

分类号: TS941

学校代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2210420116



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 基于三维测量数据的青年男性脚部
特征分析及细分研究

论 文 作 者 薄泽明

校 内 导 师 袁惠芬（教授）

校 外 导 师 贺宪亭

专业学位类别 材料与化工

研究方向（领域） 服装科学与工程技术

论文提交日期: 2024 年 6 月 3 日

分类号: TS941
密 级: 公 开

单位代码: 10363
学 号: 2210420116

题 目 基于三维测量数据的青年男性脚部特征分析
及细分研究

英文并列

题 目 ANALYSIS AND SUBDIVISION OF FOOT
CHARACTERISTIC OF YOUNG MEN BASED ON
THREE-DIMENSIONAL MEASUREMENT DATA

学生姓名: 薄泽明

指导教师: 袁惠芬（教授）

校外导师: 贺宪亭

专 业: 材料与化工

研究方向: 服装科学与工程技术

论文答辩日期: 2024 年 5 月 24 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：薄泽明

日期：2024年6月3日

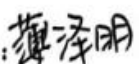
安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：
日期：2024 年 6 月 3 日

指导教师签名：
日期：2024 年 6 月 3 日

基于三维测量数据的青年男性脚部特征分析及细分研究

摘 要

随着科学技术的发展以及生活水平的提高,人们对于鞋类产品穿着时的舒适性以及合体性提出更高的需求。由于信息的不对称,导致企业对不同群体的脚型特征以及比例缺乏精细化了解。因此,本文通过三维激光脚型扫描仪采集青年男性脚部形态变量的数据,采用数理统计的方法筛选出权值较高的三个特征变量,基于特征变量实现青年男性的脚型细分。并结合神经网络技术搭建该群体的脚型细分识别网络,提高脚型细分效率。具体研究内容及结论如下:

(1) 青年男性脚型数据的收集及处理。实验运用三维激光脚型扫描仪,基于长度、宽度、高度等 4 个维度,脚长、脚宽、跖趾围长、足弓高度等 19 个描述脚型的原始特征变量,获取 18-25 周岁青年男性的脚型数据共 437 条数据记录。为了确保采集的数据质量较高,删除空值,并基于距离法筛选出前 95%的数据,最终确定样本容量为 415。采用描述性统计分析对数据集整体分布范围以及波动状态进行了解。该群体脚部高度形态的变量整体表现出较大的离散程度,长度形态变量呈现较小的离散程度。

(2) 基于三维测量数据的青年男性脚部特征变量的提取及脚型细分。采用 R 型因子分析对脚部变量进行降维处理,提取出长度、宽度、高度等 4 个主成分因子,提取出的主成分因子包含约 81%的原

始变量信息。分析因子载荷值确定 3 个脚型细分变量，即脚长、跖趾围长、足弓高度。使用 K-means 聚类算法进行脚型细分，基于碎石图肘部法则确定 $K=7$ ，最终将青年男性脚型分为 7 类，即短瘦低足弓型、长中低足弓型、短瘦高足弓型、长胖低足弓型、短瘦中足弓型、长胖高足弓型、中胖高足弓型。

(3) 运用神经网络实现青年男性脚型细分。通过预备实验测试隐层节点数对于网络性能的影响，选取 4 种 S 型传递函数组合，9 种训练函数搭建 36 种细分识别网络。并基于训练次数、细分识别准确率、训练时间进行性能评测。预备实验结果表明：隐含层节点数为 100 时，细分网络识别准确率最高。基于训练次数评测结果表明：训练函数 `trainrp` 搭配其中 3 种传递函数组合，训练次数未满足预设次数，网络结构不稳定。基于识别准确率评测结果表明：对比梯度下降法，8 种优化后的算法搭建的网络识别准确率有明显提高；传递函数为 Logsig-Tansig 组合时，`traincgf`、`traincgp` 等 7 种训练函数的识别准确率高于其他传递函数组合；识别准确率大于 95% 的有 4 种组合搭配，即传递函数为 Logsig-Tansig 组合与训练函数为 `trainscg` 搭配时，识别准确率为 96.1%，训练函数 `trainlm` 在除传递函数 Logsig-Logsig 搭配时识别准确率均大于 95%。基于训练时长评测混淆矩阵细分识别率高于 95% 的网络结构性能，最终确定最优的结构为传递函数 Logsig-Tansig 组合时固定变化的变梯度算法，该网络结构训练时长为 4s，细分识别准确率为 96%。

关键词：三维激光脚型扫描仪，青年男性，脚部特征变量，脚型细分，
细分识别网络

ANALYSIS AND SEGMENTATION OF FOOT CHARACTERISTIC OF YOUNG MALE BASED ON THREE-DIMENSIONAL MEASUREMENT DATA

ABSTRACT

With the development of science and technology as well as the improvement of living standard, people put forward higher demands for the comfort and fit of footwear products. Due to the asymmetry of information, companies lack a refined understanding of the foot characteristics and proportions of different groups. Therefore, this paper collects the data of young men's foot morphology variables through a 3D laser foot scanner, and adopts mathematical statistics to filter out the three feature variables with higher weights, so as to realise the foot shape segmentation of young men based on the feature variables. And the neural network technology is combined to build a foot segmentation recognition network for this group to improve the efficiency of foot segmentation. The specific research contents and conclusions are as follows:

(1) Collection and processing of foot type data of young men. Experiments were conducted using a 3D laser foot scanner to obtain a total of 437 data records of foot type data from young men aged 18-25 based on four dimensions, including length, width and height, and 19

original feature variables describing foot type, such as foot length, foot width, metatarsal toe circumference length, arch height, and so on. To ensure the high quality of the collected data, null values were deleted and the top 95% of the data were screened out based on the distance method, and the final sample capacity was determined to be 415. Descriptive statistical analysis was used to gain an understanding of the overall distribution range of the data set as well as the fluctuation status. The variables of foot height morphology of this group showed a larger degree of dispersion overall, and the variables of length morphology showed a smaller degree of dispersion.

(2) Extraction of foot characteristic variables and foot type segmentation of young men based on 3D measurement data. R-type factor analysis was used to reduce the dimensionality of the foot variables, and four principal component factors such as length, width and height were extracted, and the extracted principal component factors contained about 81% of the original variable information. The factor loading values were analysed to determine three foot segmentation variables, i.e. foot length, metatarsal toe circumference length, and arch height. Foot type segmentation was performed using the K-means clustering algorithm, and $K=7$ was determined based on the elbow rule of the gravel plot, which ultimately classified the foot type of young males into 7 categories, i.e., short-thin and low arch, long-middle and low arch, short-thin and high

arch, long-fat and low arch, short-thin and medium arch, long-fat and high arch, and medium-fat and high arch.

(3) Using neural networks to achieve foot segmentation of young men. Through preparatory experiments to test the impact of the number of hidden layer nodes on the performance of the network, four S-type transfer function combinations and nine training functions are selected to build 36 segmentation recognition networks. The performance is evaluated based on the number of training times, segmentation recognition accuracy, and training time. The results of the preparatory experiments show that the segmentation network has the highest recognition accuracy when the number of nodes in the hidden layer is 100. Based on the training times evaluation results show that: the training function trainrp with which three kinds of transfer function combinations, the number of training times did not meet the preset number of times, the network structure is not stable. Based on the recognition accuracy evaluation results show that: compared with the gradient descent method, eight optimised algorithms build a network with significantly improved recognition accuracy; when the transfer function is a combination of Logsig-Tansig, the recognition accuracy of seven training functions such as traincgf and traincgp is higher than that of the other transfer function combinations; there are four combinations of which the recognition accuracy is greater than 95%, i.e. When the transfer function is

Logsig-Tansig combination and the training function is trainscg pairing, the recognition accuracy is 96.1%, and the training function trainlm in addition to the transfer function Logsig-Logsig pairing when the recognition accuracy is greater than 95%. Based on the training time evaluation confusion matrix segmentation recognition rate higher than 95% of the performance of the network structure, the final determination of the optimal structure for the transfer function Logsig-Tansig combination when the fixed change of the variable gradient algorithm, the network structure of the training time of 4s, segmentation recognition accuracy of 96%.

BO Zeming (Materials and Chemical Industry)

Supervised by Yuan HuiFen

KEY WORDS:3D Laser foot scanner, young male, foot characteristic variables, foot type segmenntation,segmentation idetification network

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	IV
第 1 章 绪 论	1
1.1 前言	1
1.2 国内外研究现状	1
1.3 研究目的及研究意义	4
1.4 研究内容	4
1.5 创新点	6
第 2 章 脚型数据处理的方法	8
2.1 因子分析	8
2.2 K-means 算法基本原理	9
2.3 碎石检验	10
2.4 BP 神经网络基本原理	11
2.4.1 BP 神经网络基本结构	11
2.4.2 BP 神经网络传递函数	13
2.5 BP 神经网络训练函数	13
2.5.1 RPROP 弹性算法	13
2.5.2 CGBP 变梯度算法	14
2.5.3 SGD 随机梯度下降算法	15
2.5.4 拟牛顿算法	15
2.5.5 LM 算法	16
2.6 本章小结	16
第 3 章 三维测量数据的采集与处理	18
3.1 引言	18
3.2 数据的采集	18
3.2.1 实验设备	18
3.2.2 实验变量	19
3.2.3 数据采集流程	20
3.2.4 数据集容量的确定	22
3.3 数据的预处理	22
3.4 数据的描述性分析	23
3.5 本章小结	24
第 4 章 脚型特征的聚类分析	25
4.1 引言	25
4.2 降维处理	25
4.2.1 降维前检验	25
4.2.2 因子降维	26
4.3 青年男性脚型细分	29

4.3.1 基于权重比例确定细分变量	29
4.3.2 细分方法的确定	31
4.3.3 细分类别的确定	32
4.3.4 青年男性脚型细分结果	33
4.4 本章小结	34
第 5 章 基于神经网络的脚型细分	35
5.1 引言	35
5.2 细分识别网络的搭建	35
5.2.1 数据归一化处理	35
5.2.2 输入层训练方式的确定	36
5.2.3 输出层输出节点的确定	37
5.3 性能评测指标的建立	37
5.4 隐层节点对网络性能的影响	38
5.5 36 种青年男性脚型细分识别网络结构	40
5.6 基于评测指标确定最优算法结构	42
5.6.1 基于训练次数的网络性能评估	44
5.6.2 基于混淆矩阵细分识别准确率的网络性能评估	45
5.6.3 基于训练时长的网络性能评估	47
5.7 本章小结	48
第 6 章 结论与展望	50
6.1 结论	50
6.2 展望	51
参考文献	52
攻读学位期间发表的论文目录	57
致 谢	58

第1章 绪 论

1.1 前言

由于传统制鞋企业和消费者之间缺少信息交流,制鞋企业根据现行的国家号型标准设计和生产鞋类产品,导致消费者在市场上很难找到更舒适的鞋子。现行的国家号型标准 GB/T 36935-2018 是通过用宽(8-10)mm 的无弹性软尺收集脚部特征尺寸,根据脚长和脚宽的两个变量的数据信息建立鞋号体系,且只有成人和儿童鞋号对照表。并没有考虑到不同群体间的脚型差异。这导致大部分制鞋企业使用现行的国标鞋号体系生产的鞋类产品不符合目标消费者对于穿着时舒适性的需求。而且,人体脚部形态会受到年龄^[1]、性别^[2]、种族^[3]、遗传性疾病^[4]、脚部疾病^[5-8]等诸多因素影响,穿着不舒适的鞋会对生活中很多活动如站立平衡、行走时的运动、运动表现等活动有很显著影响^[9-11]。采集目标群体的脚部特征变量数据,分析权重值较高的多维度脚部特征变量,确定脚型细分比例,是提高特定群体鞋类穿着时舒适性的关键。

1.2 国内外研究现状

国内外学者们采用多种测量方法来收集脚部特征的尺寸信息,获取脚部的详细数据。通过分析脚部特征数据使研究人员能够更深入地了解不同人群脚型,并探究其脚型的规律,以期改善鞋类设计和穿着的合适性^[12-14]。最常见的方法包括使用软尺、数字卡尺进行直接测量,以及使用 Kinect 传感器、足迹分析、3D 脚型扫描仪等进行间接测量。

Domjanic 等^[14]通过几何形态测量法研究了 83 名成年女性样本中完整足迹轮廓的形状变化,通过研究成年女性的足迹轮廓来分析该群体的脚型特征。但研究表明使用足迹轮廓无法提供足够详细的信息来描述复杂的脚型特征,如足弓的变化、围度信息以及其他关键特征。Mall 等^[15]通过使用光学射线技术和卡尺测量两种技术手段收集了 30 名年龄在 18 至 30 岁之间青年脚部尺寸数据,通过对脚部测量尺寸数据分析比较了两种技术手段在收集数据时的优缺点,实验结果表明光学射线技术采集脚部尺寸信息缩短了测量时间,提高了收集数据的效率。Zhao 等^[16]提出了一种通过计算机技术和扫描仪技术模拟手动测量程序来获取不同的脚部尺寸以实现定制鞋类产品,结果表明,若能正确识别测量位置,与手动测量

相比,测量值的差异小于 5 mm,对于定制鞋的企业来讲,该研究对采用计算机化的方法进行脚部尺寸的收集奠定了基础。Yamashita 等^[17]通过基于智能手机开发的 3D 脚部测量系统来测量脚部表面结构,该系统通过使用智能手机摄像头获得的视频生成 3D 脚面模型,通过标记脚部特征点来分析评估脚部特征,实验使用该系统测量了中老年人的脚部信息,分析该群体的脚部特征。戴林^[18]使用 Kinect 传感器收集脚部各个视角的图像信息,通过收集处理图像信息来搭建的系统进行脚部变量测量并重新构建出脚部的三维模型,进一步得到脚部特征变量的数据测量信息。但研究表明使用 Kinect 传感器获取脚部特征部位的参数信息效率较低。而且,围度信息相较于其他维度的数据信息精度偏差较大。Lee, YC^[19]探究比较了 3D 足部扫描方法与传统脚部尺寸测量方法(包括数字卡尺、墨水足迹和数字足迹)的精度和准确度。采用 4 种足部测量方法,对 130 名男性和女性进行测量,测量了 6 种常用的足部尺寸,即脚长、脚掌长度、外侧脚掌长度、脚宽对角线、脚宽水平和脚跟宽度。发现参与者的性别和测量方法($p < 0.05$)对测量的六英尺尺寸有显著影响。在 4 种测量方法中,平均绝对差值在 0.73-1.50 mm 之间的 3D 扫描测量方法的精度表现最好。三维扫描测量显示出比其他方法更好的测量精度性能(平均绝对差异为 0.6 至 4.3 mm)。

国内外学者采用各种测量方法准确识别脚部的各个特征从而更精确地对脚部形态的研究。对比以上的方法,若想要大批量、精准获得脚部特征的特征信息,研究本文选择了基于三维扫描技术的三维激光扫描测量仪进行数据采集。

Sarghie B 等^[20]运用 3D 脚型扫描仪对罗马尼亚的 92 名女性受试者的主要足部人体测量参数进行了测量和分析。实验对比了 55-59 岁、60-64、65 岁以上 3 个群体的老年女性脚型特征变量数据,发现每个群体之间脚型在不同维度信息都有差异。Zhang L 等^[21]研究对比糖尿病患者与健康的受试者脚型发现,与健康受试者相比,糖尿病患者容易出现各种足部变形,患者有很大比例是扁平足。而且糖尿病患者的脚部宽度相关变量上要比健康的受试者更宽。按照鞋号标准制作的鞋子对于他们来讲相对较窄。Zhao XG 等^[22]使用 3D 足部扫描仪收集足部形态特征尺寸,基于多元回归模型研究性别、年龄对脚的长度、宽度、高度和周长参数的影响。实验表明,男性长度、宽度的围度特征值比女性的数值更大。Krauss I 等^[23]研究分析男性和女性基于三维扫描数据对不同性别的脚型研究分类,探究

耐克公司运动鞋的男性跑鞋的鞋楦是否适配女性,实验比较了脚部特征变量的数据,最终发现,在宽度变量上差异比较大。在制鞋企业应用层面应考虑特定性别的不同尺寸。刘呈宁^[24]采用脚型测量、Footscan 足底压力测试系统的方式收集 22 名处于妊娠 4 月份的妊娠中期健康孕妇和 20 名未怀孕健康女性脚型数据(足长、足宽、足围、足高),力学数据(触地百分比、时相、步态周期、冲量、压强峰值等指标)进行对比实验。研究结果表明,77.2%的孕妇有不同程度的水肿情况出现,水肿导致脚长、脚宽、围度变大,超过 60%的孕妇在妊娠期间穿鞋尺码会变大。周捷等^[25]使用三维足部测量技术采集了 122 位青年女性和 84 名男非竞技运动员脚部特征变量数据;实验对比两组受试者的脚部特征,将男性和女性脚型各分成 3 类,男性脚型分为跖低足、低长足和跖高足,女性脚型分为壮足、细足和高长足。研究表明脚型存在男女特征差异。张林杉等^[26]使用 3D 足部扫描仪收集了 58 名藏族青少年和 20 名汉族青少年的脚型特征变量的数据,对比分析两组受试者的实验数据结果表明,藏族青少年对比汉族青少年的脚型数据有明显差异,不同性别之间男性脚部宽度、围度这两个围度之间的数据明显大于女性对应的数据。

综上所述,人体脚部形态会受到年龄、生活地区、性别等诸多因素影响,大量学者针对不同年龄阶段、国家、种族、性别的脚型,使用多种测量方法收集脚部尺寸信息,对特定人群脚部形态进行描述、量化以及分析。但是,对于国内男性青年脚部形态研究甚少。

对比多种测量方法,三维激光扫描技术可以更加精准、高效地收集大规模脚部多维度特征数据实现对青年男性脚型的细分。同时,该技术可以在较短的时间内完成测量过程,特别是与传统的手工测量方法相比提高了效率,可以大大减少对被测者的等待时间。扫描生成的数据可以直接输入到计算机中进行处理和分析。这使得数据的存储、传输和共享变得更加便捷,同时也为后续的数据处理和细分识别网络的搭建提供了便利。所以实验选择了基于三维激光扫描测量仪进行青年男性脚型数据的采集。基于三维测量数据进行该群体脚部形态的细分研究。研究为制鞋企业制作和设计更加舒适合体的鞋子提供了理论和数据支持。

1.3 研究目的及研究意义

为探究 18-25 周岁青年男性脚部特征规律，实验采用三维激光脚型扫描仪进行该群体多维度脚部特征数据采集，计算并提取脚型细分的特征变量，确定细分比例，实现脚型细分。同时引入 BP 神经网络技术，基于细分结果搭建脚型细分识别网络。通过调试不同的隐含层节点数、激活函数、训练函数等参数，搭建不同的网络结构进行对比实验，最终确定性能参数最优的细分识别模型。研究满足了 18-25 周岁的青年男性对于鞋类产品穿着时舒适性的需求，满足了制鞋企业对该特定群体消费者脚部特征信息了解的需求。采用神经网络技术搭建的三维测量数据驱动的青年男性脚型细分识别网络提高制鞋企业的竞争力、生产效率。

1.4 研究内容

本文基于 18-25 岁的青年男性三维脚型测量数据，实现青年男性脚型的细分；并结合神经网络技术，提高细分识别效率。研究分为三大板块，即脚部形态变量数据的采集以及预处理、细分变量的选取以及细分比例的确定、脚型细分识别网络搭建与优化。基于三维激光脚型扫描仪采集青年男性脚部形态数据，通过数理统计学统计的方法进行三维测量数据的预处理、特征变量的选取、脚型细分比例的确定；根据青年男性脚型细分结果来进行神经网络的细分识别网络的训练。研究内容框架见图 1-1。

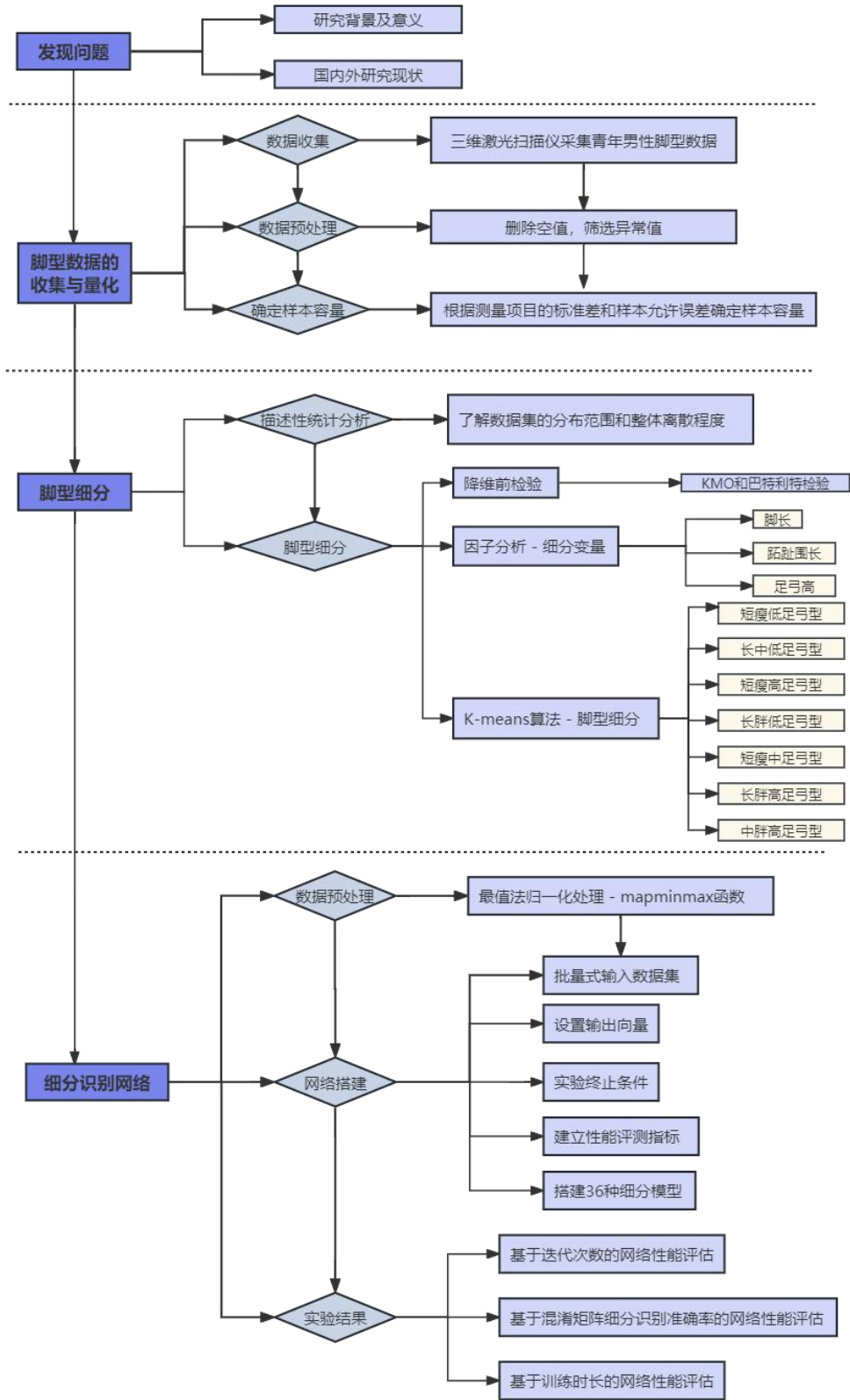


图 1-1 研究内容框架图

Fig.1-1 Framework map of research content

具体研究内容如下：

（1）脚部形态变量数据的采集以及数据预处理

使用三维激光脚型扫描仪收集 18-25 周岁青年男性群体脚部特征变量的数据信息。参考鞋号、鞋楦的国家号型标准以及相关文献，选择 4 个维度的 19 个原始特征变量完成脚型量化。其中长度变量有脚长、拇指外凸点长度等；宽度变量有脚宽、腰围宽度等；高度变量有拇指高度、前跖骨高度等；围度变量有跖趾围长、腰围等；共计 19 个特征变量，437 个样本数据。整理收集的数据创建青年男性脚部形态变量数据集。为了确保采集到的数据具有高质量和可靠性，删除空值，并基于距离法，筛选出 415 条数据记录。

（2）特征变量的提取以及脚型细分

青年男性脚部数据的描述性统计分析结果表明：脚部高度形态变量整体上呈现出较大的离散程度，长度形态变量则呈现较小的离散程度。为兼顾企业生产效率和特定群体对鞋类产品舒适合体性的需求，运用 R 型因子分析对原始变量进行降维处理，以提取出更能反映该群体脚部特征的因子。并根据因子权重，选择脚长、跖趾围长、足弓高度作为脚型细分变量。结合 K-means 算法将脚型细分为 7 个类别，分别为短瘦低足弓型、长中低足弓型、短瘦高足弓型、长胖低足弓型、短瘦中足弓型、长胖高足弓型、中胖高足弓型。

（3）青年男性脚型细分识别网络的搭建

为提高脚型细分的效率，实现脚型的自动识别。借助 BP 神经网络技术搭建青年男性脚型细分识别网络。设置 3 种评价指标，通过预备实验确定隐含层节点数量为 100，选取 4 种传递函数组合以及 9 种训练函数搭建起 36 种不同的网络结构。并基于训练次数、网络识别准确率、训练时长对细分识别网络进行评测，最终确定性能最优的网络结构为传递函数为 Logsig-Tansig 组合时训练函数为 trainscg 的固定变化的变梯度算法。

1.5 创新点

（1）提高目标群体脚型细分的准确性

采用三维激光脚型扫描仪收集 18-25 周岁青年男性脚部形态变量数据。通过研究特征变量之间的相关性，运用 R 型因子分析法提取最能反映脚型区别的 4 个特征因子、3 个脚型细分变量，并基于 K-means 算法将该群体脚型细分为 7 类。

研究结果提高了脚型细分的准确性。

（2）提高目标群体脚型细分识别的效率

基于 BP 神经网络技术搭建青年男性脚型细分识别网络，基于该群体脚型细分结果采用监督式学习训练神经网络。通过调试传递函数、隐层节点数等网络参数搭建 36 种不同结构的细分识别网络。基于训练次数、细分识别准确率、训练时长 3 种性能评测指标选取性能最优的细分识别网络，从而提高了目标群体脚型细分识别的效率。

第2章 脚型数据处理的方法

2.1 因子分析

实验通过三维激光脚型扫描仪获取多个特征变量数据实现青年男性脚型的量化。多变量虽对描述脚型具体形态有利，但会提高对脚型细分的复杂性。

为满足制鞋企业的生产效率和经济效益，同时兼顾目标消费者对鞋类产品穿着时舒适性和合体性的需求，实验对多个特征变量进行降维处理。即通过研究变量之间相关性，使得各个脚型维度的测量变量之间的关系提取出少数几个综合成分。提取的成分个数少于原测量变量的个数，但它们又包含较大比例原变量的信息。多元统计分析常用的降维方法有主成分分析和因子分析^[27-28]。

青年男性脚型特征变量的数据集是由 n 个样本数据， p 个变量指标构成的数据矩阵 X ，其中 $n=415, p=19$ 。

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

主成分分析可以通过下列表达式进行描述：

$$\begin{cases} z_1 = l_{11}x_1 + l_{12}x_2 + \cdots + l_{1p}x_p \\ z_2 = l_{21}x_1 + l_{22}x_2 + \cdots + l_{2p}x_p \\ \vdots \\ z_m = l_{m1}x_1 + l_{m2}x_2 + \cdots + l_{mp}x_p \end{cases} \quad (2-2)$$

z_1, z_2, z_m 是 m 个主成分，通过式 2-2 可以看出主成分分析是各指标的线性组合。

因子分析的表达式为：

$$\begin{cases} x_1 = u_1 + a_{11}f_1 + a_{12}f_2 + a_{1m}f_m + \varepsilon_1 \\ x_1 = u_2 + a_{11}f_1 + a_{12}f_2 + a_{1m}f_m + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ x_1 = u_p + a_{p1}f_1 + a_{p2}f_2 + a_{pm}f_m + \varepsilon_p \end{cases} \quad (2-3)$$

其中 $f_1, f_2, \dots, f_m$ 被称为公共因子， $\varepsilon_i (i=1, 2, \dots, p)$ 为特殊因子，它们都是无法观测的随机变量。每一个原始变量 $x_i (i=1, 2, \dots, p)$ 的表达式中都包含公共因子

$f_1, f_2, \dots, f_m$, 表明原始变量间具有相同的影响因素; 而每个特殊因子 ε_i ($i=1, 2, \dots, p$) 只出现在与之相对应的第 i 个原始变量 x_i 的表达式中, 且只作用于这个原始变量。

上述为主成分分析法和因子分析法的运算逻辑的阐述, 因子分析通过计算测量变量之间的相关性, 将多个测量变量整理为几个主成分因子, 通过主成分因子来表示变量之间的相关性。同时区别于主成分分析线性表达, 增加了无法观测的随机变量。在处理实际问题时提高了可解释性。所以实验最终选取因子分析法来对三维脚型测量变量进行降维处理。

2.2 K-means 算法基本原理

采用 K-means 算法进行青年男性脚型细分, 该算法通过欧式距离法实现^[29]。

通过计算、对比数据之间的距离划分类别。距离越近, 相关度越大。该算法属于无监督学习, 运算过程进行自我迭代, 同一类别数据较不同类别的距离更近且相关程度更高。

具体流程如下:

- (1) 基于实验目的输入聚类数 K 值。
- (2) 设 K 个聚类中心分别为 $C_1, C_2, \dots, C_k$; 聚类样本数为 $N_1, N_2, \dots, N_k$ 。
- (3) 采用欧式距离公式计算数据到 C_k 的距离, 距离相对近的数据划分为同一类。
- (4) 更换聚类中心 C_{k+1} : C_{k+1} 为当前 C_k 所属类别的数据到聚类中心的均值。
- (5) 重复流程 3 和流程 4, 直到 C_k 基本不再变化或计算达到最大训练次数。

图 2-1 为聚类数 $K=2$ 的 k-means 算法分类过程。图 a 为初始数据集分布状态。如图 b 所示, 首先设置聚类数为 2, 即红色和蓝色标识。采用欧氏距离法计算数据与聚类中心的距离, 完成第一次迭代。如图 c-f, 采用无监督式学习重新确定聚类中心, 达到最大训练次数或聚类中心位置基本不变, 聚类完成。

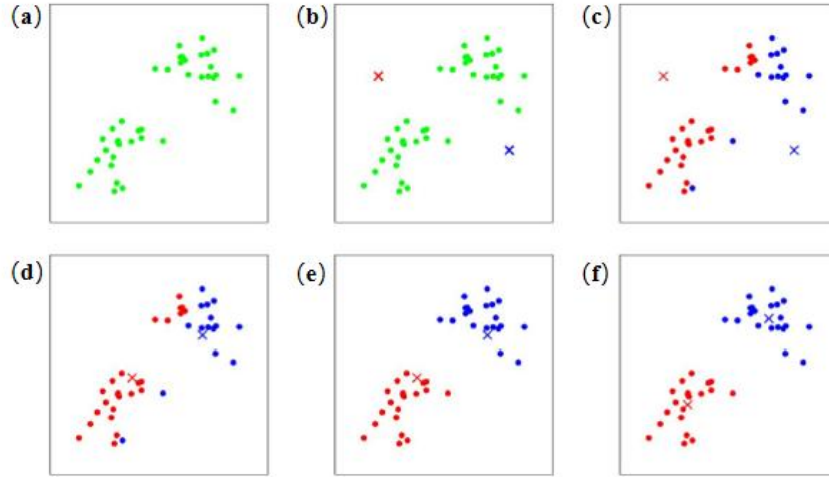


图 2-1 K-means 算法分类过程

Fig.2-1 K-means algorithm classification process

2.3 碎石检验

碎石检验 (scree test) 可以根据肘部法则来估计出最优的聚类数量。Kaiser 提出, 可通过直接观察特征值的变化来决定因素数^[30]。实验通过肘部法则来确定 K-means 聚类算法中的细分类别数量 K 值。肘部法则需要计算每个聚类数 K 的误差平方和 SSE (Sum of the Squared Errors), 根据 SSE 确定最优聚类数量 K 值^[31-32]。核心思想是随着聚类数量 K 值的增大, 每组样本的团聚程度会显著增大, 从而导致误差平方和急剧下降; 然而当 k 达到最优聚类数时, 数据集划分越精细, 样本之间的团聚效果更好, 对应误差平方和越小。其 K 值对应的散点连线的下降幅度趋于平缓。进一步增大 k 所带来的聚合程度收益将迅速减小, 从而使距离之和的下降幅度骤减。此后, 随着 k 值的继续增大, 误差平方和将趋于平缓, 形成一条呈肘部形状的曲线, 其中肘部对应的 k 值即为数据的最佳聚类数。误差平方和 SSE 的计算公式如式 2-4。

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2 \quad (2-4)$$

式中, C_i 是第 i 类, p 为类中的所有样本点, m_i 是 C_i 类的质心 (C_i 中所有样本的均值)。

2.4 BP 神经网络基本原理

2.4.1 BP 神经网络基本结构

BP 神经网络 (Back Propagation network) 是 McClelland 等人提出的一种基于误差反向传播算法的多层人工神经网络^[33], 该算法基于仿生神经网络原理的一种信息处理模型。BP 神经网络模仿了生物系统的良好性能, 具有高度自适应、自学习能力。第一, 该网络的三层结构能够学习非线性关系, 逼近非线性的连续函数^[34]; 第二, BP 神经网络可以通过增加隐藏层节点数来增加网络的复杂度, 从而适应不同复杂度的任务; 第三, BP 神经网络基于反向传播算法来训练网络, 以求能够有效地调整网络参数以最小化分类误差。而且 BP 神经网络已被成功应用于许多领域的分类问题, 包括图像识别^[35]、数据分类^[36-38]、文本分类^[39]等。综合考虑, 选取 BP 神经网络应用在对青年男性的脚型细分识别中。

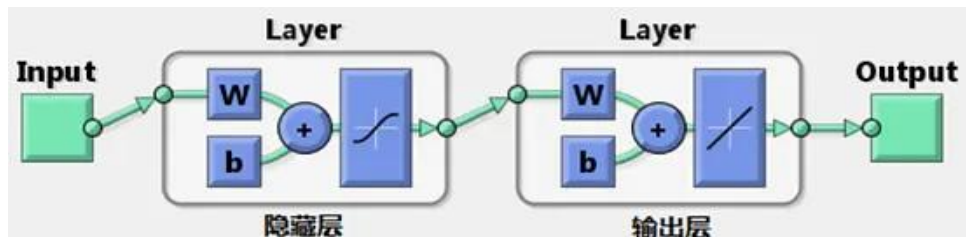


图 2-2 BP 神经网络结构图

Fig.2-2 Back propagation structural diagram

BP 神经网络结构示意图如图 2-2。网络通过初始参数值、前向传播、计算误差、误差的反向传播、权值 w 和阈值 b 的调整来实现青年男性的脚型细分识别。具体计算流程如下:

(1) 设置细分识别网络的初始参数值

首先调用 `newff` 函数创建网络, 设置初始参数值: 输出向量 P , 输出向量 T , 输入层至隐含层、隐含层至输出层的传递函数 $TF1$ 、 $TF2$, 训练函数 BTF 等参数^[40], 初始参数释义如表 2-1 所示。

表 2-1 BP 神经网络初始设置参数表

Tab.2-1 Back propagation initial setting parameter Tab

参数释义	参数设置
创建网络	newff(minmax(p),[P,T], {TF1','TF2'},'BTF')
显示训练迭代过程	net.trainParam.show
学习速率	net.trainParam.lr
最大训练次数	net.trainParam.epochs
训练要求精度	net.trainParam.goal

(2) 前向计算输入脚型细分识别网络的数据集，得到初始值。

将数据前向传播至隐含层，传递过程中通过权值以及阈值进行线性变化计算输出。通过传递函数进行非线性传递。核心公式如下。

$$S_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} X_i - \theta_j \quad (2-5)$$

$$B_j = f(S_j) \quad (2-6)$$

其中，计算结果作为下一层神经元的输入，前向传播至隐含层的权重值 w 为 ω_{ij} ，阈值 b 为 θ_j ， S_j 为前向传播至隐含层的脚型信息， f 为传递函数， B_j 为前向传播至输出层的隐含层输出。

其次将隐含层的输出信息传递至输出层，核心公式如下：

$$L_k = \sum_{j=1}^n \gamma_{jh} B_j - \theta_h \quad (2-7)$$

式中，前向传播至输出层的权重值 w 为 γ_{jh} ，阈值 b 为 θ_h 。经权重值以及阈值调整过的隐含层输出为 L_k 。最后将隐含层的输出通过传递函数激活后输出为 Y_h 。

$$Y_h = f(L_k) \quad (2-8)$$

(3) 通过损失函数计算迭代值与目标输出间的误差^[41]。损失函数 e 为迭代值与目标输出差和的平方。如式 2-9 所示。

$$e = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (Y_h - T_k)^2 \quad (2-9)$$

(4) 误差反向传播

使用误差反向传播算法对损失函数的梯度信息进行反向传播，更新权重值和

阈值。

$$x(k) = x(k-1) - \eta * grad \quad (2-10)$$

式中, $grad = \frac{\partial e}{\partial x}$ 为当前迭代运算中的梯度值, $x(k)$ 为运算迭代第 k 次时的权值向量。

2.4.2 BP 神经网络传递函数

传递函数是 BP 网络的重要组成部分之一, 又被称为激活函数, 对神经网络的泛化能力以及最终的输出有直接影响。因此, 需根据实际情况灵活地选取传递函数组合来实现网络的拟合性能以及识别性能^[42]。传递函数需满足在输入数据的定义域内连续可微, 且导数值有显著变化, 以满足反向误差下降过程对梯度灵敏性的要求^[43]。

BP 神经网络常采用 S 型函数进行表征, 常见的 S 型传递函数有两种 Logsig - log-Sigmoid 和 Tansig - tan-Sigmoid^[44], 值域范围以及计算公式如表 2-2 所示。

表 2-2 S 型传递函数信息

Tab.2-2 S transfer function information

传递函数	函数名称	值域范围	计算公式
S 型函数	Logsig -	$(-\infty, +\infty)$ 范围的数据被	$logsig(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}$
	log-Sigmoid	映射到区间 $(0, 1)$	
	Tansig -	输出将被限制在 $(-1, 1)$	$tansig(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1$
	tan-Sigmoid	区间内	

2.5 BP 神经网络训练函数

BP 神经网络最速梯度下降法在应用过程中存在着一些缺点, 例如容易陷入局部极值、收敛速度慢等问题^[45], 影响细分识别模型的性能与应用效果。

针对最速下降法的不足出现了几种 BP 神经网络算法的改进, 即 RPROP 弹性算法、CGBP 变梯度算法、SGD 随机梯度下降算法、拟牛顿算法、LM 算法^[46]。

2.5.1 RPROP 弹性算法

使用最速梯度下降法进行细分识别网络的训练时, 该算法搜索方向为负梯度方向。越接近目标, 梯度幅度越小, 网络训练时长增长。RPROP 算法 (resilient back-PROPagation) 针对以上问题, 提出了三种情况的修正方式。

若连续进行两次迭代后发现梯度方向存在相同的情况，增加修正值；若梯度连续两次迭代方向相反时，通过减量因子降低修正值；而若梯度为 0，则保持权重和值的修正值不变，以确保相关变量的稳定；若在权值修正中存在振荡的情况，则应适当减小权值修正量以解决上述问题。

当连续两次搜索的梯度方向相同时^[46]

$$\Delta x(k+1) = \Delta x(k) \cdot \text{sign}(g(k)) = \Delta x(k) \cdot k_{inc} \cdot \text{sign}(g(k)) \quad (2-11)$$

当连续两次迭代的梯度方向相反时^[47]

$$\Delta x(k+1) = \Delta x(k) \cdot \text{sign}(g(k)) = \Delta x(k) \cdot k_{dec} \cdot \text{sign}(g(k)) \quad (2-12)$$

当 $g(k) = 0$ 时

$$\Delta x(k+1) = \Delta x(k) \cdot \text{sign}(g(k)) = \Delta x(k) \quad (2-13)$$

其中， $g(k)$ 为第 k 次迭代的梯度， $\Delta x(k)$ 为权值或阈值第 k 次迭代的幅度修正值， k_{inc} 为增量因子， k_{dec} 为减量因子。

当权值在同一梯度上连续被调整时，其调整幅度必然增加，从而抵消了梯度幅度的偏导数对于调整的不利影响。

2.5.2 CGBP 变梯度算法

CGBP 变梯度算法 (conjugate gradient backpropagation) 也是针对最速下降算法收敛速度慢以及训练时间较长的问题提出的优化算法之一。CGBP 变梯度算法可以识别迭代方向的变化，进一步提高训练过程中的收敛速度。

所有变梯度算法首次迭代都是沿着最陡梯度下降方向开始搜索^[48]:

$$p(0) = -g(0) \quad (2-14)$$

之后的迭代方向由梯度和前一次搜索方向共同决定:

$$x(k+1) = x(k) + \alpha p(k) \quad (2-15)$$

$$p(k) = -g(k) + \beta(k)p(k-1) \quad (2-16)$$

式中， $p(k)$ 为第 $(k+1)$ 次迭代的搜索方向。

如表 2-3，通过调整系数 $\beta(k)$ 衍生出 Fletcher-Reeves 修正算法以及 Polak-Ribiere 修正算法以实现调控训练算法的收敛速度。

表 2-3 变梯度修正算法系数定义

Tab.2-3 Variable gradient correction algorithm coefficient definition

序号	参数名称	系数 $\beta(k)$ 定义
1	Fletcher-Reeves 修正算法	$\beta(k) = \frac{g^T(k)g(k)}{g^T(k-1)g(k-1)}$
2	Polak-Ribiere 修正算法	$\beta(k) = \frac{\Delta g^T(k-1)g(k)}{g^T(k-1)g(k-1)}$

对于所有的变梯度算法，搜索方向都会周期性地被复位成负梯度方向，通常复位点出现在训练次数和网络参数权值相等的地方^[49]。Beale 和 Powell 提出 Powell-Beale 复位算法。在此算法中，梯度满足下式：

$$|g^T(k-1)g(k)| \geq 0.2\|g(k)\|^2 \quad (2-17)$$

该算法通过满足一定的梯度条件进行搜索方向的复位。训练过程更稳定，训练有效性得到提高。

2.5.3 SGD 随机梯度下降算法

SGD 随机梯度下降算法训练的目的在于随机找到一组变量 $\theta(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ ，实现损失函数值最小^[50]。即

$$Q(\theta) \approx Q(\theta_0) + (\theta - \theta_0) \cdot Q'(\theta) \quad (2-18)$$

式 2-18 中， θ_0 已知；运算过程中， θ 趋近 θ_0 值时，使得 $J(\theta)$ 小于 $J(\theta_0)$ 。

为了降低运算过程中参数更新产生的抵消情况。每进行一次运算，该算法随机抽取一组样本进行权值更新。所以相较梯度下降法，SGD 算法训练时长更短。

2.5.4 拟牛顿算法

牛顿法为基于 Hessian 矩阵的一种优化算法。Hessian 矩阵为二阶导数，其核心公式如 2-19 所示。

$$x(k+1) = x(k) - A^{-1}(k)g(k) \quad (2-19)$$

其中： $x(k)$ 定义为第 K 次调整的算法权值； $g(k)$ 为定义为第 K 次调整的梯度； $A(k)$ 定义为第 K 次调整权值以及偏置值的 Hessian 矩阵。

$$A(k) = \nabla^2 F(x)_{x=x(k)} \quad (2-20)$$

与变梯度法相比，牛顿法收敛速度通常更快，但是随着数据规模变大，Hessian 矩阵计算也变得更加复杂。基于此，拟牛顿法 (Quasi-Newton algorithms)

提出通过用 Hessian 的逆矩阵代替 Hessian 矩阵，这样可以避免每次迭代过程中矩阵的逆运算。

(1) BFGS 算法

BFGS 算法是拟牛顿法的一种，该方法是 Broyden、Fletcher、Goldfarb 和 Shanno 修正算法的合称。BFGS 通过构建一个 $n \times n$ 维的正定矩阵，迭代过程中不断更新正定矩阵来实现近似 Hessian 矩阵，从而降低计算量以及存储量。其中 n 为神经网络权值和阈值的数量。该算法对比于梯度下降法，运算收敛速度较快。并且在一些高维问题中表现出较好的性能。

(2) OSS 算法

OSS (one step secant) 算法的核心在于假设每次迭代前后 Hessian 矩阵具有一致性，从而无需存储全部 Hessian 矩阵，从而减少了存储和计算的负担^[51]。此外，在计算新的搜索方向时，无需计算矩阵的逆。因此，OSS 算法在每次迭代中所需的存储和计算量介于梯度下降算法和拟牛顿算法之间。

2.5.5 LM 算法

LM 算法 (levenberg-marquardt) 的运算目的同拟牛顿法，为降低运算过程中 Hessian 矩阵的计算量。该算法的核心公式如下：

$$\begin{cases} H = J^T J \\ g = J^T e \\ x(k+1) = \Delta x(k) - [J^T J + \mu J]^{-1} J^T J e \end{cases} \quad (2-21)$$

其中， H 为一阶导数的雅可比矩阵。 e 为误差向量， μ 为阻尼系数。

观察式 2-21 可以看出，LM 算法使用一阶 $J^T J + \mu J$ 替换 Hessian 矩阵。既避免了计算二阶梯度的问题，又保证所得矩阵的可逆性。通过添加阻尼系数使得算法同时具有牛顿法和梯度下降法的优点。该算法被称为“爬山”法。当阻尼系数 μ 为趋于 0 时，步长为牛顿法的步长；当阻尼系数 μ 很大时，为梯度下降法的步长^[52]。

2.6 本章小结

本章首先介绍了脚型细分过程中降维分析方法。其中，因子分析法对比主成分分析法在实际应用中的可解释性更佳，所以后续实验基于因子分析进行青年男性脚部形态变量的降维处理。其次，介绍了基于 BP 神经网络搭建的细分识别网络训练时的传递函数、训练算法等。根据输入数据集的实际情况灵活选取 logsig

-log-Sigmoid、tansig - Tan-Sigmoid 两种 S 型传递函数来实现其优良的拟合和预测性能。BP 神经网络标准算法在实际应用中往往有收敛速度慢等缺点，针对标准 BP 神经网络算法的不足实验选取了 8 种优化算法，即 RPROP 弹性算法、CGBP 变梯度算法、SGD 随机梯度下降算法、拟牛顿算法、LM 算法。实验通过对比不同传递、训练函数构建多种 BP 神经网络结构性能确定性能最优的细分识别网络。

第3章 三维测量数据的采集与处理

3.1 引言

国内外学者采用多种测量方式对特定人群脚部的多维度形态进行描述和量化。其中，三维激光脚型扫描仪因测量精度高、速度快、收集脚型变量多维度以及数据易储存等优点成为主流测量方式。然而，国内外学者针对不同年龄阶段、性别等因素的特定人群脚型都有诸多研究，但 18-25 周岁青年男性脚部形态规律探究较少。为探究目标群体脚部形态规律，实验使用三维激光脚型扫描仪采集了 437 个基于长度、宽度等 4 个维度，脚长、脚宽等 19 个 18-25 周岁青年男性脚部形态变量的样本记录；通过 19 个脚部形态变量数据实现对该群体脚部描述和量化；并对采集的数据进行预处理，提高脚型细分的精准度。

3.2 数据的采集

3.2.1 实验设备

实验使用 LSF350 三维激光脚型扫描仪收集 18-25 周岁青年男性各个维度脚部测量数据。LSF350 三维激光脚型扫描仪扫描原理为非接触式激光扫描；设备采用全光路闭合系统；一组脚部形态数据的收集时长为 30 秒左右，采集到的结果可直接上传云端；测量数据精度较高。扫描仪示意图如图 3-1 所示。



图 3-1 LSF350 三维激光脚型扫描仪示意图

Fig.3-1 Three-dimensional laser foot scanner schematic diagram

3.2.2 实验变量

为探究青年男性的脚部形态特征，实验首先通过测量的脚部形态变量实现青年男性脚型的描述和量化。

实验通过以下三个标准选取 19 个测量变量：

- (1) 国家市场监督管理总局发布的现行国家号型标准 GB/T36935-2018。
- (2) 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局发布的现行中国鞋楦系列 GB/T3293-2017。
- (3) 国内外学者对其他群体脚型分析量化描述的特征变量。

脚部测量变量的可视化见图 3-2 和 3-3, LSF350 三维激光脚型扫描仪测量脚型变量的方法如表 3-1。

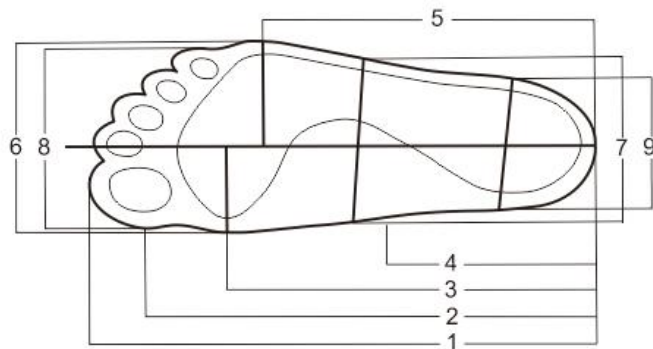


图 3-2 脚部测量变量顶视图

Fig.3-2 Top view of the foot measurement variable

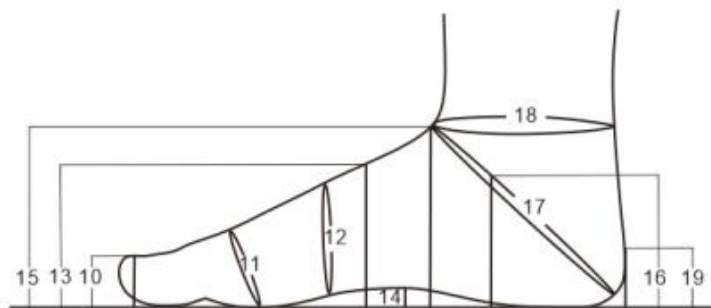


图 3-3 脚部测量变量侧视图

Fig.3-3 Foot measurement variable side view

表 3-1 脚部形态变量定义

Tab. 3-1 Definition of foot morphology variables

序号	参数名称	定义
1	脚长	脚的最长脚趾中心点到脚的后端点之间的长度
2	拇指外凸点长度	沿轴线方向拇指外凸点长度到脚的后端点之间的长度
3	第一跖趾部位长度	沿轴线方向第一跖趾关节凸点与脚的后端点之间的长度
4	腰窝部位长度	沿轴线方向上内腰窝点到后跟凸点的距离
5	第五跖趾部位长度	沿轴线方向第五跖趾关节凸点与后跟凸点距离
6	脚宽	第一跖趾里宽与第五跖趾外宽之和
7	腰围宽度	腰围点集中最左边点和最右边点在脚底轮廓上的投影到轴线的距离之和
8	脚趾宽度	拇指里段宽度与小趾外段宽度之和
9	踵心宽度	后跟凸点受力中心位置的宽度线的长度
10	拇指高度	拇指距测量面的高度
11	跖趾围长	通过脚的第一跖趾关节凸点和第五跖趾关节凸点所测量的围长
12	腰围	围绕跖骨中间部位一圈的长度，且其所在的平面与测量面垂直
13	前跗骨高度	前跗骨突点距测量面的高度
14	足弓高度	足弓由两个纵弓和两个横弓组成，足弓高度就是内纵弓和后横弓相交处的最高点到脚底平面的垂直长度
15	舟上弯点高度	舟上弯点距测量面的距离
16	外踝骨下缘点高度	外踝骨下缘点距测量面的距离
17	兜跟围长	通过后跟着地点和舟上弯点所测量的围长
18	踝围	通过围绕踝骨所测量的围长，平面方向为水平方向
19	后跟突点高度	后脚跟凸点距测量底面的距离

3.2.3 数据采集流程

参与实验的被试没有下肢异常、脚部肌肉骨骼疾病且在过去 6 个月内没有脚部或脚踝手术史和损伤史。基于三维激光脚型扫描仪进行青年男性脚部数据的采集，实验流程如下：

- (1) 被试人员需脱掉袜子或穿白色薄袜，卷起裤管，双脚站立在扫描仪上；
- (2) 进入系统操作端，打开 3D 脚型扫描系统主页面，如图 3-4 所示。

- (3) 进行姿势校准，调整脚部摆放位置。如图 3-5 (a)，单脚摆放在扫描红线后；如图 3-5 (b)，第二脚趾和脚后跟最突出的点的连线垂直红线。
- (4) 进行扫描，扫描过程中被试身体自然保持垂直。扫描过程图详见图 3-6。
- (5) 扫描完成后，填写被试信息，测量数据收集完成，导出实验报告。
- (6) 消毒清洁处理。每个被试脚部数据采集完后，都需要使用酒精消毒液进行消毒清洁处理，避免交叉感染。



图 3-4 系统主界面

Fig.3-4 System main interface

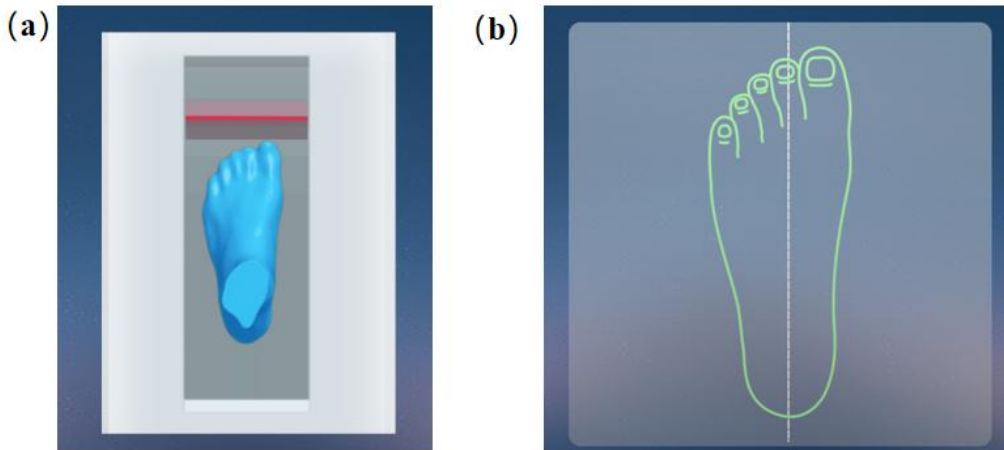


图 3-5 姿势校准示意图

Fig.3-5 Schematic diagram of posture calibration



图 3-6 扫描过程图

Fig.3-6 Scanning process diagram

3.2.4 数据集容量的确定

实验对青年男性脚部 19 个测量变量进行实验数据采集，获取了 437 个样本记录。为了确定采集的样本数据集是否满足数理统计的需求，需要根据测量项目的标准差和样本允许误差来确定样本容量 N 的大小^[53]。

$$N = \left(1.96 \cdot \frac{S}{\Delta} \right)^2 \quad (3-1)$$

式中 N 为样本容量， S 为样本的标准差， Δ 为样本允许误差。

对于实验测量的 19 项测量指标对应的数据记录进行计算，最低样本容量为 246。本次实验数据记录 $N=437$ ，数据集容量满足数理统计的分析要求，可以有效地支撑研究结论的可靠性以及科学性。

3.3 数据的预处理

进行青年男性脚型细分工作之前应先对采集的数据记录进行缺失值以及异常值的预处理^[54]，以确保采集的数据记录质量较高。缺失值是指在 19 个脚部形态变量对应的 437 组数据中出现存在空缺数值，而异常值则是指明显偏离其他样本记录的数值。缺失值以及异常值的出现可能由于设备故障或者被试紧张造成的姿势偏差等不确定因素引起。对于脚型数据集中的缺失值，采用直接删除方式处理；而对于数据集出现的异常值，则可运用距离法进行筛选。通过距离法筛选异常值，并对数据进行排序，选取前 95% 的数据。在测量样本量为 437 个的情况下，经过计算，最终的实验数据量为 415 组。

3.4 数据的描述性分析

对青年男性脚型的三维测量数据进行描述性统计分析可以更全面地了解该群体数据集的分布范围和整体离散程度。全距是指数据集中每个变量的数值范围，可以直接反映了数据的离散度。当全距较大时，表示该变量的数值分布范围也较大，离散程度较高；全距较小则表示该变量的数值分布范围较小，离散程度较低。标准差可以衡量数据围绕均值的离散程度。标准差越大，表示样本相对于均值的分散程度越大，数据的波动性也就越高；而标准差越小则意味着数据更接近均值，数据的波动性越低。变异系数是标准差除以均值得到的结果，它用来消除不同变量之间量纲的影响，从而更准确地反映数据的离散程度。变异系数越大，表示数据的离散程度相对于其均值较大；反之，变异系数较小则表示数据的离散程度相对较小。通过计算得知，左右脚在测量上没有明显的差异，因此实验选取右脚的数据进行后续的分析研究。

表 3-2 各脚型变量的统计分析表（单位：mm）

Tab.3-2 Statistical analysis Tab. of each foot type variable (Unit: mm)

变量名称	最小值	最大值	均值	全距	标准差	变异系数
脚长	227.4	285.6	255.74	58.2	11.19	0.04
拇指外凸点长度	204.6	256.6	229.64	52.0	10.03	0.04
第一跖趾部位长度	161.5	202.8	181.68	41.3	8.00	0.04
腰窝部位长度	93.3	117.1	104.85	23.8	4.59	0.04
第五跖趾部位长度	141.0	177.1	158.66	36.1	6.99	0.04
脚宽	85.4	107.7	96.35	22.3	4.69	0.05
腰围宽度	81.2	105.1	92.44	23.9	4.89	0.05
脚趾宽度	60.0	105.8	88.31	45.8	5.97	0.07
踵心宽度	38.6	100.8	78.67	62.2	6.40	0.08
拇指高度	7.0	22.9	11.39	15.9	1.86	0.16
跖趾围长	213.5	267.1	237.84	53.6	10.70	0.04
腰围	210.6	271.1	240.20	60.5	11.49	0.05
前跗骨高度	49.1	69.3	60.06	20.2	3.82	0.06
足弓高度	2.6	44.7	17.36	7.13	42.1	2.43
舟上弯点高度	70.3	93.7	82.70	23.4	4.67	0.06
外踝骨下缘点高度	17.5	81.5	51.84	64.0	8.97	0.17
兜跟围长	292.1	360.3	323.33	68.2	14.03	0.04
踝围	220.8	287.8	250.98	67.0	11.80	0.05
后跟突点高度	13.5	29.6	19.92	16.1	2.81	0.14

由表 3-2 可得，青年男性脚长的均值在 255 mm 左右，脚长范围大概在

227-285mm；其全距、标准差和变异系数分别为 58.2 mm，11.19 mm 和 0.04。跖趾围长的均值在 238 mm 左右，该变量围度单位大概在 213-267mm，其全距、标准差和变异系数分别为 53.6 mm，10.70 mm 和 0.04。足弓高的均值在 18 mm 左右，足弓高的范围在 2.6-44.7mm，其全距、标准差和变异系数分别为 42.1mm，7.31 mm 和 0.41。结合变异系数反映变量中变异最大的前四位依次为足弓高度 2.43、外踝骨下缘点高度 0.17、拇指高度 0.16、后跟突点高度 0.14。变量中变异最小的前四位兜跟围长、腰窝部位长度、脚长、拇指外凸点长度，数值均为 0.04。综上所述，青年男性代表高度的脚部形态变量整体上表现出较大的离散程度。相比之下，脚型长度形态的变量则呈现较小的离散程度。通过综合分析全距、标准差和变异系数，我们能够更全面地了解数据的离散情况，从而为后续的数据分析和决策提供更为准确的依据。

3.5 本章小结

本章内容主要是脚部多维度变量数据的采集、数据的预处理以及数据整体波动状态的描述。具体内容如下：

（1）实验使用 LSF 三维激光脚型扫描仪，基于长度、宽度、高度等 4 个维度，脚长、脚宽、足弓高等 19 个脚部变量，采集了 437 个青年男性群体的样本记录。

（2）对数据集出现的缺失值进行删除处理；并采用距离法进行异常值的筛选，保留 95%的记录，处理后的数据集有 415 个记录。基于测量项目的标准差和样本允许误差验证数据集容量满足应用统计的要求。

（3）通过描述性分析对青年男性脚型数据集整体离散程度进行了解。分析结果表明脚部高度形态变量整体上表现出较大的离散程度，脚部长度形态的变量呈现较小的离散程度。

第 4 章 脚型特征的聚类分析

4.1 引言

为兼顾制鞋企业生产效率、经济效益以及目标消费者对鞋类产品穿着时舒适性、合体性的需求。本章实验中，以第 3 章采集的变量数据为基础，采用因子分析的方法，探究青年男性多维度脚部形态变量之间的相关性，实现因子降维，通过计算权重比例确定目标群体脚型细分变量，即脚长、跖趾围长、足弓高度。通过计算不同聚类数的误差平方和，绘制碎石图，观察碎石图的变化趋势确定细分类别；借助 K-means 聚类算法，以脚长、跖趾围长、足弓高度作为聚类算法的变量，最终实现目标群体的脚型细分。同时，本章研究结果为后续的细分识别模型的搭建与优化奠定了数据基础。

4.2 降维处理

根据研究对象的不同，因子分析可分为 R 型和 Q 型两种分析方式。当研究对象是变量时，属于 R 型因子分析，当研究对象是样品时，属于 Q 型因子分析。实验以三维脚部形态变量作为研究对象，在测量数据基础上探究变量之间的相关性。从中提取出几个主因子，重新计算提取出的因子个数少于原始测量变量的个数，提取出的主成分因子可以解释大部分原始测量变量，实现因子降维。实验内容是基于青年男性的脚型特征变量，所以研究对量化脚型的 19 个原始变量进行 R 型因子降维。

4.2.1 降维前检验

通常因子分析之前需进行 KMO 和巴特利特球形度检验（KMO and Bartlett tests）^[55]。该检验应用于多元统计的因子分析，用于判断变量是否适合用于做因子分析。KMO 检验的取值范围为[0-1]，当所有变量间的简单相关系数平方和远大于偏相关系数平方和时，KMO 值越接近于 1，表示变量间的相关性越强，原有变量越适合作因子分析；当所有变量间的简单相关系数平方和接近 0 时，KMO 值越接近于 0，表明变量间的相关性越弱，原有变量越不合作因子分析^[56]。其中，Kaiser 给出了 KMO 检验标准：如表 4-1 所示：

表 4-1 KMO 检验标准

Tab.4-1 KMO inspection standards

KMO 取值范围	KMO<0.5	0.6<KMO<0.7	0.7<KMO<0.8	0.8<KMO<0.9	KMO>0.9
相关性判断	相关性弱	相关性较弱	相关性一般	相关性较强	相关性强

巴特利特球形检验（Bartlett spherical test）是研究各个变量之间相关程度的检验方法。以变量的相关系数矩阵为出发点，它的原假设是相关系数矩阵是一个单位矩阵，即相关系数矩阵对角线上的所有数值都是 1，所有非对角线上的数值都为 0^[57]。巴特利特球形检验的统计量是根据相关系数矩阵的行列式得到的。如果该值较大，且统计量对应的 p 值小于用户心中的显著性水平（一般取 0.05），那么应该拒绝原假设，认为相关系数不可能是单位阵，即原始变量之间存在相关性，适合于作因子分析；否则不适宜作因子分析^[58]。

表 4-2 KMO 和巴特利特检验

Tab.4-2 KMO and Bartlett tests

KMO 检验	巴特利特球形度检验		
	近似卡方	自由度	显著性
0.85	20184.80	171	0.000

如表 4-2 所示，KMO 数值为 0.85，表明变量间的相关性较强。巴特利特球形检验的 p 值等于 0.000，小于 0.05，说明我们在 95%的置信水平下拒绝原假设，即分析数据表明该群体脚型维度变量适合进行因子分析。

4.2.2 因子降维

青年男性的脚型通过 19 个变量进行描述和量化，通过 R 型因子分析从 19 个脚型变量中提取公因子。采用累积方差贡献率（cpv）衡量少数公因子包含多数变量信息；累积方差贡献率越高，包含原始变量信息越多，计算精度越高^[59]。

K 个公因子累积方差贡献率核心公式如 4-1 所示。

$$\sum_{i=1}^k \mu\% = \left[\sum_{i=1}^k \omega_i / \sum_{i=1}^k \omega_i \right] * 100\% \quad (4-1)$$

表 4-3 为因子分析的总方差解释，给出了每个公共因子所解释的方差及累计和。其内容包含 19 个变量初始特征值、旋转前后主要因子的结果。从“初始特征值”一栏中可以看出，前 4 个公共因子解释的累积方差达 81.41%，而后面的方差百分比的累积逐渐降低，表明对解释原有变量的贡献逐渐变小。研究通常基于初始特征值大于 1 的原则进行因子提取，最终提取 4 个公共因子。第 1 个成分

的初始特征值为 8.87，解释原有 19 个变量总方差的 46.67%，累积方差贡献率 46.67%；成分 4 累积方差贡献率为 81.41%，表明前 4 个公因子可以解释约 81% 的总方差，结果较理想。

表 4-3 总方差解释表

Tab.4-3 Total variance explanation Tab

成分	初始特征值			提取载荷平方和			旋转载荷平方和		
	总计	方差百分比	累积 %	总计	方差百分比	累积 %	总计	方差百分比	累积 %
1	8.87	46.67	46.67	8.87	46.67	46.67	5.91	31.11	31.11
2	3.18	16.71	63.38	3.18	16.71	63.38	5.27	27.76	58.87
3	2.22	11.68	75.06	2.22	11.68	75.06	2.58	13.58	72.45
4	1.21	6.35	81.41	1.21	6.35	81.41	1.70	8.96	81.41
5	0.97	5.11	86.52						
6	0.68	3.56	90.07						
7	0.60	3.14	93.21						
8	0.45	2.37	95.58						
9	0.35	1.82	97.39						
10	0.22	1.15	98.54						
11	0.11	0.56	99.10						
12	0.07	0.38	99.48						
13	0.06	0.32	99.80						
14	0.02	0.12	99.92						
15	0.01	0.05	99.96						
16	0.01	0.03	99.99						
17	0.00	0.01	100.00						
18	0.00	0.00	100.00						
19	0.00	0.00	100.00						

实验使用 R 型因子分析进行降维时，首先会得到一组未旋转的因子载荷，它们显示了每个变量与每个因子之间的关系。但是未旋转的因子载荷可能会出现变量与因子之间的混淆，导致结果不易于解释且不够清晰直观。现基于最大方差

法进行因子旋转，因子载荷重新进行分布。高负载的变量的数目达到最小，使得每个因子上只有少数变量具有高载荷，而其他变量的载荷则接近于 0。基于此，各个因子表示的相关变量代表性更高。改变原始因子载荷矩阵的形状并调整因子载荷的分布实现因子旋转，更好地区分和理解不同的因子。因子旋转通常在因子分析的最后阶段进行，以便在选择最适合数据的因子结构之后，对因子载荷进行优化。描述同一脚部形态特征的特征变量具有较强的相关性的标志为旋转后的变量数值均大于 0.5。

表 4-4 旋转后的成分矩阵表

Tab.4-4 Rotated component matrix Tab

变量名称	成分			
	1	2	3	4
脚长	0.98	0.20	0.01	0.02
腰窝部位长度	0.98	0.20	0.01	0.02
第一跖趾部位长度	0.98	0.19	0.01	0.01
拇指外凸点长度	0.98	0.20	0.02	0.02
第五跖趾部位长度	0.98	0.19	0.01	0.01
兜跟围长	0.67	0.58	0.19	0.17
踝围围长	0.55	0.52	0.13	0.38
跖趾围长	0.33	0.89	0.11	0.18
脚宽	0.31	0.89	0.02	0.09
腰围宽度	0.25	0.88	-0.08	0.17
腰围围度	0.25	0.88	0.12	0.27
脚趾宽度	0.07	0.77	0.14	-0.03
踵心宽度	0.08	0.65	-0.02	0.04
足弓高度	-0.14	-0.05	0.83	-0.07
舟上弯点高度	0.21	0.28	0.82	0.27
前跖骨高度	0.03	0.44	0.78	0.30
外踝骨下缘点高度	0.08	-0.11	0.68	-0.21
后跟总宽度	0.00	0.15	0.18	0.82
拇指高度	0.05	0.12	-0.14	0.71

表 4-4 为旋转后的成分矩阵表，将变量整理命名，得到以下公因子：

第 1 公因子由脚长、腰窝部位长度、第一跖趾部位长度、拇指外凸点长度、第五跖趾部位长度、兜跟围长、踝围围长 7 个变量构成，构成因子的变量主要描述脚型的长度形态，定义为长度特征因子。

第 2 公因子由跖趾围长、脚宽、腰围宽度、腰围围度、脚趾宽度、踵心宽度 6 个变量构成，描述脚型宽度形态，定义为宽度特征因子。

第3公因子由足弓高度、舟上弯点高度、前跗骨高度、外踝骨下缘点高度4个变量构成，变量描述脚型高度形态，定义为高度特征因子。

第4公因子由后跟总宽度、拇指高度2个变量构成，变量描述脚后跟和拇指形态，定义为其其他特征因子。

利用思维导图将因子命名结果可视化，如图4-1。更清晰直观地评估因子与变量之间的相关性。



图 4-1 因子命名结果可视化示意图

Fig.4-1 Schematic visualisation of factor naming results

4.3 青年男性脚型细分

4.3.1 基于权重比例确定细分变量

在R型因子分析中，通过计算权重值，确定脚型的目标因子，进而确定脚部的特征指标。从表3-5可知：4个因子旋转后的方差百分比分别是46.67%，16.71%，11.68%，6.35%，旋转后累积方差解释率为81.41%。对旋转后方差归一化处理，可以得到4个因子的权重系数，计算如下：

因子1（长度特征因子）权重系数=46.67% / 81.41% = 0.57

因子 2（宽度特征因子）权重系数=32.248% / 81.41% = 0.21

因子 3（高度特征因子）权重系数=11.68% / 81.41% = 0.14

因子 4（其他特征因子）权重系数=6.35% / 81.41% = 0.08

因子累计之和 = 0.57+0.21+0.14+0.08 = 0.92

长度特征因子、宽度特征因子以及高度特征因子的权重累积数值为 0.92，表明这三个因子对于脚型的影响最为显著，描述脚型特征方面起着主导作用。不同的公因子权值大小揭示了哪些因子对于个体的脚型的影响程度，对于进一步理解脚型特征以及定制鞋类产品具有重要意义，为鞋类产品的设计和制造提供指导。为方便选取青年男性脚型的细分变量，将因子权重值以及脚型变量载荷值整理至表 4-5。

表 4-5 因子权重值表

Tab.4-5 Factor weight value Tab

公因子名称	权重系数	变量名称	载荷值
长度特征因子	0.57	脚长	0.98
		腰窝部位长度	0.98
		第一跖趾部位长度	0.98
		拇指外凸点长度	0.98
		第五跖趾部位长度	0.98
		兜跟围长	0.67
		踝围围长	0.55
		跖趾围长	0.89
宽度特征因子	0.21	脚宽	0.89
		腰围宽度	0.88
		腰围围度	0.88
		脚趾宽度	0.77
		踵心宽度	0.65
		足弓高度	0.83
高度特征因子	0.14	舟上弯点高度	0.82
		前跗骨高度	0.78
		外踝骨下缘点高度	0.68
其他特征因子	0.08	后跟总宽度	0.82
		拇指高度	0.71

长度特征因子主要描述脚长度特征形态，其公因子中前 5 个变量数值均为 0.98，现行有三种主流鞋号体系，即世界鞋号、欧洲鞋号和英国鞋号。三种鞋号体系要素组成虽有差异，但是共同组成要素里面都有脚长变量。消费者的脚长尺

寸易于测量，但是主流的鞋号体系中脚长变量的表示形式并不统一。而且，在消费者购买鞋类产品时，最关键的参考指标也是该变量。而脚长变量在描述脚型长度形态时与其他描述长度的变量时具有包含与被包含的关系。最终确定脚长为聚类变量。

宽度特征因子关键形容的是脚宽度特征形态，该特征因子中数值最高的两个变量分别是跖趾围长和脚宽。两个变量在测量过程中都涉及了第一跖趾关节凸点和第五跖趾关节凸点，这两个关节点是人体脚部行走过程中脚弯曲的关节点。在现行鞋楦的国标体系 GB/T 3293-2017 中，跖趾关节相关的测量变量是鞋楦设计尺寸关键指标。其中，脚宽为第一跖趾关节凸点到第五跖趾关节凸点的宽度值，跖趾围长基于脚宽的测量点收集脚型围度信息^[60]。两个变量具有强相关性，但是跖趾围长在描述脚部形态时包含的信息会更多。最终选取跖趾围长作为最终细分变量之一。

因子权重值表格中权重值第三的是高度特征因子，权重值为 0.14。参考旋转后成分矩阵表示该成分项中占比最高的变量是足弓高。足弓是人体脚部的重要结构之一，由关节、韧带、肌肉和肌腱等组成的鞍形结构。它分为内侧纵弓、外侧纵弓和内外方向的横弓。足弓的形态构成在人体日常活动或者运动时提供支撑，帮助保持身体重心平衡。在日常活动或者参与剧烈运动时，足弓的鞍形结构可以很好地协助身体平衡并且有很好的缓冲作用，适应身体各类型活动需求。但是，传统的制鞋企业在鞋类产品设计生产过程中较多是平板式设计，足弓没有得到适合的支撑，更少对足部位有精细化、差异化需求的考虑。综上所述，最终确定足弓高为青年男性脚型的细分变量。

4.3.2 细分方法的确定

实验通过聚类分析来实现青年男性脚型细分，常见的聚类分析方法有层级聚类、K-means 聚类分析两种。脚型细分的过程是基于脚长、跖趾围长、足弓高度三个脚部变量组成 415 个数据集之间的相似性划分不同种类。以求实现类内数据相关性高、类间数据的相关性低的聚类目的。

层次聚类（Hierarchical Clustering）基于聚类树的方式来划分类别，该聚类方法分为自下而上聚合以及自上而下分裂两种^[61]。聚类树整体呈上窄下宽的状态，最底层是初始样本，上层为划分类别数。若初始样本量规模较大的话，聚类树最底层的分布状态不易观察。

K-means 聚类分析 (k-means clustering) 的迭代算法首先需要确定 K 值, 即脚型细分的类别数。计算数据到 K 值的距离, 以类间距离最小为分类原则, 完成第一次迭代。计算第一次迭代类别的均值作为第二次迭代的聚类中心, 达到收敛条件后结束迭代。该聚类算法适合分析样本量较大的数据集, 但是聚类之前要确定 K 值。

对比两种常用分类算法, 最终基于 K-means 聚类算法进行 18-25 周岁青年男性脚型细分。

4.3.3 细分类别的确定

计算 K-means 聚类算法中 K 值为 2-15 时, 每个类别对应的聚类中心的距离之和。通过聚类数 K 值与误差平方和 SSE 两个变量绘制形成碎石散点图来确定 K 值。碎石检验以及误差平方和 SSE 原理及公式详见 2.3。

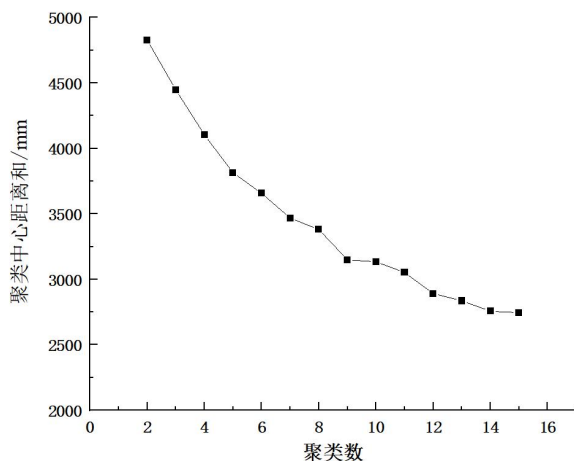


图 4-2 碎石图

Fig.4-2 Lithotripsy diagram

选取脚长、跖趾围长、足弓高度作为 K-means 聚类算法的细分变量, 对 18-25 周岁的青年男性脚型进行细分。

如图 4-2 所示, 肘部拐点出现在聚类数为 7-9, 对比聚类数量为 2-7 时误差平方和 SSE 形成的散点下降轨迹幅度, 聚类数量 9-15 散点下降轨迹幅度要明显更加趋于平稳状态。为使得制鞋企业实际的生产需求以及考虑到企业的生产效率和经济效益, 最终确定基于 K-means 聚类算法的聚类数为 7 类, 即研究最终将青年男性脚性分为 7 类。最终的分类既能够准确地反映数据的特征, 又能够在实际应用中更为有效。

4.3.4 青年男性脚型细分结果

借助 K-means 聚类算法，以脚长、跖趾围长、足弓高度作为聚类算法的变量，将 18-25 周岁青年男性的脚型分为 7 类，最终聚类结果如表 4-6 所示。

表 4-6 最终聚类结果（单位：mm）

Tab.4-6 Final clustering result (Unit: mm)

类别	变量尺寸（单位：mm）			样本量 （个）	脚型命名	占比
	脚长	跖趾围长	足弓高			
1	250.24	235.36	14.93	104	短瘦低足弓型	25.06%
2	264.33	236.3	13.96	72	长中低足弓型	17.35%
3	245.29	230.53	28.55	41	短瘦高足弓型	9.88%
4	271.74	252.43	11.94	33	长胖低足弓型	7.95%
5	244.77	222.59	15.31	56	短瘦中足弓型	13.49%
6	266.89	247.82	25.13	44	长胖高足弓型	10.60%
7	254.87	249.05	16.9	65	中胖高足弓型	15.66%

如图 4-2，通过饼图将 7 种脚型的细分比例情况可视化，可以直观地显示细分类别与总体占比以及分布情况。

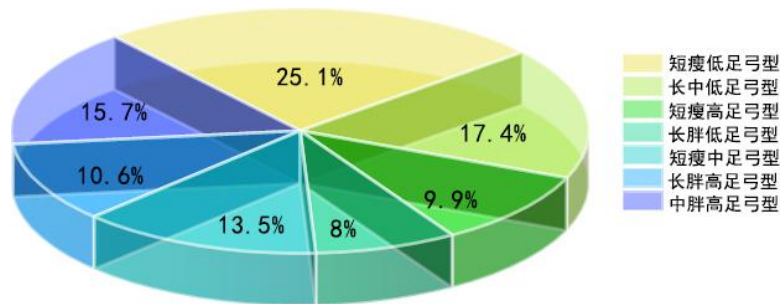


图 4-3 脚型细分比例图

Fig.4-3 Foot subdivision scale diagram

观察表 4-6 尺寸变量得知，第 1 类脚长偏短、跖趾围长偏短、足弓高度偏低，描述为短瘦低足弓型，占比为 25.06%。第 2 类脚长偏长、跖趾围长中等、足弓高度偏低，描述为长中低足弓型；占比为 17.35%。第 3 类脚长偏短、跖趾围长偏短、足弓高度最高，描绘为短瘦高足弓型；占比为 9.88%。第 4 类脚长最长、跖趾围长最长、足弓高度最低，定义为长胖低足弓型；占比为 7.95%。第 5 类脚长最短、跖趾围长最短、足弓高度中等，定义为短瘦中足弓型，占比为 13.49%。第 6 类脚长偏长、跖趾围长偏长、足弓高度偏高，定义为长胖高足弓型，占比为 10.60%。第 7 类脚长中等、跖趾围长偏长、足弓高度偏高，定义为中胖高足弓型，占比为 15.66%。

4.4 本章小结

本章内容主要是基于三维测量数据对青年男性脚型进行细分，具体内容如下：

（1）通过因子旋转矩阵确定 4 个因子，即长度特征因子、宽度特征因子、高度特征因子、其他特征因子。其中长度特征因子由脚长、腰窝部位长度等主要描述长度变量组成；宽度特征因子由跖趾围长、脚宽等主要描述脚型宽度的变量组成；其余因子组成同理。

（2）计算因子权重值占比、对比旋转载荷值大小确定青年男性脚型细分变量。分析结果表明描述脚型长度、宽度、高度的 3 个因子的权重之和为 0.92，占比较高；最终确定各维度特征因子占比较高的三个变量为细分变量，分别是脚长、跖趾围长、足弓高度，对应因子载荷值分别为 0.98、0.89、0.83。

（3）采用碎石图确定脚型细分数量，基于因子提取出的 3 个变量将该群体脚型细分为 7 类，即短瘦低足弓型、长中低足弓型、短瘦高足弓型、长胖低足弓型、短瘦中足弓型、长胖高足弓型、中胖高足弓型。

第 5 章 基于神经网络的脚型细分

5.1 引言

随着科技的进步与发展，数据的信息化与智能化处理已经应用在诸多领域。传统统计学的类型模式识别方法，抗噪声能力较强，应用范围广泛，但处理样本量较大的数据集合时效率较低。智能化的程度决定生产效率高低。神经网络技术具有较强的自学习、非线性映射能力。并且具有丰富的训练算法，可以根据实际分类问题进行算法调试，在解决类型识别问题中体现了优越的性能。

为探究 BP 神经网络技术对于青年男性脚型细分识别效率的影响，以第 4 章的 3 个特征变量以及 7 种细分结果分别作为细分识别网络的输入与输出，基于数据集内已知的细分类别规律进行 BP 神经网络的训练。实验选取不同的隐含层神经元节点的数量、传递函数以及训练算法搭建神经网络。根据评测性能指标对比网络性能，确定性能最优的细分识别网络。

5.2 细分识别网络的搭建

BP 神经网络为阶层式链接网络，由输入层、隐含层以及输出层构成。上一层神经元链接到下一层神经元，单层神经元彼此之间不形成链接。

青年男性脚型细分识别网络的框架为 $\{P_3 - H_n - T_7\}$ 结构。其中输入的细分变量数据集 P 是由 3 个特征 415 个样本组成的数组，细分类型输出 T 是由具有 7 个特征的 415 个观测值组成数组， H 是具有 n 个隐含层节点数量的隐含层。通过调试不同的网络参数，选取适合该群体脚型细分的神经网络结构。

5.2.1 数据归一化处理

为了增加激活函数对数据处理时的灵敏度，以及避免由于量纲不同数据体现的差异性而对整个神经网络计算分析时造成影响。训练模型之前要对数据进行归一化处理。归一化处理是将所有数据都转化为 $[0,1]$ 之间的数。实验采用最大最小值归一化方法，调用 Matlab 工具箱中的 `mapminmax` 函数，通过最值法 (Min-Max Normalization) 对输入的数据矩阵进行归一化处理^[62]。归一化处理结果详见表 5-1。归一化公式如式 5-1 所示。

$$x_k' = \frac{x_k - x_{k\min}}{x_{k\max} - x_{k\min}} \quad (5-1)$$

式中 k 代表 k 维中的数据, $x_{k\min}$ 和 $x_{k\max}$ 为 k 维度数据序列中最小数和最大数。处理后的数据线性映射在指定范围内。

表 5-1 输入数据归一化处理

Tab. 5-1 Input data normalization processing

编号	脚长	跖趾围长	足弓高度
1	0.43	0.47	0.64
2	0.94	0.74	0.64
3	0.00	0.10	0.05
4	0.94	0.68	0.67
5	0.10	0.02	1.90
6	0.13	0.11	1.81
7	1.00	0.50	3.60
8	0.70	0.81	2.69
9	0.64	0.85	0.38
10	0.72	0.93	1.24
...	...	...	...
410	0.87	0.71	1.36
411	0.88	0.78	0.05
412	0.17	0.07	0.26
413	0.18	0.21	4.40
414	0.35	0.34	5.88
415	0.28	0.13	3.14

5.2.2 输入层训练方式的确定

神经网络训练数据集的方式有两种,一种是串行的训练方式,一种是批量导入数据集进行训练。BP 神经网络串行的训练方式又被称作递增训练,即在神经网络的输入端在线依次导入样本向量进行训练,模型将重新计算一次误差并更新权重,直到数据向量输入完毕。串行训练处理样本量较大的数据集时训练时间较长。批量训练模式是在神经网络训练前需一次性导入输入向量 P 以及对应的期望输出向量 T ,训练过程中基于所有输入的样本矩阵计算误差均方误差的和作为总误差,调整偏置值、权重值以及梯度计算。计算总误差公式如 5-2 所示:

$$E = \sum_{n=1}^N e_n^2 \quad (5-2)$$

训练过程中应不断调整权值和阈值,优化 BP 神经网络的性能指数。脚型细

分识别网络的搭建应用于数据量较大的样本集合，最终确定输入层的训练方式为批量训练。

5.2.3 输出层输出节点的确定

BP (Back propagation) 神经网络在处理类型识别问题时，输出端在编码类别时通常采用“one-hot 编码”方式，向量的个数等于类别数量，即用一个向量表示一个类别。其中，输出的目标类别所对应的元素为 1，而其他元素则为 0。这种编码方式简单直观，对于 BP 神经网络的细分识别问题有着较高的适用度。在这种设置下，每个节点的输出表示该样本的从属类别。针对青年男性的 7 种脚型细分结果设定输出向量如表 5-2 所示。

表 5-2 输出目标对应的向量表示

Tab. 5-2 Output the vector representation corresponding to the target

细分类型	输出向量
短瘦低足弓型	(1, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
长中低足弓型	(0, 1, 0, 0, 0, 0, 0)
短瘦高足弓型	(0, 0, 1, 0, 0, 0, 0)
长胖低足弓型	(0, 0, 0, 1, 0, 0, 0)
短瘦中足弓型	(0, 0, 0, 0, 1, 0, 0)
长胖高足弓型	(0, 0, 0, 0, 0, 1, 0)

5.3 性能评测指标的建立

为了选取性能最优的青年男性脚型细分识别网络，实验基于训练次数、识别准确率、训练时长 3 种评测指标进行性能评测。

(1) 稳定性能：训练次数是评测网络稳定性能的关键标准之一^[63]。实验设置最大训练次数为 1000 次。通过对比不同结构的细分识别网络的训练次数，判别网络结构稳定性能。

(2) 可解释以及高识别率性能：基于神经网络的细分识别过程中，模型应该能够提供对其决策过程的可理解，直观地看到正确细分的比例，可以满足企业决策效率以及实用性的需求。

基于此，实验引入混淆矩阵 (Confusion Matrix)。混淆矩阵是在机器学习和应用统计学中用于评估分类网络性能的一种矩阵，可以清晰直观地看到细分识别准确率^[64]。式 5-3 为 $n \times n$ 的混淆矩阵，矩阵中的 n 为青年男性脚型细分的总类别数，实验将类别数分为 7 类，即 $n=7$ 。混淆矩阵识别准确率为 100% 的标志为除

矩阵斜对角元素外，矩阵中其余元素皆为 0^[65]。即每列的斜对角线的数值代表该类别准确细分的个数以及比例，数值越大，识别准确率越高；非斜对角线上非零数值越多、越高，则表示细分错误率越高。准确率计算公式如 5-4 所示。

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{21} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix} \quad (5-3)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n c_{ii}}{\sum_{i,j=1}^n c_{ij}} \times 100\% \quad (5-4)$$

性能较优的网络结构具有较高的识别准确率，以确保对输入数据的有效分类。准确率是指细分识别网络在数据矩阵中准确细分的比例占总样本的比例。

(3) 快速收敛性能：快速收敛表明网络能够在相对短的时间内从数据中学到规律。通过对比基于不同的传递函数以及训练函数构建的细分识别网络的训练时长可以判断网络的快速收敛性能。

综上，实验最终基于训练次数、混淆矩阵的细分识别准确率、训练时长 3 个性能评测指标进行青年男性脚型细分识别网络的性能评估。

5.4 隐层节点对网络性能的影响

BP 神经网络的隐含层一般通过两种方式来实现类型识别，一是增加隐含层数量，二是单隐含层的情况下增加隐含层节点数。多个隐含层进行细分识别的研究可以提高训练精度，减少误差，但是这样增加训练时长，效率较低，且训练有可能出现过度拟合的现象。单层隐含层的 BP 神经网络可以映射所有连续函数^[66]。所以我们考虑单层隐含层的情况，调节隐含层的数量来达到实验所需效果。适合的隐含层节点数量可以在避免计算机性能限制的同时，研究输入与输出数据向量之间的映射关系，满足网络细分识别的需求。但是这些年国内外学者就识别问题对 BP 神经网络的隐含层的节点数的确定并没有统一的计算公式。所以我们通过实验多次训练模型后，确定细分识别网络的隐含层节点数。实验采用隐含层节点数凑试的方法，首先以较少的数量训练青年男性脚型细分识别网络，在此基础上，不断增加隐藏层节点数，对比每组细分识别网络的训练时间以及细分识别准确率

等性能，最终确定隐含层节点数。

首先，细分识别网络的隐含层节点数初始设定为 20 个，在此基础上每次递增 20，增加至 120 个。实验过程中，对每组神经网络识别正确率、训练时间、训练次数的均值进行比较。通过这种方式，可以更全面地评估隐层神经元数量对细分识别网络性能的影响，以便更好地优化神经网络的设计。

表 5-3 为隐层节点数量不同时细分识别网络的训练结果。随着隐层神经元数量的增加，神经元数量每增加 20 个，训练时长增加 1 秒。同时，从 20 个神经元增加到 100 个神经元时，识别率从 25.1% 逐渐增加至 85.8%。这表明随着神经元数量的增加，网络性能得到了显著提升。

但在神经元数量从 100 个增加至 120 个时，识别率开始下降至 78.3%。这可能暗示着在某一点上，神经网络的复杂度达到了一个临界点，继续增加神经元数量反而导致了过拟合或其他问题。综合考虑训练时长、性能提升和识别率的变化，实验最终确定隐含层节点数为 100 个。即神经元个数为 100 时，训练时长在可接受范围内，分类识别网络的识别率最高，训练效果最佳。

表 5-3 隐含层神经元数量对细分识别网络性能的影响

Tab. 5-3 The effect of the number of hidden layer neurons on the performance of the subdivision recognition network

训练编号	学习率	隐含层节点数量	混淆矩阵细分识	训练时间	训练次数
			别准确率		
1	0.05	20	25.1%	2s	1000 次
2	0.05	40	55.2%	2s	1000 次
3	0.05	60	56.4%	3s	1000 次
4	0.05	80	64.6%	3s	1000 次
5	0.05	100	85.8%	4s	1000 次
6	0.05	120	78.3%	4s	1000 次

隐含层节点数量为 100 时细分结果可视化如图 5-1，基于混淆矩阵的细分识别网络训练结果的可视化示意图。训练时长见（a），为 4s。（b）为图中对角线的绿色标识为正确分类的个数，数据集分类准确率为 86%，脚型第 3 类识别率最高，为 95.1%；第 4 类识别率最低，为 66.7%。

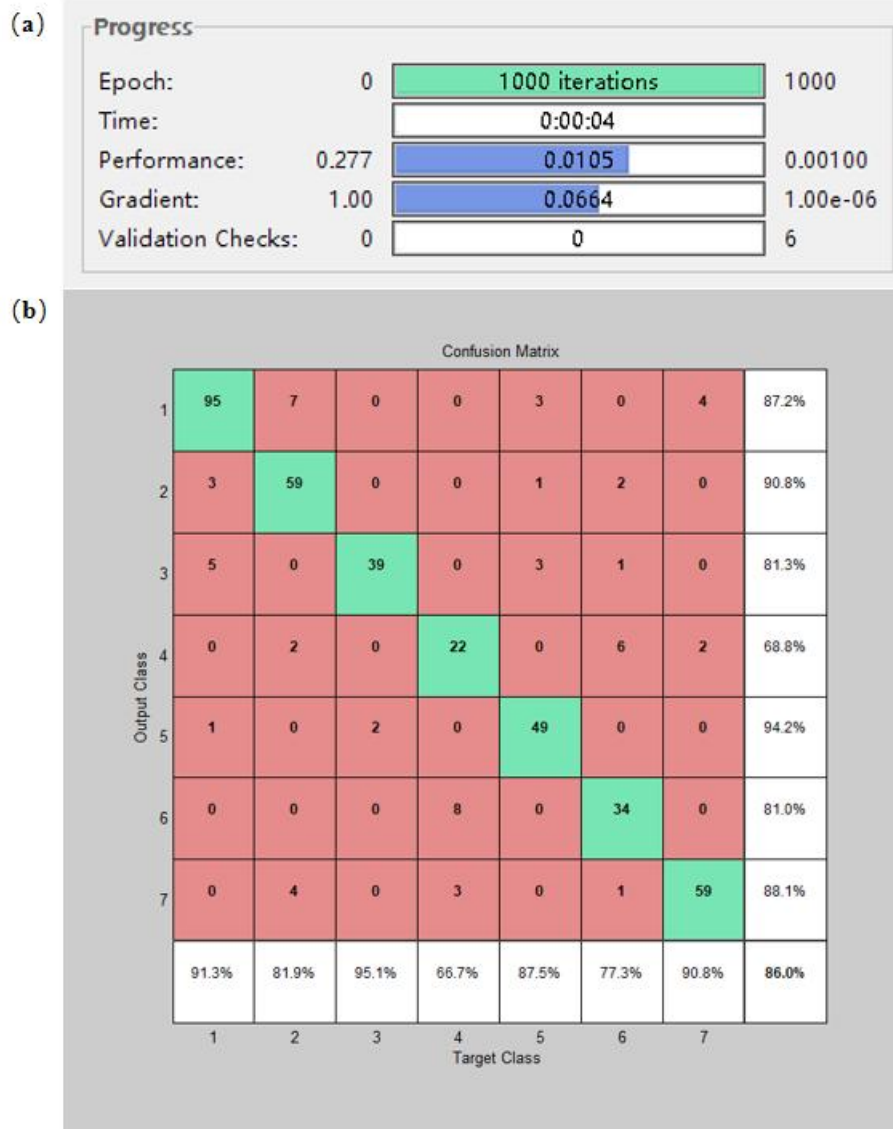


图 5-1 隐含层节点数量为 100 时细分结果可视化

Fig.5-1 Visualisation of segmentation results when the number of hidden layer nodes is 100

5.5 36 种青年男性脚型细分识别网络结构

预备实验探究了隐层节点数量对于脚型细分识别网络的影响，隐层节点数量为 100 时网络识别准确率最高为 85.8%。但网络识别精度存在一定的提升空间。BP 神经网络的性能还会受其他网络参数的影响，如传递函数、训练算法。

实验通过调试参数组合成不同的网络结构进行对比实验，确定细分识别网络最优的算法结构。在此基础上，实验探究 Tansig-Tansig、Logsig-Logsig、Tansig-Logsig、Logsig-Tansig 4 种传递函数组合与 9 种训练算法搭建的 36 种细分识别网络的训练稳定性能、识别准确率、快速收敛性能。36 种青年男性脚型细

分识别网络结构详见图 5-2。

9 种训练算法由最速梯度下降法与 8 种优化算法组成，即 RPROP 算法、Fletcher-Reeves 变梯度算法、Polak-Ribiere 变梯度算法、Powell-Beale 变梯度算法、固定变化的变梯度算法、BFGS 拟牛顿算法、一步割线算法、Levenberg-Marquardt 算法。其中 RPROP 算法的调取函数为 `trainrp`，Fletcher-Reeves 变梯度算法的调用函数为 `traincgf`，Polak-Ribiere 变梯度算法调用函数为 `traincgp`，Powell-Beale 变梯度算法的调用函数为 `traincgb`，固定变化的变梯度算法的调用函数为 `trainscg`，BFGS 拟牛顿算法的调用函数为 `trainbfg`，一步割线算法的调用函数为 `trainoss`，Levenberg-Marquardt 算法的调用函数为 `trainlm`。训练算法的介绍详见 2.4。训练函数对应的调用函数算法如表 5-4 所示。

表 5-4 训练算法对应调用函数表格

Tab. 5-4 The training algorithm corresponds to the Tab. of call functions

训练算法	训练函数
最速梯度下降法	<code>traingd</code>
RPROP 算法	<code>trainrp</code>
Fletcher-Reeves 变梯度算法	<code>traincgf</code>
Polak-Ribiere 变梯度算法	<code>traincgp</code>
Powell-Beale 变梯度算法	<code>traincgb</code>
固定变化的变梯度算法	<code>trainscg</code>
BFGS 拟牛顿算法	<code>trainbfg</code>
一步割线算法	<code>trainoss</code>
Levenberg-Marquardt 算法	<code>trainlm</code>

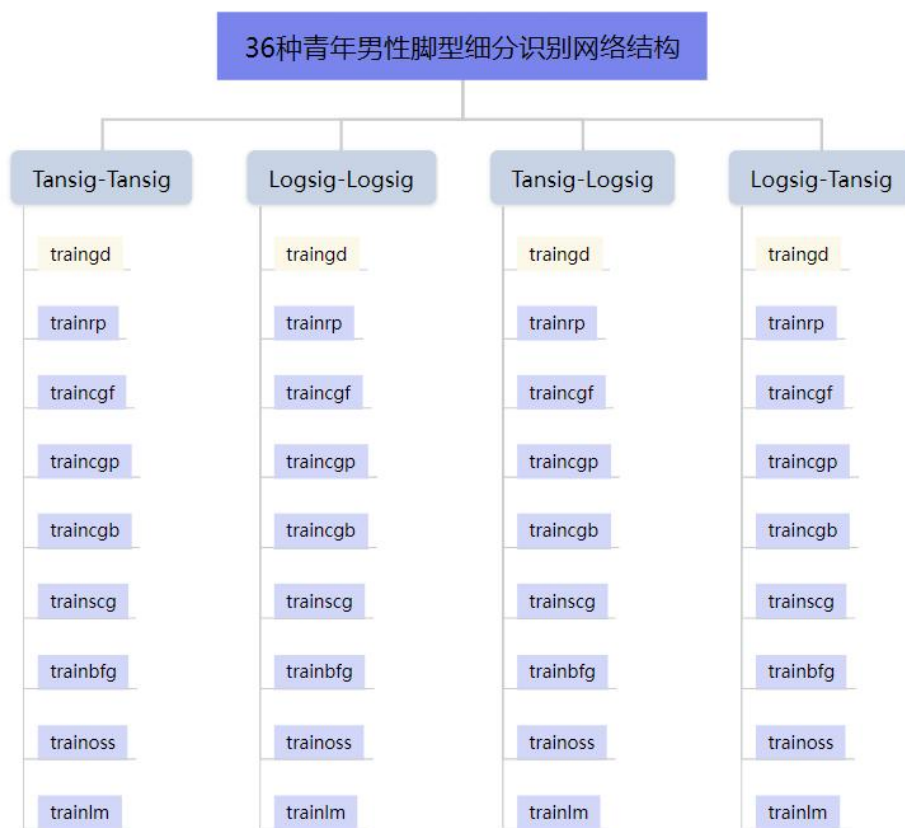


图 5-2 36 种青年男性脚型细分识别网络结构

Fig.5-2 Thirty-six young male foot shapes were subdivided to identify network structures

5.6 基于评测指标确定最优算法结构

为确定青年男性脚型细分网络的最优算法结构，实验设置相同的初始参数，隐层节点数为 100，细分识别网络的学习率为 0.05，训练次数为 1000 次，设置了 3 种评价指标。

36 组搭配的细分识别网络训练结果详见表 5-5。为方便选取性能最优的细分识别网络，基于训练次数、混淆矩阵识别准确率、训练时长 3 个评测指标进行网络性能的评测。其中，net1、net10、net19、net28 为基于 4 组传递函数组合搭配的最速梯度下降法的训练结果，其余 32 组为优化算法的训练结果。

表 5-5 36 组搭配的细分识别网络训练结果

Tab. 5-5 Training results of 36 groups of collocation subdivision recognition networks

训练编号	传递函数组合	训练函数	混淆矩阵细分识别准确率	训练时长	训练次数
net1	Tansig-Tansig	traingd	17.30%	3s	1000 次
net2		trainrp	25.10%	1s	72 次
net3		traincgf	80.70%	6s	1000 次
net4		traincgp	91.80%	6s	1000 次
net5		traincgb	92.50%	6s	1000 次
net6		trainscg	94.20%	5s	1000 次
net7		trainbfg	91.10%	106s	1000 次
net8		trainoss	85.60%	7s	1000 次
net9		trainlm	95.30%	102s	1000 次
net10	Logsig-Logsig	traingd	59.40%	3s	1000 次
net11		trainrp	60.30%	3s	214 次
net12		traincgf	85.50%	6s	1000 次
net13		traincgp	91.30%	6s	1000 次
net14		traincgb	94.10%	6s	1000 次
net15		trainscg	90.00%	5s	1000 次
net16		trainbfg	74.90%	172s	1000 次
net17		trainoss	80.50%	6s	1000 次
net18		trainlm	90.20%	204s	1000 次
net19	Tansig-Logsig	traingd	34.10%	2s	1000 次
net20		trainrp	35.10%	2s	68 次
net21		traincgf	73.30%	6s	1000 次
net22		traincgp	91.30%	6s	1000 次
net23		traincgb	90.10%	5s	861 次
net24		trainscg	91.10%	5s	1000 次
net25		trainbfg	73.10%	267s	1000 次
net26		trainoss	56.40%	6s	1000 次
net27		trainlm	95.90%	171s	1000 次
net28	Logsig-Tansig	traingd	25.10%	3s	1000 次
net29		trainrp	42.90%	2s	1000 次
net30		traincgf	95.10%	3s	1000 次
net31		traincgp	83.60%	5s	1000 次
net32		traincgb	93.30%	5s	1000 次
net33		trainscg	96.00%	4s	1000 次
net34		trainbfg	94.20%	402s	1000 次
net35		trainoss	89.90%	7s	1000 次
net36		trainlm	96.10%	246s	1000 次

5.6.1 基于训练次数的网络性能评估

基于4种传递函数组合的36种网络结构,只有基于训练函数为trainrp的net2、net11、net20三种网络结构训练次数均未达到1000次就终止训练,细分识别准确率较低,训练时长较短,构建的3个青年男性脚型细分识别网络结构不稳定。为便于观察,重新整理表5-5的训练函数为trainrp的训练结果为表5-6。

表 5-6 3 种传递函数组合下训练函数 trainrp 的训练结果

Tab. 5-6 Training results of the training function trainrp under four transfer function combinations

训练编号	传递函数组合	训练函数	混淆矩阵细分识别准确率	训练时长	训练次数
net2	Tansig-Tansig	trainrp	25.10%	1s	72 次
net11	Logsig-Logsig	trainrp	60.30%	3s	214 次
net20	Tansig-Logsig	trainrp	35.10%	2s	68 次

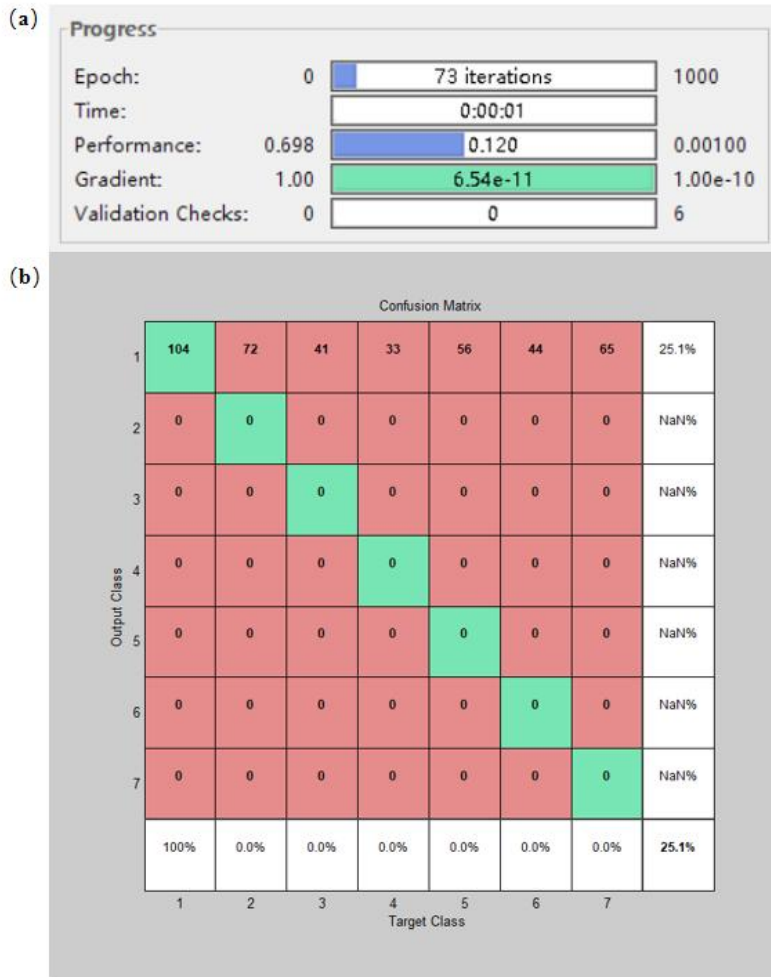


图 5-3 传递函数为 Tansig-Tansig 时 trainrp 训练函数训练结果可视化

Fig.5-3 Transfer function as Tansig-Tansig when trainrp training function 10th training result visualisation

图 5-3 为传递函数为 Tansig-Tansig 时 trainrp 训练函数训练的细分识别结果可视化。图 (a) 表示训练次数 (Epoch) 为 73 次, 训练时长 (time) 1s; 图 (b) 显示混淆矩阵识别准确率较低, 为 25.1%, 只有第 1 类全部识别, 第 2-7 类识别准确率为 0, 均未被正确识别。

5.6.2 基于混淆矩阵细分识别准确率的网络性能评估

将 36 组网络结构进行对比实验, 探究基于混淆矩阵细分识别准确率的网络性能的影响。为方便观察, 以训练算法为横轴, 36 组训练模型混淆矩阵的识别准确率为纵轴, 绘制折线散点图。为表述方便, 传递函数 Tansig-Tansig 简化为 T-T, 其余同理。其中, 训练函数 traingd 为最速梯度下降算法搭配不同传递函数的训练结果, 由于该训练算法具有收敛速度较慢的缺点, 所以其余 32 个训练模型采用的 8 种训练算法都是基于最速梯度下降算法的改良算法。同样通过混淆矩阵的准确率、训练时长进行对比, 评测不同的网络结构的性能。

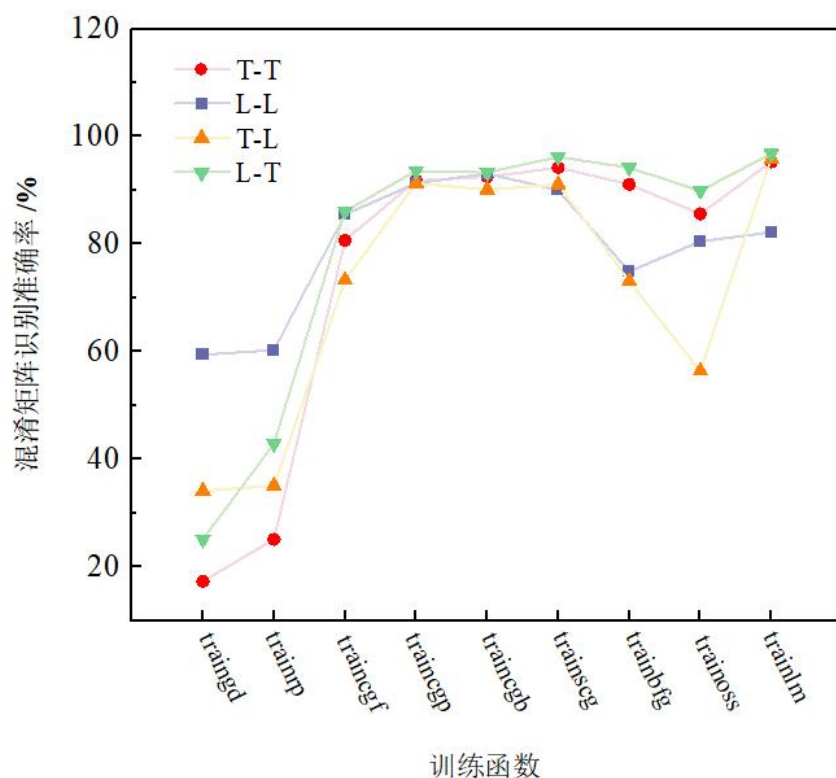


图 5-4 细分识别网络分类准确率性能对比图

Fig.5-4 Classification accuracy performance comparison diagram of subdivision recognition

mode network

分析图 5-4，得出以下结论：

(1) 从模型识别准确率的整体情况来看，基于 4 种传递函数组合，对比最速梯度下降法，即训练函数 `traingd`，无论是 `trainrp`、`traincgf` 训练函数还是 `traincgp` 训练函数，优化后的 8 种神经网络模型细分识别准确率均有明显提升。

(2) 传递函数为 `Logsig-Tansig` 组合时，`traincgf`、`traincgp`、`traincgb`、`trainscg`、`trainbfg`、`trainoss`、`trainlm` 混淆矩阵的分类准确率高于其他传递函数组合，即图 5-4 中绿色折线示意。

(3) 数据集混淆矩阵分类准确率大于 95% 的有 4 种组合搭配，即传递函数为 `Logsig-Tansig` 组合、训练函数为 `trainscg` 时，正确率为 96.1%；训练函数 `trainlm` 在除了传递函数 `Logsig-Logsig` 组合时分类准确率均大于 95%。表 5-5 对应网络训练编号为 `net9`、`net27`、`net33`、`net36`，4 种网络组合整理见表 5-7。

表 5-7 混淆矩阵分类准确率大于 95% 的 4 种网络组合

Tab. 5-7 Four network combinations with classification accuracy greater than 95% for confusion

matrix					
训练编号	传递函数组合	训练函数	混淆矩阵细分识别 准确率	训练时长	训练次数
net9	Tansig-Tansig	trainlm	95.30%	102s	1000 次
net27	Tansig-Logsig	trainlm	95.90%	171s	1000 次
net33	Logsig-Tansig	trainscg	96.00%	4s	1000 次
net36		trainlm	96.10%	246s	1000 次

图 5-5 为传递组合 `Tansig-Tansig` 与 `trainlm` 训练函数构建的细分识别网络训练结果的可视化示意图，图 (a) 表示训练次数 (Epoch) 为 1000 次，训练时长 (time) 134s；图 (b) 显示混淆矩阵识别准确率为 96.4%，第 1、5 类脚型全部准确识别；第 4 类脚型识别率最低为 90.9%，正确识别个数为 30。



图 5-5 传递函数为 Tansig-Tansig 时 trainlm 训练函数训练结果可视化

Fig.5-5 Visualization of trainlm training function training results when the transfer function is Tansig-Tansig

5.6.3 基于训练时长的网络性能评估

对混淆矩阵分类准确率大于 95% 的 4 种网络组合进行训练时长的评测，探究细分识别网络的快速收敛性能。

如表 5-7 所示, 3 种传递函数组合 trainlm 训练函数的训练时长均为 100s 以上。其中, 而传递函数组合为 Logsig-Tansig 时, trainscg 训练函数为 4s, 训练时远远少于其他 3 种网络结构组合模型, 证明该网络结构的快速收敛性能更优。

但 4 种网络结构的混淆矩阵细分识别准确率差别不大, trainscg 训练函数识别准确率为 96.1%, trainscg 训练函数细分识别准确率为 96.00%。

图 5-6 为传递函数组合为 Logsig-Tansig 与训练函数 trainscg 组合的细分识别网

络训练结果的可视化示意图，如图（a）所示，网络训练 1000 次终止训练，达到预设终止条件，训练时长为 6s；如图（b）所示，准确识别率为 95.9%。第 1、5 类脚型全部识别准确，第 3 类脚型识别率最低为 90.2%，正确识别个数为 37 个。



图 5-6 传递函数为 Logsig-Tansig 时 trainscg 训练函数训练结果可视化

Fig.5-6 The training results of trainscg training function are visualized when the transfer function is Logsig-Tansig

通过上述的对比和分析可以得出，18-25 周岁青年男性脚型细分识别网络最终确定最优网络结构为传递函数为 Logsig-Tansig 组合，训练函数为 trainscg 对应的算法为固定变化的变梯度算法。

5.7 本章小结

本章的主要内容是对青年男性脚型细分识别网络的实现与优化。具体内容如下：

(1) 使用最值法对导入的训练数据集进行归一化处理，避免因样本数量级差别大而造成网络识别误差较大。

(2) 设置训练次数、混淆矩阵的细分识别准确率、训练时长 3 个性能评测指标。对比训练次数，评测不同网络结构的稳定性能。基于混淆矩阵，可视化细分正确的数量以及比例，提高网络的可解释性。通过训练时长对比不同结构网络的快速收敛性能。

(3) 分析隐层节点数对于网络性能的影响，以 20 为递增单位，设置隐层节点为 20-120 个，对比训练时长以及混淆矩阵的细分识别准确率，最终确定隐层节点为 100 时，细分识别网络性能最优。

(4) 选取 4 种传递函数组合、最速梯度下降法以及 8 种优化算法搭建 36 种网络，对比不同结构网络的训练次数、细分识别准确率以及训练时长，最终确定最优网络结构为传递函数为 Logsig-Tansig 组合时训练函数为 `trainscg` 的固定变化的变梯度算法。该网络结构训练结果的混淆矩阵细分识别准确率均值为 96%，训练次数均值 1000 次，训练时长均值为 4s。

第 6 章 结论与展望

6.1 结论

本文的研究内容是基于三维测量数据的 18-25 周岁青年男性脚型的细分以及细分网络的搭建。具体结论如下：

（1）三维测量数据的采集与处理

使用三维激光脚型扫描仪收集了基于长度、宽度等 4 个维度、脚长、脚宽等 19 个脚部形态变量的 437 个样本记录。通过 19 个脚部形态变量数据实现对青年男性脚部描述和量化。并基于测量项目确定最低样本容量为 246 个，采集的样本数据集满足数理统计分析的要求。对样本记录进行空值以及异常值的筛选。基于距离法提取前 95% 的数据，构建的青年男性脚型数据集由 19 个变量对应的 415 个样本数据组成。

（2）基于 R 型因子分析的脚型特征变量的提取

基于实验目的对测量变量进行降维处理，通过 R 型因子分析挖掘脚型特征变量之间的相关性并提取出长度特征因子、宽度特征因子等 4 个因子，计算因子的权重比例，对比因子旋转载荷值，确定脚型细分变量为脚长、跖趾围长、足弓高度。通过碎石图对比分类数量为 2-15 类时的误差平方和，确定聚类数为 7。采用 K-means 算法最终将该群体脚型分为 7 类，即短瘦低足弓型、长中低足弓型、短瘦高足弓型、长胖低足弓型、短瘦中足弓型、长胖高足弓型、中胖高足弓型。

（3）基于 BP 神经网络方法的脚型细分识别模型构建

以第 4 章确定的 3 种细分变量以及 7 种细分结果批量导入 BP 神经网络，搭建框架为 $\{P_3 - H_n - T_7\}$ 的青年男性脚型细分识别网络。采用最值法将导入的数据进行归一化处理、消除量纲。设置训练次数、混淆矩阵的细分识别准确率、训练时长 3 种性能评测指标，方便最终的细分识别网络的性能对比。预备实验确定隐层节点数量为 100。基于 4 种传递函数以及 9 种训练算法搭建了 36 种网络结构，进行不同网络组合的性能评测。基于评测指标进行细分识别网络的性能评测，确定最优的结构为传递函数 Logsig-Tansig 组合时固定变化的变梯度算法。

6.2 展望

由于研究条件限制，实验被试来自安徽工程大学的男大学生，数据样本量较少，脚型的细分比例以及模型的整体效果可能存在一定局限。

数据处理方法上选择的 R 型因子分析、K-means 聚类分析及 BP 神经网络进行实验研究，没有更加深入对影响分类准确性、特征提取的合理性等问题的研究。

未来展望如下：基于实际情况，样本量的收集工作范围扩大，采集全国的 18-25 周岁的青年脚型数据，搭建并完善该群体的脚型数据库；脚型分类识别的模型与更多神经网络以及大数据技术结合，提高模型性能，以求实现更大样本量的脚型细分识别工作。今后将进一步拓展研究对象及脚型细分研究方法的对比效果，为企业设计和生产鞋类产品提供有价值数据参考。

参考文献

- [1] Ansuategui Echeita J, Hijmans JM, Smits S, Van der Woude LH, Postema K: Age-related differences in women's foot shape[J]. *Maturitas* 2016, 94: 64–69.
- [2] Krauss I, Grau S, Mauch M, Maiwald C, Horstmann T: Sex-related differences in foot shape[J]. *Ergonomics* 2008, 51(11): 1693–1709.
- [3] Shariff SM, Merican AF, Shariff AA: Foot morphological between ethnic groups[J]. In: *Anthropometry, Apparel Sizing and Design* 2019; 317–330.
- [4] Kumar DS, Gautham G, Sadiq M, Das BN, Krishna KMJ: Characteristics of Foot Dimensions of Children with Cerebral Palsy and Standardizing Orthosis Size - Through an Anthropometric Pilot Study[J]. *Anthropol* 2015, 20(3): 727–734.
- [5] O'Connor K, Bragdon G, Baumhauer JF: Sexual dimorphism of the foot and ankle[J]. *Orthop Clin North Am* 2006, 37(4): 569–574.
- [6] Mickle KJ, Munro BJ, Lord SR, Menz HB, Steele JR: Foot shape of older people: implications for shoe design[J]. *Footwear Sci* 2010, 2(3): 131–139.
- [7] Mihai A, Dragomir A, Drișcu M, Berijan G: Comparative Study on the Assessment of Anthropometric Parameters Defining the 3D Shape of Diabetic and Arthritic Foot[J]. *Revista de Pielarie Incaltaminte* 2009, 9(1): 23–31.
- [8] Jalali A, Azadinia F, Jalali M, Saeedi H, Shahabi S, Rajabi Moghadam A: Evaluating shoe fit in older adults using a 3D scanner: a cross-sectional observational study[J]. *Footwear Sci* 2020, 12(3): 161–171.
- [9] Menz HB, Bonanno DR: Footwear comfort: a systematic search and narrative synthesis of the literature[J]. *J Foot Ankle Res* 14 (2021): 1-11.
- [10] Menz HB, Morris ME: Footwear characteristics and foot problems in older people. *Gerontology*[J]. 2005, 51 (5): 346-351.
- [11] Witana CP, Feng J, Goonetilleke RS: Dimensional differences for evaluating the quality of footwear fit. *Ergonomics*[J]. 2004, 47 (12): 1301-1317.
- [12] Wang CS: An analysis and evaluation of fitness for shoe lasts and human feet[J]. *Comput Ind.* 2010, 61 (6): 532-540.
- [13] Au EY, Goonetilleke RS: A qualitative study on the comfort and fit of ladies' dress shoes[J]. *Appl Ergon.* 2007, 38 (6): 687-696.

- [14] Domjanic, J., Fieder, M., Seidler, H. et al. Geometric morphometric footprint analysis of young women[J]. J Foot Ankle Res 6 (2013): 1-8.
- [15] Mall, Nathan A., et al. "The reliability and reproducibility of foot type measurements using a mirrored foot photo box and digital photography compared to caliper measurements[J]." Journal of biomechanics 40.5 (2007): 1171-1176.
- [16] Zhao J, Xiong S, Bu Y, Goonetilleke RS: Computerized girth determination for custom footwear manufacture[J]. Comput Ind Eng. 2008, 54 (3): 359-373.
- [17] Yamashita, T., Yamashita, K., Sato, M. et al. Analysis of skeletal characteristics of flat feet using three-dimensional foot scanner and digital footprint[J]. BioMed Eng OnLine 21.1 (2022): 56.
- [18] 戴林. 基于 Kinect 的脚型测量系统的设计与实现[D].浙江工业大学,2019.
- [19] Lee,YC,Lin, G. & Wang, MJ.J. Comparing 3D foot scanning with conventional measurement methods[J]. J Foot Ankle Res 7, 44 (2014): 1-10.
- [20] Sarghie B, Mihai A, Costea M, Rezuş E: Comparative Anthropometric Study Regarding the Foot of Elderly Female Population[J]. In: Procedia Eng 2017; 2017: 182–186.
- [21] Zhang L, Kit-lun Y, Pui-ling L, Yip J, Sun-pui N: Foot deformation analysis with different load-bearing conditions to enhance diabetic footwear designs[J]. PLoS One 2022, 17(3)
- [22] Zhao XG, Tsujimoto T, Kim B, Katayama Y, Tanaka K: Characteristics of foot morphology and their relationship to gender, age, body mass index and bilateral asymmetry in Japanese adults[J]. J Back Musculoskelet Rehabil 2017, 30(3): 527 – 535.
- [23] Krauss I, Valiant G, Horstmann T, Grau S: Comparison of Female Foot Morphology and Last Design in Athletic FootwearAre Men's Lasts Appropriate for Women[J]? Res Sports Med 2010, 18(2): 140–156.
- [24] 刘呈宁. 孕妇脚型规律及足部力学特征的研究[D].陕西科技大学,2018.
- [25] 周捷,李健,马秋瑞.青年非竞技运动员脚型研究[J].丝绸,2021,58(02):59-65.
- [26] 张林杉,曹栖燊,孙晓虹等.藏族青少年脚型结构特点研究[J].中国皮革,2019,48(05):61-67.
- [27] 熊婷燕.主成分分析与 R 型因子分析的异同比较[J].统计与决策,2006(02):129-132.

- [28] 林海明,张文霖.主成分分析与因子分析的异同和 SPSS 软件——兼与刘玉玫、卢纹岱等同志商榷[J].统计研究,2005(03):65-69.
- [29] 王巧玲,乔非,蒋友好.基于聚合距离参数的改进 K-means 算法[J].计算机应用,2019,39(09):2586-2590.
- [30] 邓婕.基于主成分分析法的福建省各地市休闲农业发展力评价[J].台湾农业探索,2019(04):13-18.
- [31] 周刚,操晨润,李锐锋.基于改进 K-means 算法的源-荷匹配电网优化分区[J].电器与能效管理技术,2023(03):28-32.
- [32] 卢家伟,卢士达,刘思思,吴承荣.基于 Bert 和自适应聚类的在线日志解析方法[J].计算机科学:1-8.
- [33] 马天宝,龙俊文,刘玥.基于 BP 神经网络的水中双爆源爆炸冲击波峰值压力预测模型研究[J].北京理工大学学报,2024,44(03):260-269.
- [34] 李超文,尹瑞雪.基于 GA-BP 与 NSGA- II 的数控铣削参数优化研究[J].工具技术,2024,58(03):86-92.
- [35] 边宝丽.基于手势识别的幼儿游戏机器系统设计[J].自动化与仪器仪表,2024(03):171-174+179.
- [36] 佟明泽,李铮,魏星.基于 PLC 控制器的医院网络通信故障自适应监控系统[J].自动化技术与应用,2024,43(02):35-39.
- [37] 黄富幸,韩文花.基于 Voting 机制的 IMA-BP 不平衡数据分类算法[J].科学技术与工程,2023,23(27):11698-11705.
- [38] 于聪,汤凯波,李哲,等.基于 BP 神经网络与改进 DS 证据融合的 GIS 设备局放故障识别[J].电气工程学报,2023,18(04):361-369.
- [39] 江天明,郑国杰,王晴,等.面向投稿选刊的学术论文多标签分类研究[J].现代情报,2024,44(01):48-56+108.
- [40] 闫博,李国和,林仁杰.混合销售预测模型[J].计算机工程与设计,2015,36(03):814-818.
- [41] 袁科,许素安,富雅琼,等.基于 WOSA-BP 的车辆动态称重算法研究[J].传感技术学报,2024,37(01):50-57.
- [42] 张凯,齐恬婧,彭开香,等.故障检测中核参数优化方法性能评估[J].控制理论与应用,2019,36(09):1520-1527.

- [43] 张学鹏,张戎令,陈心亮,等.基于 GA-BP 神经网络长服役期内结构混凝土的强度演变预测[J].中南大学学报(自然科学版),2024,55(02):836-850.
- [44] 黄亚男.BP 神经网络预测模型在市政管网工程造价投资估算中的应用[J].建筑监督检测与造价,2022,15(01):54-61.
- [45] 朱显辉,于越,师楠,等.BP 神经网络的分层优化研究及其在风电功率预测中的应用[J].高压电器,2022,58(02):158-163+170.
- [46] 娄申.基于 BP 神经网络模型的教师评价研究[D].昆明理工大学,2007.
- [47] 李昭月.基于 X 射线实时成像系统图像处理与缺陷识别的研究[D].东北大学,2008.
- [48]]刘春艳,樊立萍.基于遗传优化的 RBF-BP 神经网络电液伺服阀故障诊断算法研究[J].沈阳化工大学学报,2015,29(01):49-53.
- [49] 崔震华. 基于神经网络的煤灰结渣特性的研究[D].华北电力大学（河北）,2008.
- [50] 张业,郭艳芹,米热阿依·米吉提.基于一维卷积神经网络的工业产业安全评价与预警研究[J].西华大学学报(哲学社会科学版),2021,40(01):101-112.
- [51] 王伟哲. 地震直接经济损失评估: BP 神经网络及其应用[D].西南财经大学,2013.
- [52] 孟祥印,徐启航,肖世德,等.基于数字图像相关方法的亚像素位移迭代算法性能[J].光学学报,2024,44(03):137-154.
- [53] 张小妞,王军,张春媛.东北女青年下身体型分类及数学模型建立[J].服装学报,2020,5(06):482-487.
- [54] 刘杰,周博文,田明,等.基于迁移学习和 TCN-BIGRU 的短期负荷预测[J].北京航空航天大学学报:1-12.
- [55] 曹传锋,侯俊霞,李圃.国家通用语语言态度量表的建构及实践——基于对新疆塔塔尔族和塔吉克族的调查[J].语言文字应用,2023(03):38-50.
- [56] 解坤,张俊芳.基于 KMO-Bartlett 典型风速选取的 PCA-WNN 短期风速预测[J].发电设备,2017,31(02):86-91.
- [57] 邸玉娜. 包容性发展的理论框架、测度与战略[D].南开大学,2015.
- [58] 孙田琳子,石福新,王子权,等.教育资源的建设、应用与反思[J].中国电化教育,2020(06):130-146.

- [59] 李杨,蓝茂蔚,赵国钦,等.基于 PCA-PSO-LSSVM 的电站锅炉效率预测模型研究[J].热力发电,2021,50(12):43-50.
- [60] 弓太生,费锐,赖军,等.浅析脚型与成鞋合脚性的研究[J].西部皮革,2010,32(10):32-35.
- [61] LIN C R, CHEN M S. Combining partitional and hierarchical algorithms for robust and efficient data clustering with cohesion selfmerging[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005,17(2): 145-159.
- [62] 柳小桐.BP 神经网络输入层数据归一化研究[J].机械工程与自动化,2010,(03):122-123+126.
- [63] 李培生,徐乔,马翔,等.基于 BP 神经网络的水处理污泥发热量预测[J].武汉大学学报(工学版),2008(04):81-85.
- [64] 郑海颖,王峰,姜维,等.神经网络训练策略对高分辨率遥感图像场景分类性能影响的评估[J].电子学报,2021,49(08):1599-1614.
- [65] 覃玉冰,邓春林,杨柳,等.基于决策树的网络舆情类型识别模型研究[J].智能计算机与应用,2018,8(06):27-32.
- [66] 张秋各.基于人一车一路一货动态风险源的货运安全监测及评价方法研究[D].东南大学,2017.

攻读学位期间发表的论文目录

- [1] 薄泽明,何一凡,杨祥斌,等.基于三维扫描的男大学生脚型参数提取与分类[J].服装学报,2024,9(02):121-126.
- [2] 《基于 AIGC 的跨域混合图案创新设计研究-以黄梅挑花为例》[J].服装设计师,待安排刊期（本人第三，导师第二）

致 谢

时间飞逝，转眼间硕士研究生生活即将结束。在这段时光里，我不仅学习到了宝贵的知识和技能，更感受到了来自各方的关怀与支持。借此，向给予过我帮助和支持的导师、朋友们表达最诚挚的谢意。

感谢指导老师袁惠芬老师和王旭老师。袁惠芬老师学识渊博、治学严谨，给予我无微不至的指导和关怀，让我受益匪浅。王旭老师以其丰富的实践经验，为我的研究提供了宝贵的建议和指导。

感谢我的实验室家人们何一凡、杨祥斌、金维娟以及全世界最好的舍友卜凡同学，无论学术研究还是日常生活，你们总是无私地提供帮助和支持。正是你们的陪伴、支持和帮助，让我的研究生生活变得丰富多彩，充满欢笑、温暖与成长。遇见你们，深感幸运。

感谢姬佳昌、陈波、卢港飞、多俊杰（排名不分先后），谢谢你们的无私地帮助与鼓励，这是我收到最温暖、最珍贵的礼物。很多朋友虽然素未谋面，但美好可以穿越时空，希望你们被这个世界深深爱着。

感谢所有给予我关心和支持的人们，谢谢你们出现在我的生命里。愿我们在未来的日子里，活出最好版本的自己。