类算法是不同于 K-means 聚类算法, 不需要提前确定 K 值, 系统聚类算法是通过计算两类样本间的距离, 将最接近的两类样本进行组合, 重复上述步骤直到将所有数据点合成一类, 最终生成系统聚类树状图。

为将原始样本进行有效分组, 将经过降维处理的廓形数据作为服装廓形分类的变量导入 SPSS 中, 选择系统聚类计算得出系统聚类树状图。根据服装廓形分类可知, 服装廓型主要分为“ A 型”“ H 型”“ O 型”“ T 型”“ X 型”和“ S 型”六大廓形, 再结合系统聚类得出的树状图分析, 根据同一水平线上分支数得出 8 个聚类种群, 如图 4 所示, 红线为 8 类聚类划分线。

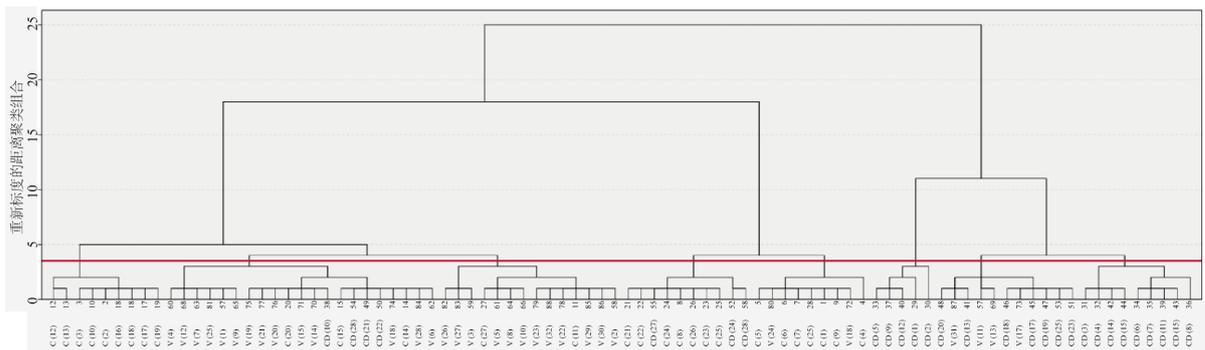


Figure 4. System Cluster Tree

图4. 系统聚类树状图

3.3. K-means 聚类分析

为得到每个样本与其该类别中心的距离, 根据图 4 聚类结果, 确定 K-means 聚类簇, 将经过 PCA 降维处理后的数据输入至 Matlab 软件系统, 利用 K 均值聚类分析模块, 设定组别类为 8, 然后开始迭代。得到聚类结果和聚类中心。表 4 包含每个指定集群的集群中心, 列代表集群, 行代表变量, Dimension 1 和 Dimension 2 是经过 PCA 降维处理后的二维坐标。这些聚类中心是每个聚类的变量的平均值。

Table 4. K-means clustering centers

表 4. K-means 聚类中心

	1	2	3	4	5	6	7	8
Dimension 1	1.259	-0.269	-0.244	0.707	-0.048	0.378	-0.409	1.324
Dimension 2	0.704	-0.281	0.476	0.003	0.449	-0.232	0.004	-0.160

为能够直观的把握每个聚类的聚类中心, 制作了 K-means 聚类中心分布图, 如图 5 所示。

图中不同颜色代表不同的聚类, 红叉代表每一类中与类中心距离最近的样本, 作为每一聚类的 K-means 聚类中心, 选取聚类中心作为优势样本。其中聚类 8 只含有一个廓形, 且与其他廓形都不同, 因此不对其进行分析, 最终对 7 个聚类中心作为优势样本进行分析。分别为 C7、C21、C19、V20、CD19、CD5、CD6, 并对选取样本重新编号 N1-N7, 见表 5。

由表 5 所示, 每个聚类中心的特征如下。

聚类(1): 服装的长度是从脖子点到膝盖及以上, 廓形属于 H 形, 呈矩形。

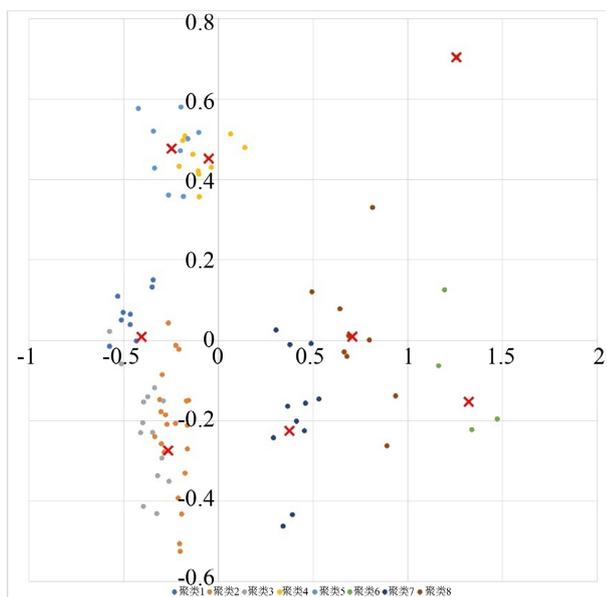


Figure 5. K-means cluster center distribution map (contour distribution map)

图5. K-means聚类中心分布图(廓形分布图)

Table 5. Sample diagram

表5. 样本示意图

优势样本示意图



聚类(2): 服装的长度是从脖子点到膝盖及以上。廓形属于小 A 形, 是一个宽梯形的形状, 廓形宽大, 以放松的形式从上半身向大腿中部扩展。

聚类(3): 衣服的长度是从颈部到膝盖, 廓形与聚类(1)相似属于 H 形, 但聚类(3)的总衣长比聚类(1)长, 总体箱型。

聚类(4): 服装的长度是从颈部到膝盖。服装从颈部开始, 以放松的形式从颈部向小腿扩张向, 下摆分散的 A 廓形。

聚类(5): 服装长度是从颈部到小腿肚。外轮廓接近正方形的形状, 从肩部到下摆宽度几乎不变, 且服装整体呈扩张的造型。

聚类(6): 服装的长度是从颈部到膝盖。服装从颈部开始, 以放松的形式从头部向小腿垂直向下, 服装整体呈标准的矩形。

聚类(7): 服装长度是从颈部到脚踝。外轮廓接近 A 形, 从肩部到下摆宽度逐渐扩张, 且服装下摆宽度与聚类(4)相似, 整体呈 A 字的造型。

在结合系统聚类图和图 3 所示的聚类中心图的廓形分析方法中, 实验结果误差的廓形相同。因此, 能够再次证明分析方法的真实性。其中, 香奈儿 76%, 川久保玲 14%, 瓦伦蒂诺 10%组成聚类(1)。在聚类(2)中, 瓦伦蒂诺 74%, 香奈儿 16%, 川久保玲 11%。此外, 聚类(4)、(5)和(6)区域全部为川久保玲, 且占该品牌服装总量的 71%。

川久保玲的代表廓形为 N4、N5、N6, 共同特征为各部位尺寸较普通廓形宽大, 肩部有较强的设计元素, 其中 N4 虽然同样呈 A 廓形, 但肩部和下摆宽度更大, 整体造型与其他两个相似。香奈儿的代表廓形为 N1、N2、N3, 共同特征廓形接近 H 型, 下摆和肩部尺寸差较小。其中 N2 廓形接近 A 型, 但是肩部和下摆相差较小的不明显 A 型。瓦伦蒂诺的代表廓形为 N7, 其廓形特点是细长的 A 字型, 肩部尺寸接近模特肩膀尺寸, 没有多余的装饰。

上述实验结果表明, 系统聚类与 K-means 聚类结合的分析方法, 能够基本地解决服装廓形分类问题, 可以直观地展示品牌特征廓形。

4. 结论

本研究从品牌的角度研究服装廓形, 对不同品牌的廓形进行比较。创新性地采用系统聚类分析和 K-means 聚类分析, 将服装品牌秀场图片进行数字化分析, 使各品牌的廓形可视化, 可以直观把握品牌特征和时尚趋势变化。此外, 该方法还可以应用于未知廓形的自动分类。作为未来的研究工作中, 我们将采访服装销售和服装设计方面的专业人员, 来验证本研究中得到的品牌廓形聚类图是否与经验丰富的专业人员的廓形分类一致。在计算机技术飞速发展的时代, 本研究为女装品牌廓形的设计提供了充分的数字化依据, 为未来的服装设计做出贡献。

基金项目

上海市教育委员会东方学者项目(TP2017074)。

注 释

文中所有图片均为作者自绘。

参考文献

- [1] 沈雷, 许天宇. 数字化背景下品牌服装设计转型[J]. 服装学报, 2021, 6(2): 169-174.

-
- [2] 朱利, 穆芸. 时装摄影对消费者品牌喜好度影响研究[J]. 北京服装学院学报(自然科学版), 2019(4): 63-69, 86.
- [3] 张伶俐, 张皋鹏. 应用 MatLab 的服装纸样参数化平面制版[J]. 纺织学报, 2019, 40(1): 130-135.
- [4] 冀艳波, 王玲丽, 刘凯旋. 基于数字化三维人体模型的旗袍定制设计[J]. 纺织学报, 2021, 42(1): 133-137+144.
- [5] 王雪, 周立亚. 纺织服装色彩搭配主客观量化及智能推荐的现状和发展趋势[J]. 纺织导报, 2021(2): 28-31.
- [6] 陶晨, 段亚峰, 印梅芬. 服装廓形的识别与量化[J]. 纺织学报, 2015, 36(5): 79-82.
- [7] 傅白璐, 李峻, 刘晓刚. 女装廓形精细化分类与智能识别[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2018, 44(5): 724-733+761.
- [8] Kawamoto, N. (2017) Effect of Silhouette on Impressions of Fashion Coordinate. *Transactions of Japan Society of Kansei Engineering*, **16**, 445-448. <https://doi.org/10.5057/jjske.TJSKE-D-17-00081>
- [9] Knotte, R., Janson, A., Söllner, M. and Leimeister, J.M. (2019) Classifying Smart Personal Assistants: An Empirical Cluster Analysis.
- [10] 孔成, 黎蓉. 基于 2007-2022 时装周的 Valentino 斗篷趋势分析[J]. 服饰导刊, 2022, 11(6): 144-158.
- [11] Gökhan, A.K., Güzeller, C.O. and Eser, M.T. (2019) The Effect of the Normalization Method Used in Different Sample Sizes on the Success of Artificial Neural Network Model. *International Journal of Assessment Tools in Education*, **6**, 170-192. <https://doi.org/10.21449/ijate.479404>
- [12] Anowar, F., Sadaoui, S. and Selim, B. (2021) Conceptual and Empirical Comparison of Dimensionality Reduction Algorithms (PCA, KPCA, LDA, MDS, SVD, LLE, ISOMAP, LE, ICA, T-SNE). *Computer Science Review*, **40**, Article ID 100378. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100378>
- [13] 高天阳, 蒋亚奇, 李启艳, 刘慧香, 胡德福, 孙红梅, 谢强胜. 基于聚类分析和主成分分析的红参高效液相色谱特征图谱研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(16): 6621-6627.