

北京航空航天大学学报

Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics

ISSN 1001-5965, CN 11-2625/V

《北京航空航天大学学报》网络首发论文

题目: 结合颅骨形态特征与神经网络的民族判别
作者: 孙慧杰, 赵俊莉, 郑鑫, 热孜万古丽·夏米西丁, 李奕, 周明全
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0446
收稿日期: 2020-08-24
网络首发日期: 2020-10-10
引用格式: 孙慧杰, 赵俊莉, 郑鑫, 热孜万古丽·夏米西丁, 李奕, 周明全. 结合颅骨形态特征与神经网络的民族判别. 北京航空航天大学学报.
<https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0446>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

结合颅骨形态特征与神经网络的民族判别

孙慧杰¹, 赵俊莉^{1✉}, 郑鑫¹, 热孜万古丽·夏米西丁², 李奕¹, 周明全³

(1. 青岛大学 数据科学与软件工程学院, 青岛 266071; 2. 新疆师范大学 计算机科学技术学院, 乌鲁木齐 830054;
3. 教育部虚拟现实应用工程研究中心 北京师范大学, 北京 100875)

*通信作者 E-mail: zhaojl@yeah.net

摘要 中国是多民族国家, 通过计算机实现颅骨民族判别对于颅骨身份认证具有重要作用, 对法医人类学的发展及探索民族发展历程有着重要意义。首先根据颅骨形态学相关研究, 提取 36 项维吾尔族和汉族颅骨数据的几何特征, 然后采用反向传播神经网络 (BPNN) 对特征向量进行民族判别, 并通过 Adam 算法对网络进行优化, 避免陷入局部最优值, 添加正则化项保证算法稳定性。分别采用两种网络结构进行对比实验, 输入层、隐藏层和输出层的神经元个数分别为 36、6、2 和 36、12、2, 并设置不同初始学习率进行对比实验, 结果表明, 隐藏层神经元个数为 12、学习率为 0.0001 时, 分类精度最高, 测试阶段准确率最高为 97.5%。为了验证本文方法的普适性, 生成 116 个国外颅骨数据进行实验, 测试阶段准确率为 90.96%。相比较于 SVM、决策树、KNN、Fisher 等机器学习方法, 本文方法学习能力更强且分类精度有明显提升。

关键词 颅骨形态特征; 反向传播神经网络; 颅骨民族判别; 机器学习; Adam 算法

中图分类号 TP183

文献标志码 A

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0446

Skull ethnic identification by combining features of skull morphology with neural network

SUN Huijie¹, ZHAO Junli^{1✉}, ZHENG Xin¹, REZIWANGULI Xiamixiding², LI Yi¹, ZHOU Mingquan³

(1. School of Data Science and Software Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China; 2. Department of Computer Science and Technology, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China; 3. Virtual Reality Research Center of Ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract China is a multi-ethnic country. It is of great significance for the skull identification to promote the development of forensic anthropology and exploration of national development to realize the skull ethnic identification through computers. Firstly, according to the skull morphology studies, 36 Uighur and Han geometric features of the skull data are extracted, and the back-propagation neural network (BPNN) of feature vectors is used for ethnic identification. In order to optimize the network, Adam algorithm is adopted for avoiding to fall into local minimum, and to ensure the stability of the algorithm with regularization terms. Two network structures were used for comparative experiments. The number of neurons in the input layer, hidden layer and output layer were 36, 6, 2 and 36, 12, 2, respectively, and different initial learning rates are being set for comparative experiments. The results show that when the number of hidden layer neurons is 12 and the learning rate is 0.0001, the classification accuracy is the highest. And the accuracy rate in the testing stage is 97.5. In order to verify the universality of the method in this paper, 116 foreign skull data were generated for experiments, and the accuracy rate of the test stage was 90.96%. Compared with SVM and other machines learning methods, our method is stronger and classification accuracy has been significantly improved.

Key words features of skull morphology; back-propagation neural network; skull ethnic identification; machine learning; Adam algorithm

收稿日期: 2020-08-24

基金项目: 国家自然科学基金 (基金号 No.61702293); 全国统计科学研究项目 (2020355); 教育部虚拟现实应用工程研究中心基金项目 (MEOBNUEVRA201601); 中国博士后科学基金项目 (2017M622137); 山东省重点研发计划重大科技创新工程 (No.2019JZZY020101)

作者简介: 孙慧杰,女,硕士研究生。主要研究方向: 计算机图形学。赵俊莉,女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向: 计算机图形学、计算机视觉、虚拟现实。

网络首发时间: 2020-10-10 17:47:35 网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20201010.1540.002.html>

我国是一个多民族国家,不同的民族具有独特民族文化和风俗,由于生存环境、遗传等因素使得各族相貌特征也存在一定的差异。颅骨是法医人类学、考古学、面貌复原等领域的重要研究对象,由于颅骨本身骨质坚硬、不易受损的特性,可以更好的保存特征,从而通过颅骨识别性别、种族或者民族逐渐成为当前研究热点。在法医人类学领域,许多刑事案件中尸体受损严重,很难确认身份,通过颅骨判别其所属民族可以帮助识别死者身份,加快案件侦破过程。在考古学领域,颅骨是重要的出土文物,颅骨的民族判别有助于了解历史发展进程,挖掘民族文化背景。

国内的人类学家在关于不同民族特征方面已有许多研究,20世纪80年代,张振标提出对藏族^[1]、广西壮族^[2]、海南黎族体质特征^[3]的研究,90年代,艾琼华、郑连斌等分别对维吾尔族体质^[4]及宁夏回族体质^[5]进行研究。近些年,关于不同地区汉族体质特征的研究^[6-9]也逐渐增多。根据相关研究比较发现,少数民族与汉族面部差异较大,在鼻子、眼睛部位差异显著^[10]。

目前针对民族判别问题的研究主要集中在二维人脸图像上,李志洁等^[11]利用C5.0算法对藏族、维吾尔族、壮族三个民族图像的几何特征进行民族判别,平均准确率达到90.95%。由于颅骨相较于二维人脸图像更为复杂,且更难获取,使得国内外对于不同民族(同一人种)的颅骨数据及分类问题相关研究甚少。本文对采集的汉族和维吾尔族三维颅骨形态特征进行研究,提出结合颅骨几何形态特征与神经网络的方法进行民族判别,论文的主要贡献与创新点在于:

(1)在分析不同民族颅骨特征差异的基础上,提出了颅骨边界环状信息的特征表示方法,选取36维的特征向量作为颅骨民族分类特征;

(2)提出将颅骨边界环状信息作为输入,采用反向传播神经网络(BPNN)的方法对颅骨进行民族判别,并对网络进行优化;

(3)在400套颅骨数据集上采用两种不同的网络结构进行了实验,并与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、KNN(K-Nearest Neighbor)、决策树、Fisher判别等分类方法进行对比实验,评估本文方法的性能。并生成116套国外颅骨数据,同汉族、新疆数据进行三分类实验,验证了本文方法的普适性。

1 相关工作

颅骨的民族判别问题与颅骨的性别鉴定、种族判别具有一定的相似性,因此可以借鉴相关的研究。传统的性别、种族判别方法主要采用观察法,根据经验知识主观识别,或者提取颅骨特征,通过建立多元判别方程半自动进行分类。周文莲和吴新智^[12]对比中国人和欧洲人颅骨发现犬齿窝、梨状孔上外侧部骨表面膨隆更容易出现在现代欧洲人头骨,而颧骨缘突的出现率几乎相同。Weinberg等^[13]对70例8个月左右的黑种人和白种人胎儿颅骨种族差异研究发现白种人胎儿的枕骨下部窄于黑种人胎儿,且犁骨较长、前鼻棘突出、鼻骨下骨嵴粗壮、颞鳞边缘呈半圆形。文献[14-17]通过提取不同的特征变量建立判别方程分别进行种族判别,种族判别准确率都在80%以上,其中Yasar和Steyn^[15]对非洲南部的黑种人和白种人建立的判别方程平均准确率最高达到了96.8%。文献[18-24]采用判别分析的方法对不同的颅骨特征进行性别判别。2016年,刘玉勇^[18]对包括鼻宽、乳突间宽等12项特征指标建立判别方程,性别判别识别率可达95%。

近年来,随着计算机技术的快速发展,统计学理论与计算机技术结合越来越密切,机器学习、深度学习的方法开始被广泛应用在分类问题当中,观察测量提取特征也逐渐发展为根据统计学算法由计算机自动提取特征,使得颅骨性别、种族识别问题趋于自动化。在性别识别问题中,Luo^[25]和杨稳^[26]分别利用主成分分析(PCA)建立统计形状模型获得的颅骨特征向量进行颅骨性别鉴定,识别率均在90%以上。Luo^[27]则是采用稀疏主成分分析(SPCA)的方法提取颅骨特征找到4个最优区域最终对性别识别率可达97%左右。杨稳等^[28]将卷积神经网络和最小二乘法相结合进行颅骨性别鉴定,平均正确率可达94.4%。2019年,Yang等^[29]将测量得到的颅矢状弧、颅矢状弦、顶矢状弧、顶矢状弦、枕矢状弧、枕矢状弦六个颅骨特征作为神经网络的输入进行性别鉴定实验,实验测试的准确率达到96.764%。在种族识别问题中,Joseph等^[30]根据随机森林算法对多特征进行种族识别,平均准确率为

89.6%。Casper 等^[31]采用与 Luo^[25]同样的特征向量进行种族识别，平均准确率为 79%。相较于传统的分类方法，机器学习、深度学习的方法对于噪声鲁棒性强，泛化能力更好，且无需严格的前提假设条件，操作相对简单快捷，更具有应用价值，因而本文将深度学习的方法用于对颅骨民族分类问题进行研究。

2 方 法

由于颅骨的特殊性，颅骨数据集获取困难，且颅骨数据模型为三维网格数据，模型复杂，包含 41049 个点，其中包含大量冗余数据，直接将整个模型送入神经网络进行训练计算量庞大，需要大量训练时间且神经网络模型设计也非常复杂。因而本文首先根据先验知识提取颅骨几何特征，将高维颅骨数据转化为低维特征向量，再利用改进的反向传播神经网络（Back Propagation Neural Network，BPNN）方法进行颅骨民族判别。所提方法可以在充分利用颅骨先验知识的基础上，降低计算量，减少训练时间，提高判别速度。论文整体流程如图 1 所示。

2.1 颅骨数据获取与预处理

本文所使用的实验数据包括 400 例无病理颅骨 CT 原始数据，其中 200 名汉族头部 CT 数据来自北京师范大学虚拟现实应用教育部工程研究中心的颅面 CT 数据库；200 名维吾尔族头部 CT 数据来自新疆托克逊县人民医院的放射中心采集的颅面 CT 数据，所采集的 CT 图像分辨率均为 512×512，颜色深度同为 16 位。首先，对采集的 CT 数据提取颅骨轮廓边界^[32]，然后利用 Marching Cube 算法^[33]进行三维模型重建得到三维颅骨和面貌模型，为避免姿态、大小、坐标系的影响，将所有样本模型调整到同一的法兰克福坐标系下并进行归一化^[34]，再此基础上，使用非刚性的数据配准方法进行配准^[35]，配准后每个颅骨模型，均有 41059 个点。

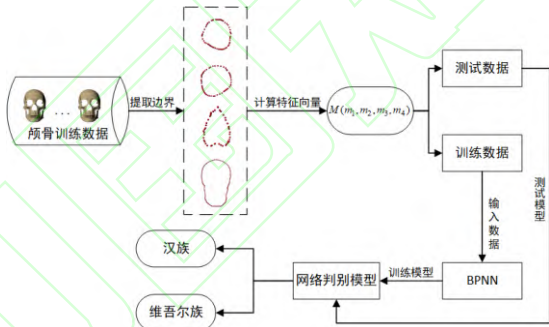


图 1 颅骨民族鉴定流程图
Fig.1 Pipeline of skull ethnic identification

2.2 颅骨形态几何特征提取

针对颅骨数据获取困难、数据较少的问题，本文结合形态学研究，提取颅骨的形态几何特征，作为深度学习的输入数据，可以充分利用颅骨民族差异的先验知识，克服数据不足的问题，提高判别的准确率。

2.2.1 颅骨形态特征分析

根据形态学家研究发现^[4]，维吾尔族人作为少数民族与汉族人在面部及头部形态上有着明显差异，具体差异如表 1 所示。

表 1 维吾尔族与汉族面部及头部主要形态差异
Table 1 The main morphological differences of face and head between Uygur and Han

主要特征	维吾尔族	汉族
眼睛	眼裂开度中等，内外平行，眼为楔形结构；	眼裂开度中等，倾斜程度水平；
鼻子	鼻根中等偏高，鼻尖大多向前，鼻长明显长于其他民族，属狭鼻型；	鼻根中等，鼻基部水平，属中鼻型；
肤色	肤色呈黄、白或棕褐；	黄色居多；
头型	特圆头型和超圆头型；	特圆头型和圆头型；

通过表 1 可以发现维吾尔族与汉族面貌形态差异主要集中在鼻子及眼睛、整体头部轮廓部位，由于人类面貌形态与颅骨是密切相关的，因此本文选用颅骨样本整体颅骨头部轮廓、鼻子、左眼及右眼的边界信息作为颅骨形态几何特征。

2.2.2 颅骨几何特征提取与表示

依据颅骨形态特征，我们在经过配准和预处理后的颅骨模型上，提取数据样本中颅骨头部轮廓、鼻子、左眼及右眼边界中 x, y, z 三个轴向的最大值、最小值及最大值与最小值间的差值共 36 个特征进行维吾尔族和汉族的民族分类研究。

首先提取颅骨轮廓、鼻子、左眼及右眼的边界信息。由于颅骨模型采用三角网格表示，边界只在一个三角形中，因此可以通过统计边在三角面片中出现的次数提取出边界，具体计算每个颅骨环状边界信息的算法如表 2 所示。

表 2 颅骨环状边界信息提取算法
Table 2 Skull ring boundary extraction algorithm

输入：颅骨样本三角网格数据	
输出：颅骨 k 个环状边界 $D(d_1, d_2, \dots, d_k)$	
FOR $i=1$ to x do	
计算颅骨样本中每条边 b 在三角面中出现的次数 j ;	
IF $j=1$ b 为边界边;	
ELSE b 不是边界边;	
所有边界边存入矩阵 S ;	
END	
将所有边界边划分到 k 个环状边界信息中	
FOR $i=1$ to k do	
WHILE $S \neq \emptyset$ do	
将矩阵 S 中第一条边作为环状边界 d_i 的起始边 l_i ; 基于起始边 l_i 找到 d_i 中所有的边;	
更新 S : $S = S - (S - d_i)$;	
END	
END	

将颅骨轮廓、鼻子和眼睛的边界信息可视化后如图 2、图 3 所示：

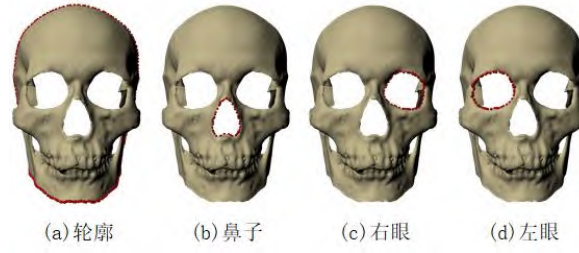


图 2 颅骨轮廓、鼻子及眼睛环状边界信息
Fig.2 Skull contour, nose and eye ring boundary information

不同民族颅骨轮廓、眼睛、鼻子大小形状具有差异性，因此接下来分别计算边界信息中表示大小与形状的信息：包括 x , y , z 三个轴向的最大值、最小值及最大值与最小值间的差值。假设边界向量 B 由 n 个点组成，即：

$$B = \{(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2), \dots, (x_n, y_n, z_n)\} \quad (1)$$



图 3 颅骨边界特征示意图
Fig.3 Skull boundary feature

遍历边界中所有的点，得到三个轴向上的最大值和最小值，即：

$$\begin{cases} x_{\max} = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ y_{\max} = \max(y_1, y_2, \dots, y_n) \\ z_{\max} = \max(z_1, z_2, \dots, z_n) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_{\min} = \min(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ y_{\min} = \min(y_1, y_2, \dots, y_n) \\ z_{\min} = \min(z_1, z_2, \dots, z_n) \end{cases} \quad (3)$$

从而可计算出每个轴向上最大值和最小值间的差值：

$$\begin{cases} d_x = x_{\max} - x_{\min} \\ d_y = y_{\max} - y_{\min} \\ d_z = z_{\max} - z_{\min} \end{cases} \quad (4)$$

综上，通过每个颅骨样本的颅骨轮廓、鼻子及双眼的边界信息可计算得到特征向量 $M(m_1, m_2, m_3, m_4)$ ，其中 $m_i = (x_{\max}, x_{\min}, y_{\max}, y_{\min}, z_{\max}, z_{\min}, d_x, d_y, d_z), (i = 1, 2, 3, 4)$ ，将特征向量 M ，共 36 个特征作为 BPNN 的输入进行民族分类。

2.3 基于改进的反向传播神经网络的颅骨民族判别

反向传播神经网络 (BPNN, Back Propagation Neural Network) 是最基础的神经网络，其通过前向传播输出结果，反向传播误差的方式进行学习^[36]，不断调整网络的权值和阈值，从而最小化误差，使网络尽可能输出正确的预测结果。

2.3.1 网络结构

BPNN 通常包含输入层、隐含层、输出层三层结构，输入层神经元个数通常与输入特征向量维数相同。根据算法提取的每个颅骨训练样本的几何特征向量 M 为 36 维，则设置输入层 i 神经元个数为

36, 为进行对比试验, 隐藏层 h 神经元个数为 6 和 12, 由于输出结果为二分类, 即汉族和维吾尔族, 所以输出层 o 设置为 2 个神经元。因此本文采用[36:6:2]和[36:12:2]两种结构进行实验, 网络结构示意图如图 4 所示。

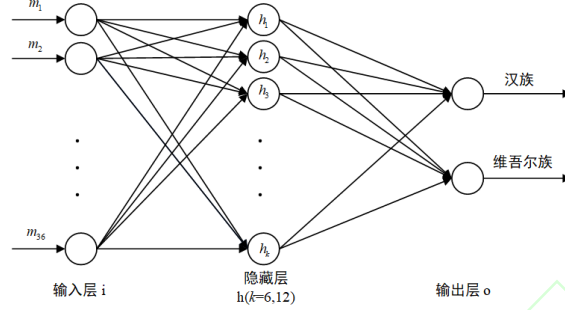


图 4 BPNN 网络结构图
Fig.4 BPNN Network structure diagram

2.3.2 激活函数

为减轻在反向传播过程中梯度消失的现象, 加快收敛速度, 提高神经网络的稀疏表达能力, 隐藏层激活函数选用 Relu 函数, 其表达式如下:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (5)$$

以隐藏层神经元个数为 6 的网络为例, 根据前向传递算法, 特征向量 M 通过输入层传递到隐藏层, 在隐藏层进行加权求和, 然后采用激活函数进行非线性化从而得到隐藏层的输出:

$$v_h = f\left(\sum_{i=1}^{36} w_{ih} x_i\right) \quad (6)$$

式中: w_{ih} 为输入层和隐藏层间的权重值, x_i 为输入特征数值。为了便于分类, 输出层激活函数采用 Sigmoid 函数, Sigmoid 函数可以将输出层的输出限制到 (0, 1) 之间:

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (7)$$

最终得到训练样本属于汉族和维吾尔族两类的概率, 即:

$$v_o = \sigma\left(\sum_{j=1}^6 w_{ho} v_j\right) \quad (8)$$

式中: w_{ho} 为隐藏层与输出层间的权重值, v_j 为隐藏层的输出, $v_o \in (0, 1)$ 。

2.3.3 损失函数

交叉熵损失函数在参数更新的过程中不依赖于激活函数的偏导, 当输出层激活函数为 Sigmoid 函数时, 相较于均方误差损失函数可持续保持较快的收敛速度, 因此采用交叉熵损失函数, 其表达式如下:

$$C_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[-y_i \log p_i + (1 - y_i) \log (1 - p_i) \right] \quad (9)$$

式中: N 为样本个数, y_i 为原本样本标签值, 汉族为 1, 维吾尔族为 0, p_i 为预测样本 i 为汉族的概率。在反向传播过程中, 假设更新步数为 t , 则权重更新过程如下:

$$\Delta w_{ho} = \frac{\partial C_0}{\partial w_{ho}} = \frac{1}{N} \left[-\frac{y_i}{p_i} + \frac{1 - y_i}{1 - p_i} \right] \cdot \frac{\partial \sigma(z)}{\partial w_{ho}} \quad (10)$$

$$\Delta w_{ho} = \frac{1}{N} \left[\sigma(z) - y_i \right] \cdot v_h \quad (11)$$

$$w_{ho}(t+1) = w_{ho(t)} + \Delta w_{ho} \quad (12)$$

2.3.4 Adam 优化算法

标准的 BP 神经网络所采用的随机梯度下降算法过度依赖于当前批次的训练数据, 导致权重更新不稳定, 收敛速度慢且容易陷入局部最优值, 本文采用 Adam (Adaptive Moment Estimation) 算法^[37]对网络进行优化。Adam 是一种自适应优化算法, 它将带动量的梯度下降法与 RMSprop(Root Mean Square prop)算法结合加速梯度下降。假设 t 时刻, 目标函数 C_0 对参数 θ 的导数为 g_t , 通过计算梯度的一阶矩的估计 $m_t = E(g_t)$ 和二阶矩的估计 $v_t = E(g_t^2)$, 对 m_t 及 v_t 矫正: $\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$, $\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}$, 式中: β_1 、 β_2 分别为一阶矩衰减系数和二阶矩衰减系数, 所以:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \hat{m}_t \quad (13)$$

式中: η 为学习率, ε 为极小常数项, 用于维持数值稳定。从而为不同的参数设计独立的自适应性学习率, 实现更高效的训练。

2.3.5 加入正则化项 L2

在训练数据较少、特征较多且差异不大的情况下, 训练过程中容易产生过拟合的问题, 为了避免这个问题, 提高网络模型泛化能力, 本文通过对代价函数增加 L2 正则化项, 增大训练误差而减小测试误差, 从而提高对测试集的预测准确率。在增加 L2 正则项后, 网络的目标函数变为:

$$\min : C_0 + \lambda \|w\|_2^2 \quad (14)$$

式中: C_0 为交叉熵损失函数, λ 为正则系数, w 为权重向量, $\|w\|_2$ 为所有权重值平方和的平方根^[29]。

3 实验结果与分析

本文首先对 400 例颅骨模型进行汉族和维吾尔族分类实验, 其中 200 个维吾尔族, 200 个汉族, 并将其随机划分, 70% 为训练集, 30% 为测试集。提取颅骨头部轮廓、鼻子、眼睛共 36 维特征向量作为输入, 分别采用 [36:6:2] 和 [36:12:2] 两种网络结构进行实验分析, 隐藏层激活函数采用 Relu 函数, 输出层激活函数采用 Sigmoid 函数, 损失函数选用交叉熵损失。同时为了验证本文方法的普适性, 新生成 116 个国外颅骨数据进行分类实验。

3.1 不同初始学习率下的实验结果与分析

在网络模型的训练过程中, 网络参数的设置尤为重要, 它直接影响网络模型效果的好坏, 因此本文对比了不同初始学习率下训练过程中两种网络结构损失的变化情况。分别设置初始学习率为 0.01, 0.001, 0.0001, 迭代次数为 100, 对训练集训练, 图 5、图 6 分别显示了在三个不同学习率下迭代 100 次内两种网络结构训练损失的变化。

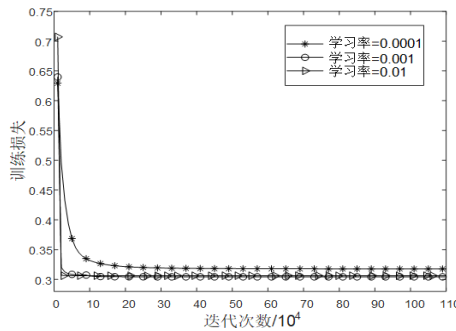


图 5 网络结构[36:6:2]不同学习率的训练损失变化
Fig.5 Training loss change of network structure [36:6:2] under different learning rate

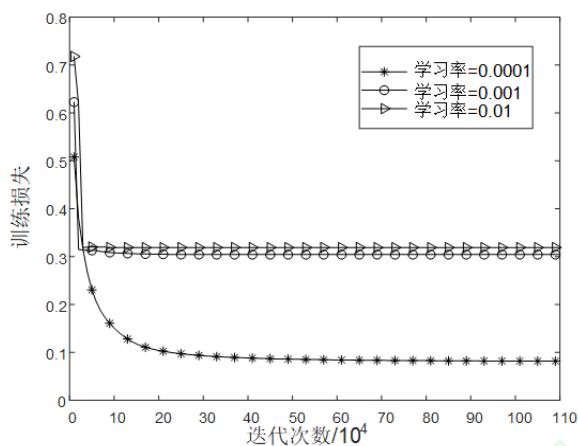


图 6 网络结构[36:12:2]不同学习率的训练损失变化

Fig.6 Training loss change of network structure [36:12:2] under different learning rate

从图 5、6 中可知,不同的学习率导致网络收敛速度不同。整体来看当迭代次数为 50 时,训练损失已下降到很小的值,趋于平稳,说明模型已基本达到稳定状态。

3.2 不同网络结构下的实验结果与分析

网络结构的不同会对分类结果造成一定的影响,因此选择合适的网络结构是实验过程中非常重要的任务。图 7 为当初始学习率为 0.0001 时, [36:6:2]和[36:12:2]两种结构在训练阶段的平均准确率。

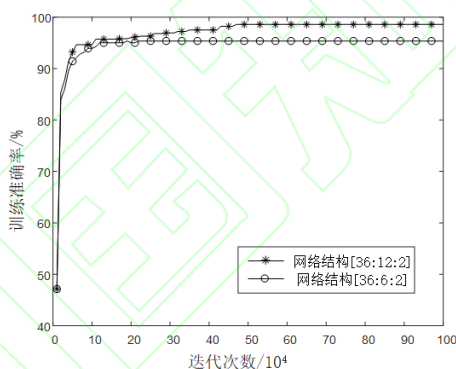


图 7 学习率为 0.0001 时两种网络结构的训练准确率

Fig.7 The training accuracy of the two network structures when the learning rate is 0.0001

由图 7 可以看出,当初始学习率为 0.0001 时,网络结构[36:12:2]在训练阶段分类结果优于[36:6:2]。由此证明了网络结构在实验过程中的重要性。最后,表 3 列出了不同参数设置及网络结构在测试阶段的平均准确率。

表 3 不同网络结构及参数下的测试准确率

Table 3 Test accuracy rate under different network structures and parameters

网络结构	[36:6:2]			[36:12:2]		
学习率	0.01	0.001	0.0001	0.01	0.001	0.0001
迭代次数 /10 ³	100	100	100	100	100	100
平均准确率/%	95	94.16	92.5	93.3	94	97.5

可以看出当初始学习率取 0.0001,网络结构为[36:12:2]时分类效果最好,准确率达到 97.5%。因而后面的实验均采用这些参数和网络结构进行实验分析。

3.3 不同分类方法分析比较

为了比较本文所提出的改进的 BPNN 传播网络的性能，将网络结构为[36:12:2]、初始学习率为 0.0001 时的实验结果与采用相同的数据进行实验的 SVM、KNN、决策树、Fisher 判别四种方法的结果进行了对比。SVM 的核函数选用径向基核函数，KNN 的 K 值设为 3，最终各类方法的平均民族识别率如表 4 所示。

表 4 不同分类方法的识别率
Table 4 Recognition rate of different classification methods

实验方法	平均识别率
SVM	77.5%
KNN	84.1%
Fisher	57.5%
决策树	91.6%
本文	97.5%

从表 4 中可以看出，本文采用的方法准确率明显高于传统的线性判别分析方法，相较于其他机器学习的方也有一定提升。

为进一步评估不同分类器的性能，图 8 显示了各个分类器的 ROC(Receiver Characteristic Operator)曲线。由图 8 可以看出在使用相同实验数据进行实验时，本文采用的颅骨形态几何特征与神经网络结合的方法的分类性能优于其他分类方法，说明神经网络的方法对于颅骨这种复杂数据具有更好的鲁棒性，能够取得良好的实验结果。

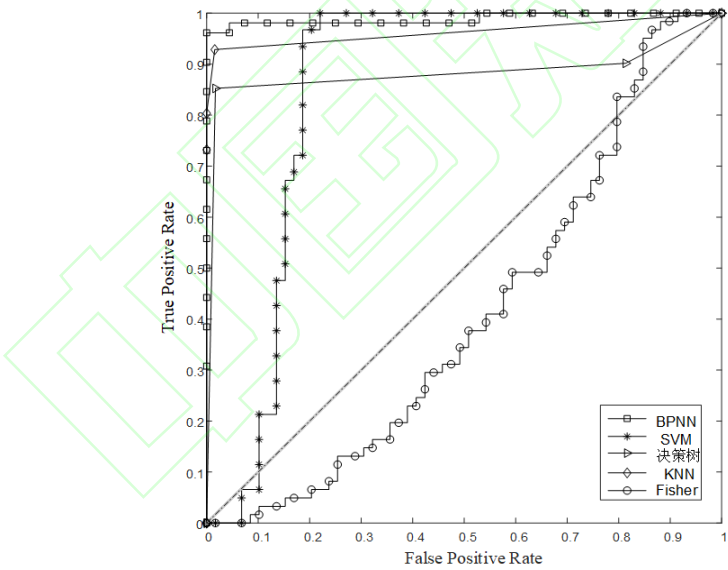


图 8 五种类分方法的 ROC 曲线
Fig.8 ROC curve of five classification methods

3.4 扩展应用到新生成的国外颅骨数据

为了验证本文方法具有一定的普适性，新生成 116 例国外颅骨进行实验。116 例颅骨是采用 PCA 颅骨复原的方法^[38-40]对来自 Texas 3D Face Recognition Database 数据集^[41]中的人脸深度图复原所得，该数据集包含使用立体相机获取的成年人的 人脸深度图及人脸图像，本文选取了 116 张表情中性、姿势标准的 116 张人脸深度图进行颅骨复原。首先将已有颅骨对应的三维人脸模型转化为深度图，然后用三维颅骨模型和对应人脸深度图数据作为训练样本，用国外的 116 张人脸深度图作为测试数据，利用 PCA 复原出对应颅骨三维模型。最终得到 116 例与汉族及新疆数据点数一致、姿态统一的完整颅

骨模型。

在此部分对共 516 例颅骨模型提取 36 维颅骨边界特征向量送入 BPNN 神经网络进行分类实验，其中 361 例作为训练集，155 例作为测试集，由于最后输出结果分为三类，因此采用[36:12:3]的网络结构，输出层包含三个神经元，初始学习率设置为 0.0001。在迭代 100 次后，其混淆矩阵如表 5 所示：

表 5 汉族、新疆和国外颅骨分类的混淆矩阵
Table 5 Confusion matrix of Han, Uighur and foreign skull ethnic identification

	汉族	新疆	国外
汉族	100%	0%	0%
新疆	13.3%	85%	1.7%
国外	14.9%	0%	85.71%

由混淆矩阵可以看出，模型对于汉族颅骨数据的识别率较高，新疆和国外颅骨数据的识别难度较大。模型在测试集上的平均准确率为 90.96%，说明将颅骨形态几何特征与神经网络结合的方法可以较好的对复杂的颅骨数据进行民族分类，且对于不同民族及种族数据具有一定的普适性。

4 结论

1) 本文提出了基于改进的 BPNN 进行民族判别的方法，选取了维吾尔族和汉族人面貌差异较大的颅骨整体轮廓、眼睛、鼻子部位的信息作为主要特征，采用反向传播神经网络的方法进行判别，平均准确率最高达到 97.5%。

2) 传统观察方法过于依赖专家经验，使得识别结果不够可靠具有一定主观性，而线性分类方法在选取颅骨特征时要求严格，过程复杂，泛化能力不强。深度学习的方法对于噪声的鲁棒性强，针对结构复杂的颅骨数据可以更好的学习特征，其模型泛化能力也优于其他分类方法，因而在增加国外颅骨数据后，本文采用的结合颅骨几何特征与神经网络的颅骨民族判别方法仍取得了良好的效果。

3) 网络参数设置及网络结构的调整是深度学习程中的重要任务，对学习特征和最终实验结果都有着很大影响，而往往这一任务非常复杂繁琐。神经网络架构搜索（NAS,Neural Architecture Search）通过定义搜索空间，根据搜索策略评估得到最优网络结构，从而大大减少人工构建网络的工作量。因此在未来的工作中，我们会继续对深度学习方法进行更深层次的探究，尝试使用 NAS 的方式自动构建网络，更快速高效的找到最优网络结构，从而提高识别率，形成更完善、更具有应用意义的自动化识别方法。

参考文献（References）

[1] 张振标. 藏族的体质特征[J]. 人类学学报, 1985, (3): 250-258. ZHANG Z B. The physical characters of Zang (Tibetan) nationality[J]. Acta Anthropologica Sinica, 1985, (3): 250-258 (in Chinese) .

[2] 张振标, 张建军. 广西壮族体质特征[J]. 人类学学报, 1983, (3): 260-271. ZHANG Z B, ZHANG J J. Physical characters of Zhuang nationality in Guangxi[J]. Acta Anthropologica Sinica, 1983, (3): 250-258 (in Chinese) .

[3] 张振标, 张建军. 海南岛黎族体质特征之研究[J]. 人类学学报, 1982, 1(1): 53-71. ZHANG Z B, ZHANG J J. Anthropological studies on Li nationality in Hainan island[J]. Acta Anthropologica Sinica, 1982, 1(1): 53-71 (in Chinese) .

[4] 艾琼华, 肖辉, 赵建新, 等. 维吾尔族的体质特征研究[J]. 人类学学报, 1993, (4): 63-71. AI Q H, XIAO H, ZHAO J X, et al. A survey on pyhsical characteristics of Uigur nationalit[J]. Acta Anthropologica Sinica, 1993, (4): 63-71 (in Chinese) .

[5] 郑连斌, 朱钦, 王巧玲, 等. 宁夏回族体质特征研究[J]. 人类学学报, 1997, 16(1): 11-21. ZHENG L B, ZHU Q, WANG Q L, et al. The physical characteristic of Hui nationality in Ningxia[J]. Acta Anthropologica Sinica, 1997, 16(1): 11-21 (in Chinese) .

[6] 张兴华, 郑连斌, 宇克莉等. 山东寿光汉族体质特征[J]. 人类学学报, 2011, 30(2): 95-106. ZHANG X H, ZHENG L B, YU K L, et al. A study of the physical characteristics of the Han people from Shouguang in Shangdong[J]. Acta Anthropologica Sinica, 2011, 30(2): 206-217 (in Chinese) .

- [7] 李咏兰, 陆舜华, 郑连斌, 等. 江西汉族体质特征[J]. 解剖学报, 2012, 43(1): 114-122.
LI Y L, LU S H, ZHENG L B, et al. Physical characteristics of the Han people in Jiangxi[J]. *Acta Anatomica Sinica*, 2011, 43(1): 132-141 (in Chinese).
- [8] 郑连斌, 武亚文, 张兴华, 等. 四川汉族体质特征[J]. 解剖学报, 2011, 42(5): 695-702.
ZHENG L B, WU Y W, ZHANG X H, et al. Physical characteristics of Han in Sichuan[J]. *Acta Anatomica Sinica*, 2011, 42(5): 695-702 (in Chinese).
- [9] 李咏兰, 陆舜华, 郑连斌, 等. 浙江汉族的体质特征[J]. 解剖学报, 2013, 44(5): 707-716.
LI Y L, LU S H, ZHENG L B. Physical characteristics of Zhejiang Han[J]. *Acta Anatomica Sinica*, 2013, 44(5): 707-716 (in Chinese).
- [10] 肖明. 民族形象与解剖结构[M]. 北京: 中国学术期刊电子出版社, 1994.
XIAO M. National image and anatomical structure[M]. Beijing: China Academic Journal Electronic Publishing Housing, 1994 (in Chinese).
- [11] 李志洁, 段晓东, 王存睿. 中国6个民族的面部几何特征聚类分析[J]. 大连民族学院学报, 2015, 17(1): 73-76.
LI Z J, DUAN X D, WANG C R. Cluster analysis of facial geometric features for six Chinese nationalities[J]. *Journal of Dalian Nationalities University*, 2015, 17(1): 73-76 (in Chinese).
- [12] 周文莲, 吴新智. 现代人头骨面部几项非测量性状的观察[J]. 人类学学报, 2001, 20(4): 42-48.
ZHOU W L, WU X Z. Observations of some non-metrical Traits in the modern human skulls[J]. *Acta Anthropologica Sinica*, 2001, 20(4): 42-48 (in Chinese).
- [13] WEINBERG S M, PUTZ D A, MOONEY M P, et al. Evaluation of non-metric variation in the crania of black and white perinates[J]. *Forensic Science International*, 2005, 151(2-3): 177-185.
- [14] HOLLAND T D. Race determination of fragmentary crania by analysis of the cranial base[J]. *Journal of Forensic Science*, 1986, 31(2): 719-725.
- [15] ISCAN M Y, STEYN M. Craniometric determination of population affinity in South Africans[J]. *International Journal of Legal Medicine*, 1999, 112(2): 91-97.
- [16] HOLIDAY T W, FALSETTI A B. A new method for discriminating African-American from European-American skeletons using postcranial osteometrics reflective of body shape[J]. *Journal of Forensic Science*, 1999, 44(5): 926-930.
- [17] GILL G W, HUGHES S S, BENNETT S M, et al. Racial identification from the midfacial skeleton with special reference to American Indians and whites[J]. *Journal of Forensic Science*, 1988, 33(1): 92-99.
- [18] 刘玉勇. 华北地区汉族成人面颅骨X线片性别判定的研究[J]. 中国司法鉴定, 2016, V84(1): 26-31.
LIU Y Y. The sex determination of Han nationality in North China by adult facial skull X-ray[J]. *Chinese Journal of Forensic Sciences*, 2016, V84(1): 26-31 (in Chinese).
- [19] KHAITAN T, KABIRAJ A, GINJUPALLY U, et al. Cephalometric analysis for gender determination using maxillary sinus index: a novel dimension in personal identification[J]. *International Journal of Dentistry*, 2017, 2017: 1-4.
- [20] FRANKLIN D, FREEDMAN L, MILNE N. Sexual dimorphism and discriminant function sexing in indigenous South African crania[J]. *Homo - Journal of Comparative Human Biology*, 2005, 55(3): 213-228.
- [21] 税午阳, 殷荣超, 周明全, 等. 中国汉族人颅骨数字模型的性别判别方法[J]. 中国法医学杂志, 2013, 28(6): 19-21+26.
SHUI W Y, YIN R C, ZHOU M Q, et al. Sex determination from digital skull model for the Han people in China. *Chinese Journal of Forensic Medicine*, 2013, 28(6): 19-21+26 (in Chinese).
- [22] AMORES-AMPUERO A. Sexual dimorphism in base of skull[J]. *Anthropologischer Anzeiger*, 2017, 74(1): 9-14.
- [23] SMALL C, SCHEPARTZ L, HEMINGWAY J, et al. Three-dimensionally derived interlandmark distances for sex estimation in intact and fragmentary crania[J]. *Forensic Science International*, 2018, 287: 127-135.
- [24] MAASS P, FRIEDING L J. Morphometric Analysis of the Neurocranium in an Adult South African Cadaveric Sample. *Journal of Forensic Sciences*, 2019, 64(2): 367-374.
- [25] LUO L, WANG M Y, DUAN F Q, et al. Automatic Sex Determination of Skulls Based on a Statistical Shape Model[J]. *Computational and Mathematical Method in Medicine*, 2013.
- [26] 杨稳, 刘晓宁, 朱菲, 等. 基于统计形状模型的颅骨自动性别识别[J]. 计算机科学, 2019, 46(6): 282-287.
YANG W, LIU X N, ZHU F, et al. Automatic sex determination of skulls based on statistical shape model[J]. *Computer Science*, 2019, 46(6): 282-287 (in Chinese).
- [27] LUO L, CHANG L, LIU R, et al. Morphological investigations of skulls for sex determination based on sparse principal component analysis[C]//Chinese Conference on Biometric Recognition, Springer: Cham, 2013: 449-456.
- [28] 杨稳, 刘晓宁, 刘雄乐, 等. 结合改进卷积神经网络和最小二乘法的颅骨性别鉴定[J]. 人类学学报, 2019, 38(2): 265-275.
YANG W, LIU X N, LIU X L, et al. Skull sex identification using improved convolution neural network and least squares method[J]. *Acta Anthropologica Sinica*, 2019, 38(2): 265-275 (in Chinese).
- [29] YANG W, LIU X N, WANG K G, et al. Sex determination of three-dimensional skull based on improved back propagation neural network[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2019.
- [30] HEFNER J T, SPRADLEY M K, ANDERSON B. Ancestry assessment using random forest modeling[J]. *Journal of Forensic Sciences*, 2014, 59(3): 583-589.
- [31] OAKLEY C, BAI L, LIAO I Y, et al. A novel method for race determination of human skulls[C]//International Conference on Pattern Recognition. Springer, Cham, 2018: 89-102.
- [32] DUAN F, YANG Y, LI Y, et al. Skull identification via correlation measure between skull and face shape[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2014, 9(8): 1322-1332.
- [33] LORENSEN W E, CLINE H E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm[J]. *ACM Siggraph Computer Graphics*, 1987, 21(4): 163-169.
- [34] HU Y, DUAN F, YIN B, et al. A hierarchical dense deformable model for 3D face reconstruction from skull. *Multimedia Tools and Applications*, 2013, 64(2): 345-364.
- [35] HUANG R, ZHAO J, DUAN F, et al. Automatic craniofacial registration based on radial curves[J]. *Computers & Graphics*, 2019, 82: 264-274.

- [36] RUMELHART D E,HINTON G E,WILLIAMS R J.Learning representations by back-propagating errors[J].Nature,1986,323(6088):533-536.
- [37] KINGMA D,BA J.Adam: a method for stochastic optimization.Computer Science,2014.
- [38] BERAR M,DESVIGNES M,BAILLY G,et al.3D Semi-Landmarks based statistical face reconstruction[J].Cit Journal of Computing & Information Technology,2006,14(1):31-43.
- [39] SHUI W Y,ZHOU M Q,MADDOCK S,et al.A PCA-Based method for determining craniofacial relationship and sexual dimorphism of facial shapes[J].Computers in Biology and Medicine,2017,90:33-49.
- [40] 王琳, 赵俊莉, 段福庆, 等. 颅面复原方法综述[J]. 计算机工程, 2019, 45 (12) : 8-18.
WANG L,ZHAO J L,DUAN F Q,et al.Survey on craniofacialreconstruction method [J]. Computer Engineering, 2019,45(12):8-18(in Chinese)
- [41] GUPTA S,CASTLEMAN K R,MARKEY M K,et al.Texas 3Dface recognition database[C]//Image Analysis & Interpretation.IEEE,2010.