

DOI:10.13475/j.fzxb.20200505006

基于卷积神经网络的汉服关键尺寸自动测量

王奕文¹, 罗戎蕾^{2,3}, 康宇哲⁴

(1. 浙江理工大学 服装学院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江理工大学 国际教育学院, 浙江 杭州 310018;
3. 浙江省丝绸与时尚文化研究中心, 浙江 杭州 310018; 4. 浙江理工大学 信息学院, 浙江 杭州 310018)

摘要 在样本数据稀缺的情况下,为快速准确地获取古代汉服的关键尺寸数据,提出一种基于卷积神经网络的汉服尺寸测量方案。首先搭建1个二阶段卷积神经网络模型 GlobalNet-RefineNet 进行关键点检测,通过2次迁移学习和反复迭代训练提高关键点识别准确率;再利用算法得到坐标点的像素距离,结合博物馆或发掘报告中给出的汉服平铺图 and 至少1个真实测量尺寸,通过比例映射得到全衣的尺寸数据。以汉服上衣为例进行实验验证,结果表明:经过2次迁移学习,卷积神经网络模型的收敛程度高,训练效果好,通过该方案测得的汉服上衣尺寸相对误差在0.59%~4.17%之间;该方案为传统服饰的复原研究和文物尺寸测量工作提供了新思路。

关键词 尺寸测量; 服装关键尺寸; 汉服; 卷积神经网络; 迁移学习

中图分类号:TS 941.79; TP 181 文献标志码:A

Automatic measurement of key dimensions for Han-style costumes based on use of convolutional neural network

WANG Yiwen¹, LUO Ronglei^{2,3}, KANG Yuzhe⁴

(1. School of Fashion Design & Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;
2. School of International Education, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;
3. Silk and Fashion Culture Center, Hangzhou, Zhejiang 310018, China; 4. School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract In order to quickly and accurately obtain the key dimensions of the ancient Chinese Han-style costumes with scarce sample data, a clothing size measurement scheme based on the use of convolutional neural network was proposed in this paper. Firstly, a two-stage convolutional neural network model GlobalNet-RefineNet was built for detecting the key points. The accuracy of the key point recognition was improved through twice transfer learning and repeated iterative training. An algorithm was used to get the pixel distance between coordinate points. Combined with the tiles of Han-style costume and at least one real measurement size given in the museum or excavation report, the size data of the whole garment were obtained through proportional mapping. This research used the top of a Han-style costume as an example for experiments. The research results show that after two times of transfer learning, the model has a high degree of convergence and good training effect. The relative error of costume top size measured by this scheme is between 0.59%–4.17%. This research provides new ideas for the restoration research of traditional clothing and the measurement of cultural relics.

Keywords dimensional measurement; key dimensions of costume; Han-style costume; convolutional neural network; transfer learning

古代汉服的结构及形制研究是传统服饰研究的重要组成部分。博物馆为避免风化等问题对文物造

成的损害,大部分出土衣物在测量和拍照完成后会保存在库房里,很少展出,且发掘报告中给出的数据

收稿日期:2020-05-26 修回日期:2020-08-31

基金项目:浙江省“十三五”高校虚拟仿真实验教学项目(浙教办函[2019]365号)

第一作者:王奕文(1993—),女,硕士生。主要研究方向为服装数字化复原与研究。

通信作者:罗戎蕾(1974—),女,教授,博士。主要研究方向为服装数字化技术。E-mail:luoronglei@163.com。

有限,后续研究人员无法按照需求进行尺寸测量,不利于传统服饰文化的继承与发展。

尺寸自动测量一般应用于成衣检验环节。曹丽等^[1]提出利用边缘检测算法和拐点检测算法进行尺寸测量;王生伟等^[2]利用 Shi-Tomasi 算法进行角点检测求得尺寸特征点;董建明等^[3]利用 SUSAN 算子和回光反射标志结合测量比,标定推算尺寸数据;肖祎^[4]采用 Canny 边缘检测算法、霍夫(Hough)变换提取轮廓并进行关键点分级扫描检索,最后利用拟合公式求得尺寸数据。以上研究都是基于人工设计的检测算法,样本特征提取单一,易受到周围环境和服装变形的干扰。

针对以上分析,本文提出一种基于卷积神经网络的古代汉服关键尺寸自动测量方案,以汉服上衣为例进行实验,所测关键尺寸包括领口宽、袖口宽、通袖长、袖宽、胸围宽、下摆宽和衣长等。在特征提取上采用深度学习的卷积神经网络(CNN)进行汉服关键点检测。卷积神经网络可从大量的原始图像中进行特征自学习,从而有效避免外界因素的干扰,在目标识别与定位方面具有明显优势。再利用霍夫变换圆检测算法结合 K-Means 聚类算法将无效关键点清除,最后通过比例映射即可求得所需的汉服尺寸数据。

1 测量方案设计

1.1 卷积神经网络模型设计

在模型设计上,采用自上而下的特征提取方案,以 Inception-ResNet-V2^[5]作为特征提取的骨干网络。参照特征金字塔融合网络(FPN)^[6]和单人姿态识别模型^[7]的网络思想,设计出一个包括全局网络 GlobalNet 和精练网络 RefineNet 的二阶段卷积神经网络模型,实现高阶特征和低阶特征的融合作用,其中 GlobalNet 用于提取关键点特征,RefineNet 用于提取关键点。

骨干网络 Inception-Resnet 是由 Inception 网络和 Resnet 网络结合而来,在加深特征提取深度的同时增加残差学习单元,对服装特征的冗余信息进行恒等映射,避免出现因网络过深而造成的末端梯度消失问题。全局网络 GlobalNet 是在 Inception-ResNet-V2 的网络结构中引入 4 种中间特征抽取算法(C2~C5),并构造成类似于 FPN 的金字塔网络特征提取结构。其中 C2 和 C3 用于提取浅层特征,C4 和 C5 用于提取较深层次的高阶语义特征,其结构如图 1 所示。

与 FPN 网络不同的是,GlobalNet 在每一层都加

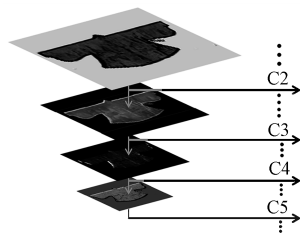


图 1 GlobalNet 金字塔网络结构

Fig.1 GlobalNet pyramid network structure

入了 1×1 卷积核进行上采样,且基于这种 U 型特征的金字塔网络结构可保留空间分辨率和语义信息,从而准确定位到汉服的袖口、下摆等结构较易分辨的部位。对于结构较复杂的领口、裙褶等细节部位,需要引入更高阶的语义信息和背景信息进行识别,因此在 GlobalNet 的基础上又加入了精练网络 RefineNet。RefineNet 是在 GlobalNet 提取特征的基础上将特征分成相同的 3 路,每路都加入了不同数量的 1×1 卷积核,以扩大输入和输出的维度差距形成瓶颈层,以此对特征图进行非线性压缩减小计算量,最后将 3 路特征经过不同维度的线性压缩后送入 concat 模块,实现高低阶特征的融合并存。区别于元素特征相加,concat 结构可在特征融合时通过增加特征图的维度即通道数量,提高精练网络的关键点识别准确率。最终得到的模型结构如图 2 所示。

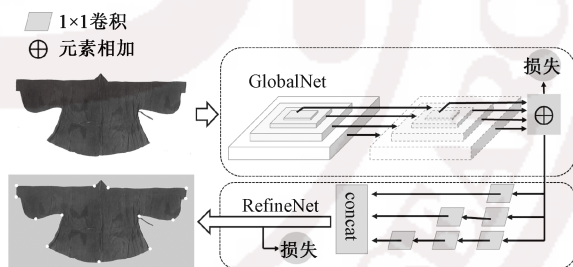


图 2 二阶段卷积神经网络结构图

Fig.2 Two-stage convolutional neural network structure diagram

此外,GlobalNet 和 RefineNet 均采用损失函数 Smooth L2 进行关键点的回归预测,计算公式如下:

$$L = |f(x) - Y|^2 \quad (1)$$

$$L' = 2(f(x) - Y)f'(x) \quad (2)$$

式中: L 为损失量; $f(x)$ 为系统预测的关键点坐标; Y 为人工标记的关键点坐标。

在进行回归预测时,首先通过式(1)求得损失量 L ,再对其进行求导即可得到损失量的下降方向 L' 。

1.2 关键点检测与测量

将待测图片导入 GlobalNet-RefineNet 后,最终的输出维度为 $[1, 256, 256, 24]$,即 24 张 256 像素 \times 256 像素的特征图。利用霍夫变换圆检测算法对这

24 幅特征图进行热点检测。首先对图像进行二值化处理和边缘检测,获取图像的前景点,将边缘检测得到的像素点进行强度累计^[8],在二维坐标空间中,对强度值进行 0~255 的归一化处理,其中强度最大的点即为热点的坐标点,最后利用 K-Means 聚类算法将 24 幅特征图中的无效关键点去除。

K-means 聚类算法是将样本数据分成 K 类,设样本数据点分别为 $x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, \dots, x^{(n)}$, 随机选取 K 个聚类质点 $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, \dots, \mu_k$, 计算聚类质点到每个样本之间的损失 c^i :

$$c^i = \operatorname{argmin} |x^{(i)} - \mu_j|^2 \quad (3)$$

其导数为

$$c^{i'} = 2 \operatorname{argmin} |x^{(i)} - \mu_j| \quad (4)$$

按照梯度下降的方向不断重复以上计算直至损失收敛,此时每个样本的质心 μ_j 为

$$\mu_j = \frac{\sum_{x \in c^j} c^{i'}}{|c^j|} \quad (5)$$

式中: $i \in (1, 2, \dots, n); j \in (1, 2, \dots, n)$ 。通过公式计算出的质心坐标即为所需关键点的二维坐标。此时,只需再结合博物馆或发掘报告中给出的任意一个真实测量数据,即任意 2 个关键点之间的真实距离,通过比例映射即可得出所有关键点对应的尺寸数据。

2 实验部分

2.1 实验环境

本文的训练环境搭建在 Ubuntu18.04 系统下进行,采用 CUDA10.0-cu、DNN7.6.5 版本进行 GPU 加速,keras2.1.3 版本库作为神经网络的前端,使用 Tensorflow-GPU 1.15.0 版本库作为神经网络的后端,深度学习训练环境为: Intel Xeon E3 2603V2 型号 CPU, 128 GB DDR3 ECC 服务器内存和 11 GB NVIDIA RTX2080TI 型号显卡。测试环境使用 2 GB NVIDIA 940MX 显卡进行实验,其余实验条件与上述一致。

2.2 模型训练

作为本文实验对象的汉服上衣取自汉服结构体系中的“上衣下裳”衣制,包括襦、衫、袄等分裁短衣,其结构变化大都集中于领型和袖型。交领右衽、圆袂收袂作为汉服最典型的结构特征,蕴含着千年华夏文明的精神内涵,本文主要针对具有此类领袖结构的汉服上衣进行实验。

为解决古代汉服样本数据和信息稀缺的问题,采用基于模型的迁移学习方法,将在大规模数据集上训练完成的卷积神经网络模型迁移到小规模目标

数据域上^[9],利用模型之间的相似性,提高系统泛化能力。在模型训练时,分别以与古代汉服形制特征相似的现代服装和现代汉服图片作为 2 次迁移学习的数据集进行训练,具体操作如下。

首先对现有的开源服装数据集 Fashion AI^[10] 和 Deep Fashion^[11] 进行人工筛选,得到与汉服轮廓特征相似的现代服装图片 30 000 余张,为避免因摆拍造型复杂而产生的数据分布不一致情况^[12],所选图片均为平铺图或直立人体模特图。将收集来的图片按 5:3:1 的比例分别作为训练集、验证集和测试集,输入卷积神经网络进行迁移学习,并得到第 1 次学习后的参数模型。

从淘宝网、汉服荟等电商平台收集 1 000 张现代汉服平铺图,选取标准为服装实物是依照传世文物仿制或遵循传统形制平裁而成的。通过对收集的图片进行旋转、增加适当噪声等操作,将样本容量扩充到 5 000 张,作为第 2 次迁移学习的数据集。将第 1 次学习后的参数模型作为预训练模型输入网络,再利用现代汉服数据集进行第 2 次迁移学习,最终得到一个能够较好地识别汉服轮廓特征的网络参数模型,如图 3 所示。

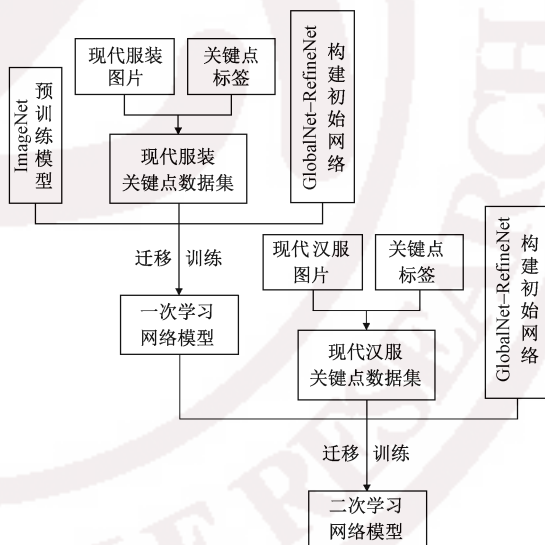


图 3 迁移训练流程图

Fig.3 Flow chart of migration training

经过反复迭代训练发现,迭代曲线呈收敛趋势,且当迭代次数达到 300 000 次,2 次迁移学习的 loss 指数分别下降至 0.2 和 0.18,说明模型收敛程度高,训练效果好。

3 实验结果与分析

3.1 关键点检测结果

为验证经过 2 次迁移学习的二阶段卷积神经

网络 GlobalNet-RefineNet 是否可较好地识别古代汉服的关键点,以汉服上衣为例,选取现代汉服上衣和古代汉服上衣的平铺图各 50 张,将这 100 张图片分别输入到经过第 1 次和第 2 次训练后的神经网络模型中进行关键点检测,其结果如表 1、2 所示。

表 1 第 1 次训练后的关键点检测结果

Tab.1 Key point detection results after first training

类型	测量对象张数	含不同个数关键点图片张数				单点准确率/%	漏识率/%	识别准确率/%
		13 个	10~13 个	7~10 个	7 个以下			
现代汉服	50	20	15	15	0	68	0	40
古代汉服	50	17	14	19	0	61	0	34

注:允许误差范围为以标记坐标为圆心,半径为 50 个像素点的圆域以内;单点正确率为检测出的正确的关键点个数/关键点总数;漏识率为未检测出关键点的张数/总张数;识别准确率为所有关键点均位于误差范围之内张数/总张数。

表 2 第 2 次训练后的关键点检测结果

Tab.2 Key point detection results after second training

类型	测量对象张数	含不同个数关键点图片张数				单点准确率/%	漏识率/%	识别准确率/%
		13 个	10~13 个	7~10 个	7 个以下			
现代汉服	50	44	6	0	0	95	0	92
古代汉服	50	40	8	2	0	86	0	80

3.2 结果分析

由表 1、2 中数据可知,经第 2 次迁移学习后,关键点的识别准确率有了大幅提升;2 次检测的结果均是现代汉服稍好于古代汉服,这与服装的完整性和照片的质量有一定关系。

图 4 示出模型经过第 1 次迁移学习后的关键点检测效果图。



图 4 第 1 次训练后的汉服检测效果示例

Fig.4 Detection effect of Han-style costumes after first training. (a) Modern Han-style costumes; (b) Ancient Han-style costumes

第 1 次训练时采用的是与汉服轮廓特征相似的上万张现代服装图片。从图中不难发现,训练后的模型在识别与现代服装结构相似的汉服衣摆、小袖

等部位时表现出较好的识别能力,但对于汉服特有的交领、垂胡等细部结构的识别能力较差,因此,此时模型的泛化能力还达不到准确检测汉服关键点的要求。

图 5 示出利用现代汉服进行第 2 次迁移学习后的检测效果图。结合表 2 中数据可知,此时的神经网络模型因为有了现代汉服的训练,模型的泛化能力显著提高,并可较为准确地识别出汉服特有的造型结构。古代汉服关键点识别的单点准确率达到 86%,识别准确率达到 80%;训练结果的总体单点准确率为 90.5%,总体识别准确率为 86%,且坐标点满足误差范围。



图 5 第 2 次训练后的古代汉服检测效果示例

Fig.5 Detection effect of Han-style costumes after second training. (a) Modern Han-style costumes; (b) Ancient Han-style costumes

3.3 实测结果与分析

选取实测数据较多的古代汉服上衣镶几何边绢袄^[13]、素绸夹衫^[14]和蓝湖绉麒麟补女短衣^[15]进行测量结果分析,以各自通袖长的实测尺寸和机测尺寸之比作为比例映射关系,测量结果如表 3~5 所示。

表 3 镶几何边绢袄尺寸测量表

Tab.3 Size measurement table of women's jacket with geometric patterns

上衣部位	实际值/mm	像素距离/像素	测量值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
领口宽	160	79	165	5	3.13
袖口宽	120	55	115	5	4.17
摆宽	1 120	530	1 108	9	0.80
衣长	725	344	719	6	0.83

注:映射比为 1 830/875,为被测服装的通袖长的实测尺寸/机测尺寸。

由表 3~5 可知,利用上述方法测得的尺寸绝对误差在 3~9 mm 之间,相对误差在 0.59%~4.17% 之间,误差处于可接受范围内。误差主要来源于系统标定、照片质量以及服装褶皱等因素。系统误差

表 4 素绸夹衫尺寸测量表

Tab.4 Size measurement table of plain silk shirt

上衣部位	实际值/mm	像素距离/像素	测量值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
领口宽	100	55	97	3	3.00
袖宽	680	384	676	4	0.59
衣长	810	456	803	7	0.86

注:映射比为 2 030/1 153。

表 5 蓝湖绉麒麟补女短衣尺寸测量表

Tab.5 Size measurement table of blue crepe short women's Bufu with unicorn pattern

上衣部位	实际值/mm	像素距离/像素	测量值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
袖宽	360	203	366	6	1.67
腰宽	590	331	597	7	1.19
衣长	630	344	621	9	1.43

注:映射比为 2 320/1 286。

可通过调整模型参数提高识别准确率,照片及服装褶皱的影响随着纺织品保护与修复技术的发展将会逐年降低。

4 结 论

本文将卷积神经网络在图像识别上的优越性应用于汉服关键尺寸的自动测量,得到以下主要结论。

1) 通过搭建二阶段卷积神经网络模型 GlobalNet-RefineNet, 并对其反复迭代训练, 得到可实现汉服关键点自动检测与定位的网络参数模型。

2) 应用该模型测得的汉服上衣总体单点准确率达到 90.5%, 总体识别准确率达到 86%。

3) 对输出有效关键点的二维坐标进行比例映射, 得到的汉服上衣尺寸的绝对误差在 3~9 mm 之间, 相对误差在 0.59%~4.17% 之间。

综上, 本文方案误差范围小, 操作流程不易受外界因素的干扰, 系统设计及测量方案有效。在今后的研究中, 可通过调整实验参数优化神经网络模型, 不断提高系统的鲁棒性。利用先进的现代技术探索古代的物质文明, 不仅是传承传统文化的科学途径, 也是时代发展与进步的最佳体现。

FZXB

参考文献:

- [1] 曹丽, 汪亚明, 包晓敏. 机器视觉在服装尺寸自动测量中的应用[J]. 纺织学报, 2003, 24(1): 19-21.
CAO Li, WANG Yaming, BAO Xiaomin. Application of machine vision in automatic measurement of clothing size[J]. Journal of Textile Research, 2003, 24(1): 19-21.
- [2] 王生伟, 张凯健. 基于角点检测的服装尺寸在线测量

技术[J]. 信息技术与信息化, 2018, 12: 73-75.

WANG Shengwei, ZHANG Kaijian. Online measurement technology for garment size based on image processing[J]. Information Technology and Informatization, 2018, 12: 73-75.

- [3] 董建明, 胡觉亮. 一种有效的服装尺寸自动测量方法[J]. 纺织学报, 2008, 29(5): 98-101.
DONG Jianming, HU Jueliang. An efficient method for automatic measurement of garment dimensions [J]. Journal of Textile Research, 2008, 29(5): 98-101.
- [4] 肖祎. 基于拍照的服装和人体尺寸测量系统设计与研发[D]. 杭州: 浙江大学, 2019: 25-37.
XIAO Yi. Design and development of a garment and human body measurement system based on photography[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019: 25-37.
- [5] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE Computer Society, 2016: 770-778.
- [6] LIN T Y, DOLLA P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. State of California: IEEE Computer Society, 2017: 106.
- [7] GROOS D, RAMAMPIARO H, IHLEN E. Efficientpose: scalable single-person pose estimation[C]//Proceedings of the Association for the Advance of Artificial Intelligence. New York: Applied Intelligence, 2020: 1-14.
- [8] ZHANG Q, LU Z, ZHOU X, et al. Automatic removal of false image stars in disk-resolved images of the cassini imaging science subsystem[J]. Research in Astronomy and Astrophysics, 2020, 20(7): 95-104.
- [9] 段萌. 基于卷积神经网络的图像识别方法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2017: 42.
DUAN Meng. The research on the method of image recognition based on convolutional neural networks[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2017: 42.
- [10] Fashion AI 赛题与数据[DB/OL]. 阿里云天池[2020-04-25]. <https://tianchi.aliyun.com/competition/entrance/231648/introduction>.
Fashion AI competition questions and data[DB/OL]. Alibaba Tianchi[2020-04-25]. <https://tianchi.aliyun.com/competition/entrance/231648/introduction>.
- [11] LIU Ziwei, LUO Ping, QIU Shi, et al. Large-scale fashion (deepfashion) database[DB/OL]. The Chinese University of Hong Kong [2020-04-25]. <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/DeepFashion.html>.
- [12] XU Luohongshang. FashionAI 全球挑战赛-服饰属性识别赛后技术分享 [EB/OL]. [2020-04-25]. <https://blog.csdn.net/xuluohongshang/article/details/80616331>.

- XU Luohongshang. Fashion AI global challenge-apparel attribute recognition technology sharing after the game [EB/OL]. [2020-04-25]. <https://blog.csdn.net/xuluohongshang/article/details/80616331>.
- [13] 王淑娟,李一泉,蒋玉秋,等. 钱家衣橱无锡七房桥明墓出土服饰保护修复展[M]. 杭州:中国丝绸博物馆,2017:14-16.
WANG Shujuan, LI Yiquan, JIANG Yuqiu, et al. Qian family's wardrobe costume found in the tomb of Qian Zhang (1486 - 1505) and his wife [M]. Hangzhou: China National Silk Museum,2017:14-16.
- [14] 泰州市博物馆. 江苏泰州森森庄明墓发掘简报[J]. 文物,2013,11:36-49.
Taizhou Museum. The excavation of a tomb of the Ming dynasty at Sensenzhuang in Taizhou city, Jiangsu [J]. Cultural Relics, 2013,11:36-49.
- [15] 山东博物馆. 斯文在兹孔府旧藏服饰[M]. 济南:山东博物馆,2012:64.
Shandong Museum. Clothing from the collections of Kong family mansion [M]. Ji'nan:Shandong Museum,2012:64.