

结合改进卷积神经网络和最小二乘法的 颅骨性别鉴定

杨 稳, 刘晓宁, 刘雄乐, 朱丽品

西北大学信息科学与技术学院, 西安 710127

摘要: 颅骨性别鉴定在法医学和颅骨面貌复原等领域具有重要研究意义和应用价值, 针对传统颅骨性别鉴定需要专家参与且主观性强、计算机辅助方法需要人工标定特征点等问题, 本文提出了结合改进卷积神经网络和最小二乘法的颅骨性别鉴定方法。首先, 获取三维颅骨模型多角度颅骨图像, 利用改进的卷积神经网络计算每个样本的每张图像属于男性和女性的概率; 其次, 基于概率均值采用最小二乘法计算每张图像对性别鉴定的权重; 最后, 利用上述步骤得到的最优参数构造决策函数, 通过决策值完成颅骨性别鉴定。本文方法抛弃了繁琐的手动测量, 对完整颅骨的性别鉴定正确率高达 94.4%, 对不完整颅骨的性别鉴定正确率高达 87.5%, 能够获得较好的颅骨性别鉴定性能。

关键词: 颅骨性别鉴定; 多角度图像; 改进卷积神经网络; 最小二乘法

中图分类号: Q989; **文献标志码:** A; **文章编号:** 1000-3193(2019)02-0265-11

Skull sex identification using improved convolution neural network and least squares method

YANG Wen¹, LIU Xiaoning^{1*}, LIU Xiongle¹, ZHU Lipin¹

1. College of Information Science and Technology, Northwest University, Xian, 710127

Abstract: Skull sex identification has significant research and applied value in forensic anthropology and skull reconstruction. The traditional skull sex determination methods need expert participation and to some extent, is not objective, because computer-aided methods require to marking landmarks the feature points manually. We present a novel sex determination method based on improved Convolution Neural Network and Least Square. Firstly, obtain

收稿日期: 2017-08-01; 定稿日期: 2018-02-22;

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61673319, 61363065)、陕西省自然科学基金项目 (2018JM6061、2014JM8358)、研究生自主创新项目 (YZZ17181)。

作者简介: 杨稳 (1993-), 男, 陕西安康人, 主要从事机器学习与模式识别研究, Email:920759301@qq.com。

通讯作者: 刘晓宁 (1978-), 女, 陕西眉县人, 主要从事可视化技术研究。Email:xnliu@nwu.edu.cn。

Citation: Yang W, Liu XN, Liu XL, et al. Skull sex identification using improved convolution neural network and least squares method[J]. Acta Anthropologica Sinica, 2019, 38(2): 265-275

multi-angle skull images of three-dimensional skull model, and calculate the probability of each image belongs to male or female. Secondly, the weight of each image is calculated using the Least Squares method based on the probability mean. Lastly, the sex determination function is constructed by using the optimal parameters obtained through the above steps. This method does not need to mark the feature points or do the measurement. Experiments show that the proposed method can get quite a reliable performance with an accuracy of 94.4% for the the complete skull and 87.5% for the incomplete skull.

Key words: Sex determination; Imagery; improved convolution neural network; Least squares method

1 引言

骨盆和颅骨是性别二态性最为显著的骨区域^[1]。但由于骨盆易碎且不易长期保存,因此,颅骨性别鉴定在考古学、法医学和面貌复原等领域具有重要研究意义和应用价值。

传统上,法医学家和人类学家依据颅骨二态性进行识别,然而,对于无相关专业知识的人来说,进行颅骨性别鉴定是一项艰巨的任务。近年来,观察法、测量法和统计法是颅骨性别鉴定的主流方法。通过肉眼观察颅骨特征,如尺寸,角度,形状,厚度等,Stewart^[2]和Krogman^[3]在Terry数据集上获得80—90%和92%的正确率,该方法能够快速识别且达到较高的准确率。Keen^[4]在Cape Coloured数据集上将测量指标与观察指标融合,达到85%的正确率,该方法一定程度上减少了计算量。

随着统计学、数字化理论和扫描仪技术的进步,依赖计算机辅助技术实现颅骨性别鉴定是未来的重要趋势。一些研究学者使用人类学和形态学测量方法^[5-9]进行颅骨性别鉴定。张亚盟等^[5]采用几何形态测量方法对头骨冠状面、矢状面的外轮廓形状的性别差异进行了比较。Ogawa等^[6]用10个测量值建立了9个判别函数对113个人进行分类,达到89.9%的分类精度;Kanchan J等^[7]利用线性判别分析对377个南非个体进行识别,并进行交叉验证,识别率达到89%;税午阳等^[8]建立逐步线性判别分析模型消除二次测量误差,男性和女性正确率分别为87.5%和86.67%。Twisha等^[9]用颅骨的8个测量项通过建立判别函数和逻辑回归方程进行颅骨性二态性的判定,男性和女性的正确判别率分别为92%和80.9%。还有一些学者^[10-14]利用三维颅骨特征建立线性判别函数。Santos^[10]利用多种分类器在多类测试样本进行测试,实验结果表明了逻辑回归模型能够获得较好的分类效果。Alunni^[11]和Afrianty^[12]将线性判别分析、神经网络和BP神经网络方法进行对比,BP神经网络能够获得97.379%的正确率。Luo^[13]提出基于统计形状模型的三维数字化颅骨的性别鉴别方法,该方法不需要具备法医学专业知识和繁琐的手工标点。Janarthanan等^[14]提出使用小波变换对年龄和性二态特征进行客观鉴定的技术,这是一种多尺度数学技术,可以确定在各种分辨率下隐藏的形状变化。任荣荣等^[15]提出了使用非线性降维方法和非线性

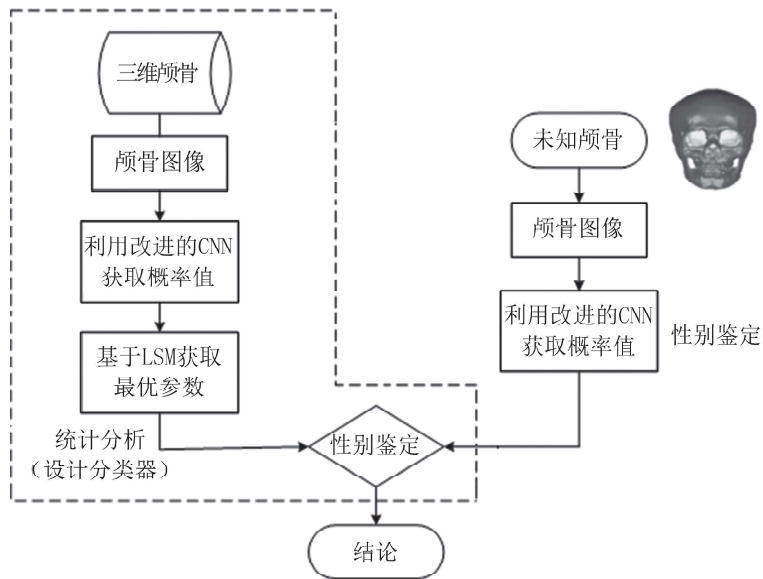


图 1 本文的算法流程图

Fig.1 The algorithm flow chart of this paper

分类器结合的方法对颅骨的性别进行分类, 该方法一定程度上减少了人为误差, 但操作起来复杂。观察法是一种简单、快速且高效的方法, 该方法易受专家主观因素和专业知识的影 响造成结果的不一致性。测量法和统计法使用之前需完成繁琐的颅骨预处理, 上述方法均可达到高准确率, 然而由于大量的人类干预, 易产生不可预知的误差。

基于上述分析, 本文提出一种结合改进卷积神经网络和最小二乘法的颅骨性别鉴定方法。该方法的主要步骤为: 1) 围绕 Z 轴旋转颅骨, 获取不同角度下每个颅骨样本的 20 张图像, 提取得到三维颅骨的全局特征; 2) 利用改进的卷积神经网络 (Convolution Neural Network, CNN) 方法对获取的颅骨样本计算分别属于男性和女性的概率均值; 3) 对上述步骤中得到的概率均值采用最小二乘法 (Least Square Method, LSM) 进行颅骨性别鉴定。本文算法流程图如图 1 所示。

2 方法

本节内容主要由数据集、改进的卷积神经网络和最小二乘法三部分组成, 数据集部分简要介绍了获取颅骨图像方法, 改进的卷积神经网络部分详细介绍了每个样本每张图像概率值的获取过程, 最小二乘法部分详细介绍最优参数的获取和性别分类器的设计。

1.1 数据集

在知情者同意的原则下, 本文在采集的西安地区 800 例 CT 原始数据中, 选取 90 例无病理且完整的颅骨作为研究对象, 其中包括 44 名男性和 46 名女性, 根据样本分布情况可知男性和女性的平均年龄分别为 49.24 岁和 49.33 岁, 标准偏差分别为 14.58 和 13.21。

本文利用项目组自主开发软件对扫描图像进行三维重建，为了消除样本大小和坐标的影响，需将样本设置成同一大小且调整到法兰克福统一坐标系中。该统一坐标系由四个基坐标设定，分别为左耳孔点 L_p ，右耳孔点 R_p ，左眼眶下缘中点 M_p 和眉间点 V_p ，根据 L_p, R_p, M_p 三点确定法兰克福平面， L_pR_p 和法兰克福平面的交点作为坐标原点 O' 。将 L_pR_p 作为 X 轴，坐标原点与 L_pR_p 的垂线作为 Y 轴，与 X 轴和 Y 轴都垂直的线作为 Z 轴，一旦构建统一坐标系，将三维颅骨样本都调整到统一坐标系下，如图 2 所示。

对每个颅骨样本，保持 X 轴和 Y 轴不变，Z 轴每旋转 18 度获得一张图像，使用 Geomagic 软件预处理并设置其大小为 256×256 dpi，这样，每个颅骨样本由 20 个不同角度的图像组成。90 个样本共获取 1800 张图像。

1.2 改进的卷积神经网络

本文的研究问题中，研究每个样本的每个图像之间的关系是颅骨性别鉴定的一个重要内容。CNN 的显著优点是保存图像潜在特征的邻域关系和空间局部性，保证了旋转、缩放、平移不变性，同时 CNN 也被广泛应用于各个领域^[16-18]且获得较优的分类性能。基于上述分析，首次提出将卷积神经网络应用到颅骨性别鉴定中。

根据颅骨数据集特征和现存模型的鲁棒性，参考 LeNET5 的基本模型对标准模型做了如下修改：1) 标准 LeNET5 模型的输入层图像大小为 32×32 dpi，但为了保存图像的深度语义和内容信息，输入层图像大小变为 256×256 dpi；2) 根据颅骨数据集特征将卷积核大小设置为 17×17 dpi；3) 在标准模型的卷积层后添加了一层卷积层，避免丢失图像的更多深度信息。因此，改进的 LeNET5 架构如图 3 所示，由 7 层组成。

改进后的 LeNET5 架构构建过程：首先建立一个完整的网络并初始化每层的权重和偏置参数。其次，由于输入层灰度图像大小为 256×256 dpi，为了简化计算，将像素值归一化到 0 和 1 之间。第一个隐藏层 C1 是由六个特征映射，17×17 dpi 的内核和偏置构成，通过卷积核和激活函数统计特征映射层的参数。为了简化特征映射层运算并节约时间成本，两个卷积层后紧连着下采样层。C2 隐藏层映射层图像大小为 224×224 dpi，S3 下采样层图像大小为 112×112 dpi。同样，C4 特征映射层含有 6 个大小为 96×96 dpi 的图像，C5 层有 6 个大小为 80×80 dpi 的子样本映射图，S6 下采样层图像大小变为 40×40 dpi。C1 到 S6

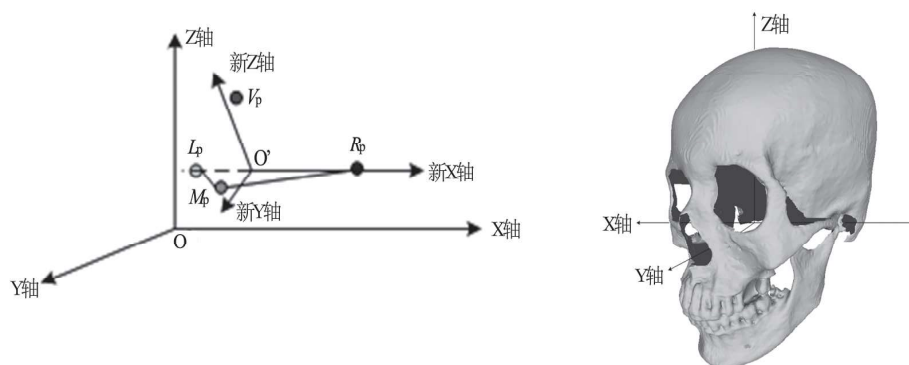


图 2 归一化坐标图

Fig.2 Normalized coordinate map

a) 法兰克福坐标系 /Frankfurt Coordinates ; (b) 颅骨法兰克福坐标系 Skull Frankfurt coordinate system

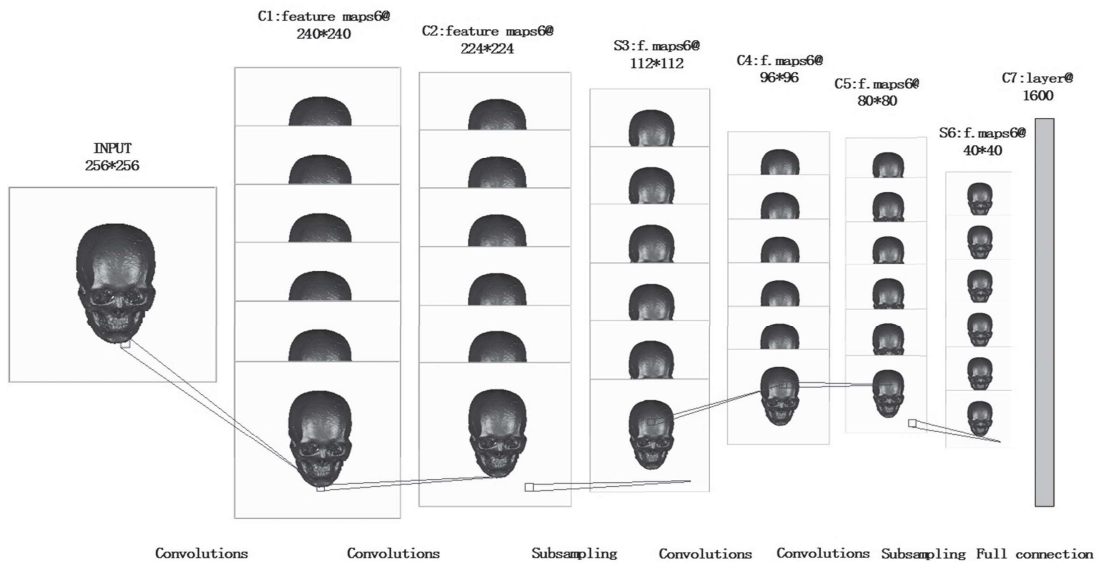


图 3 改进 LeNET5 架构

Fig.3 Improved LeNET5 architecture

层是 CNN 特征提取过程, C7 全连接层是图像的特征表示层, 其大小为 $40 \times 40 \times 6$ dpi。

最后, 利用 MATLAB 自带工具箱函数 (*sig moid*) 计算每个样本属于男性和女性的概率值, 计算公式如下:

$$f(x)_c = p(y=c|x) = \text{sigmoid}(WX+b) \quad (1)$$

其中, $f(x)_c$ 是样本被分为男性或女性的概率函数, X 是全连接层特征描述子, W 是权重, b 是偏移量。

针对每个神经元, 灵敏度常用来修改权重 $W^{l[9]}$:

$$\frac{\partial E}{\partial W^l} = x^{l-1}(\delta^l)^T, \quad \Delta W^l = -\eta \frac{\partial E}{\partial W^l} \quad (2)$$

其中, l 表示层数, δ 表示敏感程度, η 是学习速率参数。

$$\delta = \frac{\partial E}{\partial b} = \frac{\partial E}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial b} \quad x^l = f(u^l), \quad u^l = W^l x^{l-1} + b^l, \quad \delta^l = (W^{l+1})^T \delta^{l+1} * f'(u^l) \quad (3)$$

通过对不同层的灵敏度 δ_j^l 加权求和计算偏置量。偏置量更新公式^[17]:

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_{u,v} (\delta_b^l)_u, \quad \delta_j^l = f'(u_j^l) \circ \text{conv2}(\delta_j^{l+1}, \text{rot180}(k_j^{l+1}), 'full') \quad (4)$$

其中, δ_j^{l+1} 表示 $l+1$ 层第 j 个图像的旋转角度, j 表示卷积层的第 j 个映射图。conv2 和 rot180 均是 MATLAB 工具箱自带函数, 分别用来计算二维卷积和旋转图像。“full” 表示返回二维卷积的所有结果。

1.3 最小二乘法

最小二乘法是一种数学优化技术。它通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配。利用最小二乘法可以简便地求得未知的数据，并使得这些求得的数据与实际数据之间误差的平方和为最小。这种方法计算简便，数学模型简单，而且得到的估计量还具有优良特性。

通过改进的卷积神经网络，获取每个样本每张图像的概率值。本文将每个样本的 20 张图像视作一个研究对象，构成概率向量 $p=p_1, p_2, \dots, p_{20}$ 。

应用最小二乘法的回归模型^[20-21]使平方损失函数的残差平方和最小，以获得最优参数。平方损失函数如下：

$$Q = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (p^j w - q^j)^2 \tag{5}$$

其中， $p^j w - q^j$ 表示残差， p^j 表示第 j 张照片的概率， w 表示权重， q^j 表示第 j 张照片的因变量。

为了获得最优参数，使残差平方的总和 Q 最小化，公式 (5) 可转化为：

$$R = \frac{1}{2} \min(\bar{P}w - \bar{q})^T (\bar{P}w - \bar{q}) \tag{6}$$

其中， $\bar{P} = (p^1, p^2, \dots, p^n)$ ， $\bar{q} = (q^1, q^2, \dots, q^n)^T$ 。

对公式 (6) 进一步分解，上述公式可转化为：

$$R = \frac{1}{2} w^T \bar{P}^T \bar{P} w - w^T \bar{P} \bar{q} \tag{7}$$

依据公式 (7)，易得出 $\frac{1}{2} \bar{q}^T \bar{q}$ 是一个常数，对求解最优参数影响不大。因此，上述公式被转化成求解使 S 最小化的参数。

$$S = \frac{1}{2} w^T \bar{P}^T \bar{P} w - w^T \bar{P} \bar{q} \tag{8}$$

基于微分几何知识对参数 w 进行求导，可知当参数 w 的导数为零时可获得函数的局部最优解，即最优参数计算如下：

$$w^* = (\bar{P}^T \bar{P})^{-1} \bar{P}^T \bar{q} \tag{9}$$

对未知颅骨进行性别鉴定时，首先获取该颅骨不同角度下的 20 张图像，其次利用改进的卷积神经网络获取该颅骨属于男和女的概率值，假定该未知颅骨是男性，最后根据公式 (10) 中获得决策值 D ：

$$D = pw^* - l \tag{10}$$

其中， p 是该未知颅骨 20 张图像构成的概率向量，根据公式 (9) 可得出 w^* ， l 是假设标签。若 D 的值大于 0.5 可知该颅骨为男性，否则，为女性。

3 实验结果分析

为了验证本文算法对完整颅骨和非完整颅骨均有一定适应性, 实验选取 90 个完整颅骨和 56 个非完整颅骨作为实验对象, 并随机将实验样本分为训练集和测试集。

3.1 完整颅骨性别鉴定

在选取的 90 个完整颅骨中, 随机选取 27 个男性和 27 个女性作为训练集, 其余作为测试集。通过设置不同的学习速率和迭代次数, 利用改进的卷积神经网络获取每个样本图像概率的均值。CNN 源码参考深度学习工具箱, 基于上述均值概率值利用最小二乘法获得最优参数, 一定程度上提高了分类性能。

通过对不同学习速率和迭代次数的误差分析及实验, 测试样本分类结果如图 4 和图 5 所示。其中, 迭代次数从 5 到 100 之间变化, 学习速率分别是 0.01 和 0.001。

图 4 表明一般情况下女性比男性正确率相对较高, 当迭代次数为 43 到 66 之间时, 男性和女性正确率相对稳定。通过对不同迭代次数和学习速率进行实验分析, 可得出男性和女性平均正确率均高于 88%。图 5 表明当迭代次数在 36 到 82 之间且学习速率为 0.001 时, 女性、男性和总体平均正确率比学习率为 0.01 的正确率更加稳定, 且女性、男性和总体平均正确率分别为 94.7%, 94% 和 94.4%。我们使用留一交叉验证法对 90 个完整颅骨数据进行分类, 学习速率为 0.001, 迭代次数为 60, 选择 89 个样本作为训练样本, 剩余的一个作为测试样本, 重复此操作, 得到女性和男性分类正确率分别为 93.4% 和 90.9%。与 Luo^[13] 提出的统计形变模型相比, 由于考虑到颅后对鉴定结果的影响, 本文方法可获得较高的正确率, 证明了该算法的可行性和有效性。

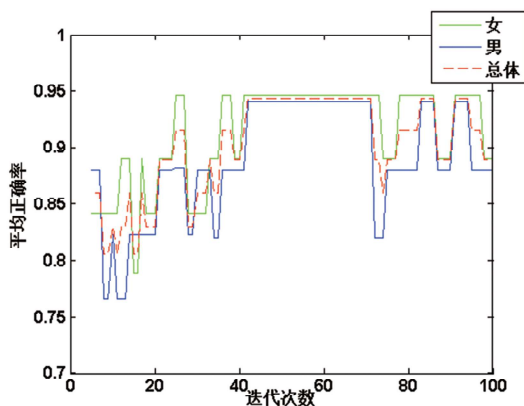


图 4 学习速率为 0.01 时的分类结果
Fig.4 The learning rate was 0.01 for the classification results

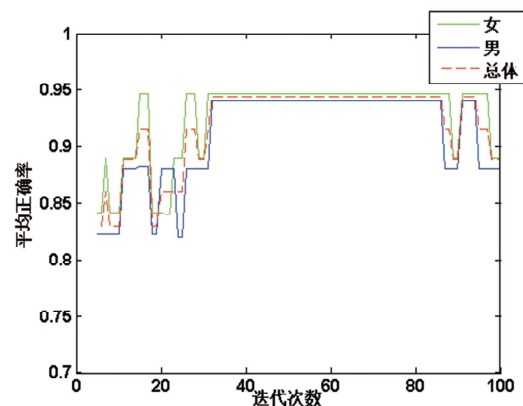


图 5 学习速率为 0.001 时的分类结果
Fig.5 The learning rate was 0.001 for the classification results

3.2 非完整颅骨性别鉴定

实际刑事案件中，经常会遇到不完整颅骨，常用性别鉴定方法基本未涉及非完整颅骨的性别鉴定。为了验证本文算法的普适性，实验对无下颌骨的颅骨进行性别鉴定，当然本文方法可以适用于任何部位缺失的不完整颅骨。本实验选取 56 个非完整颅骨（28 男，28 女）采用本文方法进行识别，随机选取 20 男 20 女作为训练集，其余作为测试集，其分类结果如图 6 和图 7 所示，学习速率分别为 0.01 和 0.001。

图 6 表明一般情况下迭代次数小于 43 时，男性比女性正确率相对较高，迭代次数在 43 以后女性比男性正确率相对较高，在学习速率都为 0.01 的情况下，完整颅骨识别正确率波动较小，不完整颅骨的波动较大。当迭代次数为 43 到 66 之间时，男性和女性正确率相对稳定。图 7 表明对残缺颅骨进行性别鉴定，本文方法能够体现较优的分类效果，正确率最高可达 87.5%，当迭代次数为 43 到 82 之间时保持了相对的稳定性，并且学习速率为 0.001 时，女性、男性和总体平均正确率比学习率为 0.01 的正确率更加稳定。我们使用留一交叉验证法对 56 个不完整颅骨数据进行分类，学习速率为 0.001，迭代次数为 63，选择 55 个样本作为训练样本，剩余的一个作为测试样本，重复此操作，得到女性和男性分类正确率分别为 85.7%和 82.1%。本文利用改进的 CNN 获取图像的深度层次特征且对各个角度图像赋予不同的权重，使得分类效果有了一定的改善。

3.3 不同方法分析比较

我们将文献 [4]、[9]、[12] 的方法与本文方法进行比较，文献 [4] 方法将观察法和测量法结合，文献 [9] 方法用判别函数方法取得了较高的识别正确率，文献 [12] 方法用 BP 神经网络来进行颅骨性别鉴定，它的精度大于判别函数方法。选取这三种方法与本文方法作对比，具有良好的代表性，也更能验证本文方法具有普适性。

文献 [4] 方法的平均正确识别率为 85.0%，文献 [9] 方法的平均正确识别率为

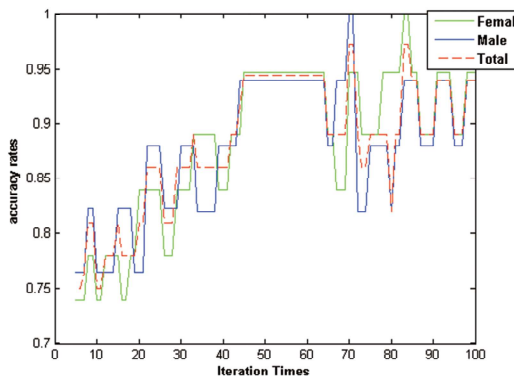


图 6 学习速率为 0.01 时的分类结果
Fig.6 The learning rate was 0.01 for the classification results

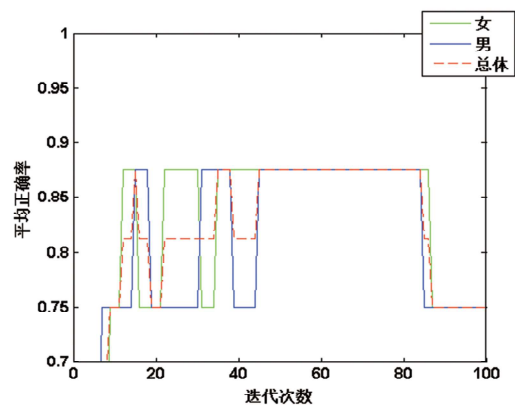


图 7 学习速率为 0.001 时的分类结果
Fig.7 The learning rate was 0.001 for the classification results

86.5%, 文献 [12] 方法的平均正确识别率为 97.4%, 这三种方法的研究对象都是完整颅骨, 而本文方法在完整颅骨和不完整颅骨的性别鉴定都取得了良好的结果, 完整颅骨的平均正确识别率为 94.4%, 不完整颅骨的平均正确识别率为 87.5%。与 Keen 方法、Twisha 方法相比, 本文方法的性别识别正确率明显提高; 这是因为本文方法避免了主观因素影响和人工测量的误差, 所以识别率较高。与 Afrianty 方法相比, 本文方法识别正确率略低, 但是 Afrianty 只对完整颅骨进行了实验, 不具有通用性, 而本文方法考虑了不完整颅骨的性别识别并取得不错的结果, 适用性更强。

3.4 不同学习速率分析比较

卷积神经网络最核心的问题之一就是调参, 不同参数下模型的精度、速度都是不一样的, 因此, 选择一个合适的参数显得至关重要。本文将以完整颅骨为例, 选取 90 个完整颅骨, 随机选取 27 个男性和 27 个女性作为训练集, 其余作为测试集; 通过设置不同学

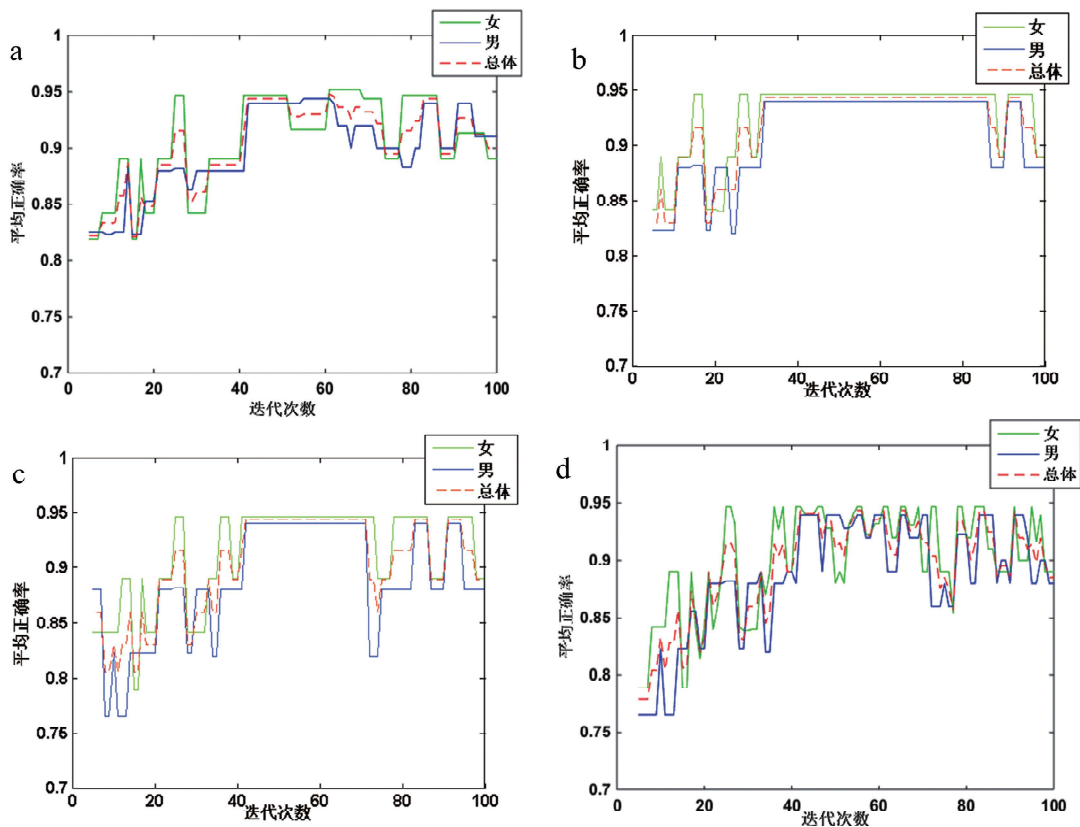


图 8 不同学习速率下颅骨性别分类结果比较

Fig.8 Comparison of sex classification results of skull under different learning rates

- a) 学习速率为 0.0005 的分类效果 /The learning rate was 0.0005 for the classification results; b) 学习速率为 0.001 的分类效果 /The learning rate was 0.001 for the classification results; c) 学习速率为 0.01 的分类效果 /The learning rate was 0.01 for the classification results; d) 学习速率为 0.05 的分类效果 /The learning rate was 0.05 for the classification results

习速率, 比较颅骨性别识别正确率及其变化情况。分别设置学习率为 0.0005、0.001、0.01、0.05 时, 颅骨性别识别正确率如图 8 所示。

从图 8 中可知, 不同学习速率下颅骨性别识别正确率的变化是有区别的。整体来说, 学习速率在 0.001 时的效果最好, 学习速率 0.01 时次之, 学习速率为 0.0005 和 0.05 时较差。图 8(a) 是学习速率为 0.0005 的分类效果, 平均正确率高达 94.7%, 但是不能达到一个相对稳定的状态, 这样在实际应用中具有随机性, 会出现不同的数据集出现差别很大的结果; 图 8(b) 是学习速率为 0.001 的分类结果, 平均正确率达到 94.4%, 当迭代次数为 36 到 82 之间时, 达到收敛状态, 男性和女性正确率相对稳定; 图 8(c) 是学习速率为 0.01 的分类结果, 男性和女性平均正确率均高于 88%, 当迭代次数为 43 到 66 之间时, 男性和女性正确率相对稳定; 图 8(d) 是学习速率为 0.05 的分类结果, 一般情况下女性比男性正确率相对较高, 男性和女性平均正确率均高于 86%, 但是数据波动大, 不够稳定。图 8 表明学习速率过大和过小都不好, 学习速率过小会出现陷入局部最优情况, 泛化能力差, 实际应用时具有偶然性; 学习速率过大, 数据波动大, 频繁抖动, 不能收敛。所以选择合适的学习速率, 是颅骨性别识别正确率的重要保证。实验证明, 本文算法在学习速率为 0.001 时, 效果最好, 普适性最强。

4 总结与展望

本文提出结合改进 CNN 和 LSM 的性别鉴定方法, 实验表明该方法能够获得较优的分类性能。从多角度颅骨图像获取颅骨特征, 提高了颅后部分对二态性的影响, 有效地减少了由人类视觉和主观因素造成的误差, 也减少了时间消耗和繁琐的预处理; 首次提出了将改进的 CNN 获取颅骨特征和概率, 进一步深度挖掘图像内容信息; 最后利用最小二乘法进行特征融合获取最优参数, 进而构建分类模型, 实现了完整颅骨和非完整颅骨的性别鉴定并获得较高的识别正确率。与传统机器学习方法相比, 深度学习算法更适合大样本数据集, 而且它的学习能力强, 分类精度高, 对噪声数据鲁棒性和容错性较强。深度学习算法一个强大的能力就是从样本集中学习到样本的本质特征, 所以使用深度学习算法可以有效的学习到与性别相关的特征; 它能通过逐层特征变换, 将颅骨样本在原空间的特征表示转换到一个新的特征空间, 从而使分类更加容易。与文献^[22]中相比, 本文分类正确率得到提升, 文献^[9]中使用传统机器学习方法 Logistic 回归取得了男性和女性判别正确率分别为 92 和 80.9%。由于颅骨结构复杂, 数据量大, 存在很多噪声信息, 深度学习算法对噪声数据的鲁棒性好。缺损颅骨的全局特征不完整直接影响了性别识别的正确率, 因此我们在未来的工作中需要进一步研究利用缺损颅骨有限的特征信息, 来进一步提高颅骨的性别识别正确率。

参考文献

- [1] Guyomarc'h P, Bruzek J. Accuracy and reliability in sex determination from skulls: a comparison of Fordisc® 3.0 and the discriminant function analysis[J]. *Forensic Science International*, 2011, 208(1): 180.e1-180.e6
- [2] Stewart TD. Medico-legal aspects of the skeleton;sex,age,race and stature[J]. *American Journal of Physical Anthropology*, 1948, 6(3): 315-321
- [3] Iscan MY, Maryna S. *The Human Skeleton in Forensic Medicine*[M]. Royal Society of Medicine Press, 2013, 56(2): A-48
- [4] Keen JA. A study of the differences between male and female skull[J]. *American Journal of Physical Anthropology*, 1997, 116(2): 118-124
- [5] 张亚盟, 魏偏偏, 吴秀杰. 现代人头骨断面轮廓的性别鉴定——基于几何形态测量的研究 [J]. *人类学学报*, 2016, 35(2): 172-180
- [6] Ogawa Y, Imaizumi K, Miyasaka S, et al. Discriminant functions for sex estimation of modern Japanese skulls[J]. *Journal of Forensic & Legal Medicine*, 2013, 20(4): 234-238
- [7] Kanchan J, Gupta A, Krishan K. Estimation of sex from mastoid triangle-A craniometric analysis[J]. *Journal of Forensic & Legal Medicine*, 2013, 20(7): 855-860
- [8] 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):461-464
- [9] Twisha S, Patel MN, Nath S, et al. Determination of sex using cephalo-facial dimensions by discriminant function and logistic regression equations[J]. *Egyptian Journal of Forensic Sciences*, 2016, 6(2): 114-119
- [10] Santos F, Guyomarc'h P, Bruzek J. Comparison of linear discriminant analysis, logistic regression, and support vector machines[J]. *Forensic Sci Int*, 2014, 245(204): e1-e8
- [11] Alunni V, Jardim PD, Nogueira L, et al. Comparing discriminant analysis and neural network for the determination of sex using femur head measurements[J]. *Forensic Sci Int*, 2015, 253: 81-87
- [12] Afrianty I, Nasien D, Kadir MRA, et al. Back-Propagation neural network for gender determination in forensic anthropology[J]. *Studies in Computational Intelligence*, 2015, 575: 255-281
- [13] Luo L, Wang M, Tian Y, et al. Automatic Sex Determination of Skulls Based on a Statistical Shape Model[J]. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2013, 2013(1): 251628
- [14] Janarthanan R, Asha J. Supraorbital Margins for Identification of Sexual Dimorphism and Age Detection from Human Skull Using Wavelets[J]. *Asian Journal of Applied Science and Technology*, 2017, 1(2): 279-282
- [15] 任荣荣, 周明全, 耿国华, 等. 三维颅骨形态量化表示与非线性性别判定 [J]. *北京师范大学学报 (自然科学版)*, 2017, 53(1): 19-23
- [16] Pham DV. Online handwriting recognition using multi-convolution neural network[J]. *International Conference on Simulated Evolution & Learning*, 2012, 7673: 310-319
- [17] Lawrence S, Giles CL, Tsoi AC, et al. Face recognition: a convolutional neural-network approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Network*, 1997, 8(1): 98-113
- [18] Hu B, Lu Z, Li H, et al. Convolutional Neural Network Architectures for Matching Natural Language Sentences[J]. *International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2014, 3: 2042-2050
- [19] Bouvrie J. Notes on Convolutional Neural Networks[J]. *Neural Nets*, 2006: 38-44
- [20] Herreragomez A, Porter RM. Mixed linear-nonlinear least squares regression[J]. *Mathematics*, 2017: 49-65
- [21] Barham RH, Wanzer D. An Algorithm for Least Squares Estimation of Nonlinear Parameters When Some of the Parameters are linear[J]. *Technometrics*, 1972, 14(3):757-766