

## 激光与光电子学进展

## 基于分子光谱分析的人指甲无损鉴别及性别刻画

汤睿阳<sup>1</sup>, 王之宇<sup>1</sup>, 王继芬<sup>1\*</sup>, 徐晓杰<sup>2</sup>, 周娣<sup>2</sup>, 石学军<sup>2</sup><sup>1</sup>中国人民公安大学侦查学院, 北京 102600;<sup>2</sup>北京海关缉私局司法鉴定中心, 北京 100000

**摘要** 指甲等人体生物组织的鉴定在刑事案件侦查中发挥着重要作用。为了对犯罪现场提取的指甲组织进行快速无损鉴别,提出了一种基于分子光谱分析和机器学习的人指甲无损鉴别和性别刻画方法。通过采集 120 个同年龄段不同性别人指甲样本的红外光谱数据,建立了多种分类预测模型。借助主成分分析技术降维提取 3 个主成分,对样本进行交互验证,并对比了 Fisher 判别函数、多层感知器及反向传播(BP)神经网络模型的识别效果。实验结果表明:多层感知器模型的分类识别率可达到 91.4%,优于 Fisher 判别分析模型;基于粒子群优化算法的 BP 神经网络模型分类效果最佳,识别率达到 97.7%。

**关键词** 光谱学; 法医人类学; 人指甲; 分子光谱; 深度学习; 性别刻画

中图分类号 Q501;D919.6

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP220728

## Nondestructive Identification and Gender Characterization of Human Nails Based on Molecular Spectroscopy Analysis

Tang Ruiyang<sup>1</sup>, Wang Zhiyu<sup>1</sup>, Wang Jifen<sup>1\*</sup>, Xu Xiaojie<sup>2</sup>, Zhou Di<sup>2</sup>, Shi Xuejun<sup>2</sup><sup>1</sup>School of Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 102600, China;<sup>2</sup>Forensic Expertise Center of Beijing Customs Anti-Smuggling Bureau, Beijing 100000, China

**Abstract** The inspection and identification of human biological tissues, such as nails, play an essential role in investigating several criminal cases. To quickly and nondestructively identify nail tissues extracted from crime scenes, this paper proposes a nondestructive identification and gender characterization method of human nails based on molecular spectroscopic analysis and machine learning. We establish various classification prediction models by collecting 120 infrared spectroscopy data of different gender nail samples of the same age group. Using principal component analysis technology, dimensionality reduction is used to extract 3 principal components, and the samples are interactively verified. The recognition effects of Fisher discriminant function, multilayer perceptron, and back propagation (BP) neural network model are also compared. The experimental results show that the classification and recognition rate of the multilayer perceptron model can reach 91.4%, which is better than the Fisher discriminant analysis model. The BP neural network model based on the particle swarm optimization algorithm has the best classification effect, with a recognition rate of 97.7%.

**Key words** spectroscopy; forensic anthropology; human nails; molecular spectroscopy; deep learning; gender characterization

## 1 引言

在公共安全视域下,对人的个体刻画已经成为各领域的研究热点。人的行为是公共安全的核心问题,个体生物组织作为特异性极高的生物信息载体,能对自身特征进行精准刻画,从而进行个体信息的有效溯源分析。在法医人类学领域,通过人自身的生物样本对个体进行精确识别与刻画是现阶段的主要研究方向<sup>[1]</sup>。人们对骨骼<sup>[2]</sup>、牙齿<sup>[3]</sup>等展开性别、年龄的判

预测,均得到了较好的研究效果。随着法庭科学物证技术的发展,指甲作为常见的生物检材被广泛应用于个体识别和药物检测。相比血液、毛发、骨骼等传统检材,指甲具有易采集、易保存、防污染以及取样成本低等优点<sup>[4]</sup>,在个体生物样本检验方面有着很大的应用潜力。目前,对人指甲样本进行溯源的研究尚不完善,法医人类学领域中还未形成有关指甲在个体识别方面的系统性成果,因此,基于指甲样本对个体展开初步的性别刻画具有重要意义。

收稿日期: 2022-02-14; 修回日期: 2022-03-14; 录用日期: 2022-03-24; 网络首发日期: 2022-04-04

通信作者: \*wangjifen58@126.com

分子光谱分析技术提供了一种高效灵敏的检验方法,可实现对样本的无损分析,且具有采样量少、操作简便、分析迅速的优势,逐渐成为法庭科学领域样本研究的热点分析技术<sup>[5-6]</sup>。运用光谱检验技术对指甲进行溯源分析,可以有效规避指甲样本较小、易于损耗的不足。如:汪红艳等<sup>[7]</sup>采用计量学方法结合傅里叶变换红外光谱数据对食管癌患者和正常人的指甲样本进行对比分析,结果表明,二者的指甲光谱具有明显差别;Sharma等<sup>[8]</sup>用基于偏最小二乘判别分析的红外光谱法对不同性别的人指甲样本进行了初探,所建模型分类判别结果较为理想。目前运用光谱技术检验指甲并进行个体性别预测的研究较少,且存在一定的局限性。深度学习是人工智能领域下的重要研究内容,由计算机对输入的大量数据进行经验学习,逐步完善算法模型并对数据进行预测验证。相比传统机器学习模型,深度学习模型能更有效地提高数据分析效率以及预测结果的准确性。近年来,法庭科学领域将深度学习与光谱分析技术相结合,在纸张<sup>[9]</sup>、车漆<sup>[10]</sup>、布料<sup>[11]</sup>、矿物油<sup>[12]</sup>等物证识别方面均取得了较好的研究成果。

本文采用衰减全反射-傅里叶变换红外光谱分析技术,获取了120份不同指甲样本的光谱数据,然后借助主成分分析(PCA)法对降维光谱数据进行特征提取。构建了基于Fisher判别、多层感知器(MLP)神经网络及误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络分类模型,并对不同模型的可视化结果展开讨论优化,以实现不同指甲样本的无损识别,为法庭科学领域中对指甲等生物组织所属性别的准确判别提供参考<sup>[9]</sup>。

## 2 实验设置

### 2.1 实验样本与仪器

实验样本:采集年龄在20岁附近男、女志愿者的左右手指甲样本(男、女各30人)共120份。采集样本时应保证每名志愿者的饮食规律相似,减小摄入的营养对指甲生长速度的影响。充分清洁采集的指甲样本并将其保存在洁净的密封袋中,便于后续红外光谱的

扫描采集。

实验使用的仪器:Nicolet iS10傅里叶变换红外光谱仪(Thermo Fisher Scientific),衰减全反射(ATR)附件为金刚石晶体,采用溴化钾(KBr)分束器,自动扫描次数为64次;测量范围为400~600 $\text{cm}^{-1}$ ;光谱分辨率为2 $\text{cm}^{-1}$ 。

### 2.2 光谱采集及预处理

对120个指甲样本进行清洗并将其修剪成合适的形状,用酒精多次擦拭,在常温下晾干后置于洁净的ATR晶体上,压实后进行红外光谱测定。光谱采集前先排除环境背景干扰,每个样本连续进行3次光谱采集,取3次光谱数据的平均值作为待分析的红外光谱数据<sup>[10]</sup>。对所有光谱数据采用基线校准(Automatic baseline correction)、峰面积归一化(Ordinate normalization)以及标准正态变量(SNV)变换等方法进行预处理<sup>[11]</sup>,以消除仪器本身的噪声干扰、其他背景干扰以及光程变化和表面散射对光谱的影响,有效增强光谱的吸收特征。将处理好的光谱保存为数据格式,采用Z-score方法<sup>[12]</sup>对光谱的原始数据进行标准化处理,用于进一步化学计量分析。120份指甲样本的红外光谱如图1所示。

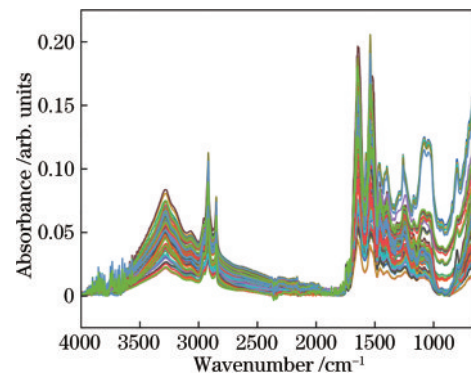


图1 120个指甲样本的红外光谱

Fig. 1 Infrared spectra of 120 fingernail samples

对比实验的设置:对同一样本的不同位置进行多次扫描,保存3~5次的光谱以进行对比;对同一人左右手不同手指指甲样本进行多次扫描,以验证实验的重复性。图2(a)为7号志愿者的指甲样本在五个不

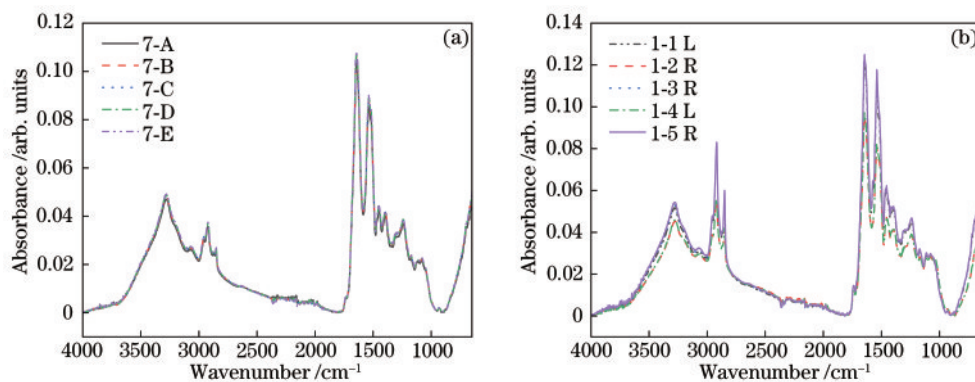


图2 不同样本的光谱。(a)7号志愿者不同位置指甲的红外光谱;(b)1号志愿者不同手指指甲样本的红外光谱

Fig. 2 Spectra of different samples. (a) Infrared spectra of nails in different positions of volunteer No. 7; (b) infrared spectra of different fingernail samples of volunteer No. 1

同位置采集的光谱。可以发现,同一指甲样本在不同位置的光谱无明显差别,即采集区域不会影响实验结果的可重复性。图 2(b)为 1 号志愿者五个不同手指指甲的红外光谱。可以发现,同一个体不同手指的光谱差异较小,但右手指甲(R)样本的相对峰高略高于左手指甲(L)样本<sup>[13]</sup>。这表明实验具有较好的重复性与再现性,有助于后续对不同个体、不同性别指甲样本差异性的探究。

### 3 实验结果与讨论

#### 3.1 样本光谱的分析

采集不同性别志愿者指甲样本在 4000~600  $\text{cm}^{-1}$  范围内的光谱数据。图 3(a)和图 3(b)分别为 5 个不同男性和女性志愿者指甲样本的光谱,其中,M 表示男性样本,F 表示女性样本。可以发现,不同性别指甲样本光谱的峰值走向类似,但相对峰高和峰形有明显差异。图 3(c)为 3 名男性和 3 名女性志愿者指甲样本

的光谱。可以发现,不同性别志愿者指甲样本的红外光谱整体变化趋势相似,但相对峰高差异较大。为了清晰辨别峰值差异与相对峰高,选取有限数量的样本光谱进行展示对比。

不同指甲样本的光谱峰位置相近,较明显峰值主要出现在 1250~1300  $\text{cm}^{-1}$ 、1500  $\text{cm}^{-1}$  附近、1600~1650  $\text{cm}^{-1}$ 、2900  $\text{cm}^{-1}$  以及 3300  $\text{cm}^{-1}$  附近,各峰位对应的基团振动表征如表 1 所示<sup>[8]</sup>。可以发现,不同性别指甲的红外谱中,峰的走势与位置差异较小,但相对峰高和峰型区别明显,且主要分布在 1000~1300  $\text{cm}^{-1}$ 、1500~1600  $\text{cm}^{-1}$  和 2900~3300  $\text{cm}^{-1}$  范围,这验证了基于光谱技术对指甲样本进行性别鉴别的可行性。但仅通过观察光谱的差异进行性别分类难以保证识别的准确性,且科学性不足。借助深度学习的相关建模方法将光谱数据的细微差别可视化,通过数据计算准确快速地鉴别出不同性别的指甲样本,并达到对未知样本进行有效性别预测的目的。

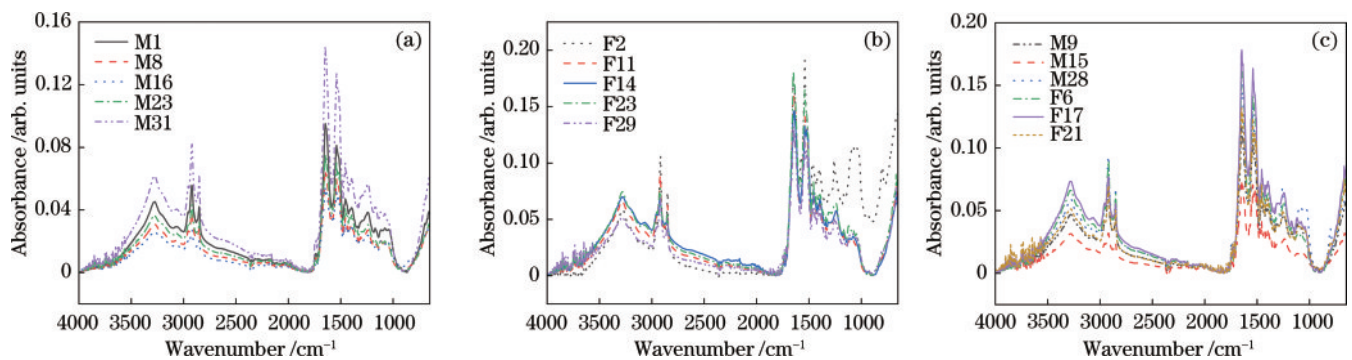


图 3 指甲样本的光谱。(a) 5 个男性指甲样本的红外光谱;(b) 5 个女性指甲样本的红外光谱;(c) 混合指甲样本的红外光谱  
Fig. 3 Infrared spectra of samples. (a) Infrared spectra of 5 male nail samples; (b) infrared spectra of 5 female nail samples; (c) infrared spectra of mixed nail samples

表 1 红外光谱的峰值及波段信息

Table 1 Peak and band information of infrared spectrum

| Wavenumber / $\text{cm}^{-1}$ | Mode of vibration   |
|-------------------------------|---|
| 3300                          | carboxyl acid and derivatives, O—H stretching                 |
| 2800–2900                     | C—H symmetric stretching                                      |
| 1639                          | C—O stretch and small contribution from NH bend, amide I band |
| 1500                          | amide II, C—N stretch and N—H in plane bend                   |
| 1300                          | amide III, N—H in plane bending, O—C—N bend, C—N stretch      |
| 1250                          | amide III, N—H in plane bending, O—C—N bend, C—N stretch      |

#### 3.2 主成分分析数据降维

PCA 是一种有效的数据降维方法,在处理大量特征数据时有很好的效果。其基本原理是以原始光谱数据为基础,以方差最大的方向作为第 1 维,大小次之的方向作为第 2 维,依次类推,将高维度的数据特征映射到低维度上,并参考高维度数据的特点重新构造出低维特征<sup>[14]</sup>。降维后得到的数据两两正交,将相互正交的低维特征作为主成分,用于进一步建模分析。借助 PCA 方法将数据整体进行可视化,有助于直观鉴别不

同样本间的差异。对预处理后 120 份不同性别指甲样本的光谱数据进行 PCA,将原有的数据矩阵规模进行降维压缩,用尽可能少的变量描述原有数据的主要特征。部分样本光谱数据的 PCA 结果如表 2 所示。可以发现,前 3 个主成分的累计方差贡献率已达 98.991%,这表明前 3 个主成分可以解释 98.991% 的原始数据信息,初步反映出不同性别指甲样本的显著差异性和可鉴别性。

基于 PCA 法得到的降维结果,给出了前 22 个主



表 2 样本光谱的 PCA 结果  
Table 2 PCA results of sample spectra

| Component | Eigenvalue | Cumulative variance / % |
|-----------|------------|-------------------------|
| 1         | 113.415    | 93.731                  |
| 2         | 5.364      | 98.165                  |
| 3         | 1.014      | 98.991                  |
| 4         | 0.541      | 99.439                  |
| 5         | 0.187      | 99.593                  |
| 6         | 0.169      | 99.733                  |
| 7         | 0.093      | 99.809                  |
| 8         | 0.064      | 99.863                  |
| 9         | 0.052      | 99.906                  |
| 10        | 0.028      | 99.929                  |
| 11        | 0.018      | 99.944                  |
| 12        | 0.017      | 99.958                  |

成分的特征值,如图 4 所示。可以发现,从第 4 个主成分开始,特征值点逐步平缓且逐步趋近于 0,方差贡献率明显降低。根据特征值大于 1 和累计方差率高于 85% 的要求<sup>[15]</sup>,选取前 3 个成分作为主成分进一步分析。

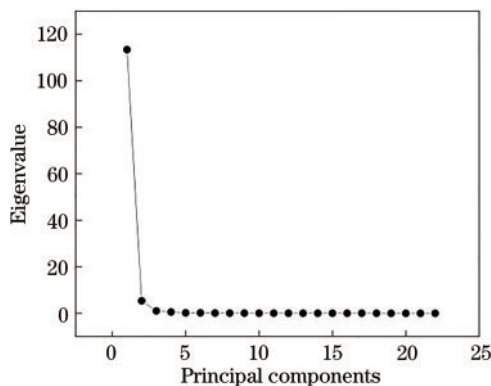


图 4 基于 PCA 法得到的特征值  
Fig. 4 Eigenvalues based on PCA method

### 3.3 多元判别分类模型的构建

#### 3.3.1 Fisher 线性判别分析

Fisher 判别分析(FDA)是一类监督学习的线性分类方法,通过寻找合适的投影方向建立一个或多个线

性判别函数,逐例计算出判别函数相应的判别得分,并根据设置的类别数进行样本类间数据最大程度分离和类内数据最大程度集中<sup>[16]</sup>,实现对待测样本的准确分类。

以 PCA 得到的降维数据为依据,对 120 份指甲样本的红外光谱数据构建 Fisher 判别分析和 MLP 两种分类模型,并对比两种模型下样本的分类识别准确率。在 FDA 模型中,获取到关于 120 个样本的 3 个 Fisher 判别函数  $f_1$ 、 $f_2$  及  $f_3$ ,为达到高效准确分类样本的目的,根据判别函数对应的方差贡献率尽可能高的要求,筛选其中 1 个函数  $f_1$ ,可表示为

$$f_1 = 5.537x_1 + 4.193x_2 - 2.993x_3 - 5.445. \quad (1)$$

显著性程度是显示不同样本在同一函数上差异性大小的直观数据<sup>[17]</sup>:当显著性程度位于 0.01~0.05 范围时,表明不同样本在该函数上的差异比较显著;当显著性程度小于 0.01 时,表明样本表现出的差异极为显著。 $f_1$  函数对应的显著性指标数据为 0.006,表明样本数据在  $f_1$  函数上的投影能够极大限度地区分数据的类间差异,实现较好的分类效果。

#### 3.3.2 多层感知器神经网络判别模型

MLP 是一种典型的神经网络算法,包含输入层、隐藏层以及输出层三部分结构。其中,隐藏层可以将原始变量映射到新的空间中进行分类输出,通过对样本的数个特征值进行线性与非线性组合,最终实现对样本的有效判别<sup>[13]</sup>,属于非线性样本分类方法。用 MLP 对经过 PCA 降维后的特征数据进行建模分析,为了避免数据间的过度拟合<sup>[11]</sup>,将 120 个指甲样本按照 7:3 的比例分成训练集与测试集,即选取 84 个指甲样本作为训练集构建 MLP 分类模型,36 个样本作为测试集以验证建立模型的科学性与有效性。FDA 和 MLP 两种模型分类结果如表 3 所示。可以发现: FDA 线性判别模型对 120 个样本的分类准确率达到 71.7%,能对大部分样本进行准确鉴别;MLP 模型分类准确率达到 91.4%,明显高于 FDA 模型。这表明 MLP 模型对指甲样本的分类效果优于 FDA 模型,能对大部分样本的性别指标进行准确判别,实验结果较为理想。

表 3 不同模型对样本的识别率

Table 3 Recognition rates of samples by different models

| Method | Total number of samples | Number of correctly classified samples | Training set / % | Test set / % |
|--------|-------------------------|--|------------------|--------------|
| FDA    | 120                     | 86                                     | 71.7             | 66.7         |
| MLP    | 120                     | 109                                    | 91.4             | 88.9         |

在 MLP 模型中,经过多次实验数据分析发现,对于 120 个指甲样本的降维光谱数据,采用非线性分析判别模型能得到更理想的分类效果,验证了神经网络等非线性深度学习模型对于理化物证检测识别的有效性和可靠性。原因是 FDA 属于线性判别模型,MLP 模型属于非线性判别模型,两者处理相同光谱数据的

方式差异较大。李佳瑞等<sup>[18]</sup>在检测分类苯二氮卓类和吩噻嗪类镇静安眠药方面,采用结合 MLP 的多元融合分类模型对于两类精神药物的识别准确率达到 100%。

#### 3.4 基于粒子群优化算法的反向传播神经网络模型

粒子群优化(PSO)算法是一种全局优化算法<sup>[19]</sup>。

将数据初始化为一群随机粒子,通过数次迭代过程,持续更新粒子状态,从而获得粒子所属种群的最优解。PSO算法通用性强,收敛速度快,且不依赖于求解问题的具体信息,采用PSO算法优化反向传播(BP)神经网络,有效改进传统BP神经网络易陷入局部最优解的缺陷<sup>[20]</sup>,进一步提高模型分类识别的效率与准确率。PSO-BP神经网络的算法流程如图5所示。

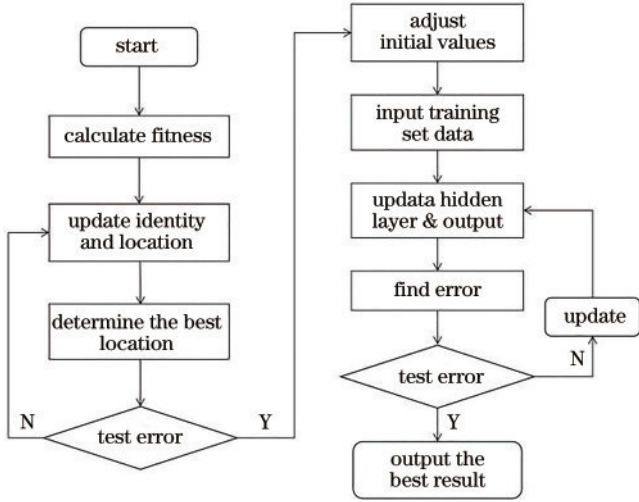


图5 PSO-BP神经网络的流程图

Fig. 5 Flowchart of the PSO-BP neural network

借助Matlab软件进行建模分析,采用PSO算法改进BP神经网络模型对不同指甲样本的光谱数据展开分类识别工作。图6为该模型下训练数据的梯度曲线

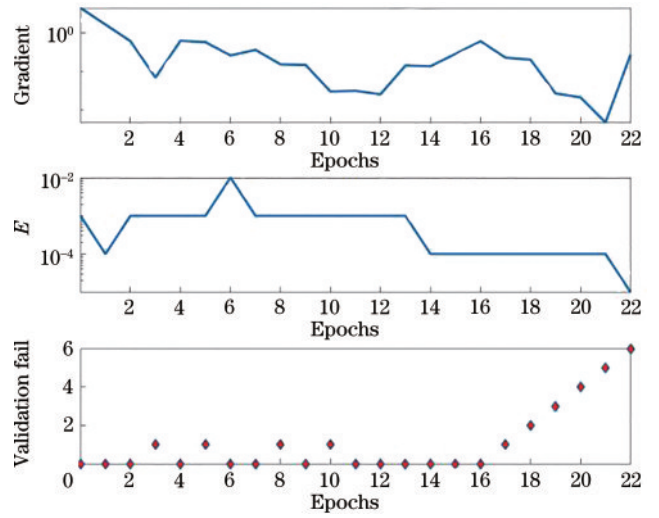


图6 基于PSO-BP神经网络的预测结果

Fig. 6 Prediction results based on PSO-BP neural network

与均方误差关系。其中, $E$ 表示权值误差,会对模型的输出次数产生影响。用PSO算法进行迭代的优化过程中, $E$ 值随着误差的增加而增加<sup>[21]</sup>,直至找到最小误差值,此时 $E$ 达到最大值并停止训练。从图6可以发现, $E$ 达到最大值后开始呈递减趋势,误差值则逐步增大。

图7为PSO-BP模型中训练集与测试集数据的拟合结果。其中:输出值(Output)为 $I$ ;目标值(Target)为 $T$ ;  $R$ 为均方差根,其值越接近1,表明拟合效果越好。可以发现,数据的总体拟合程度达到97.743%。

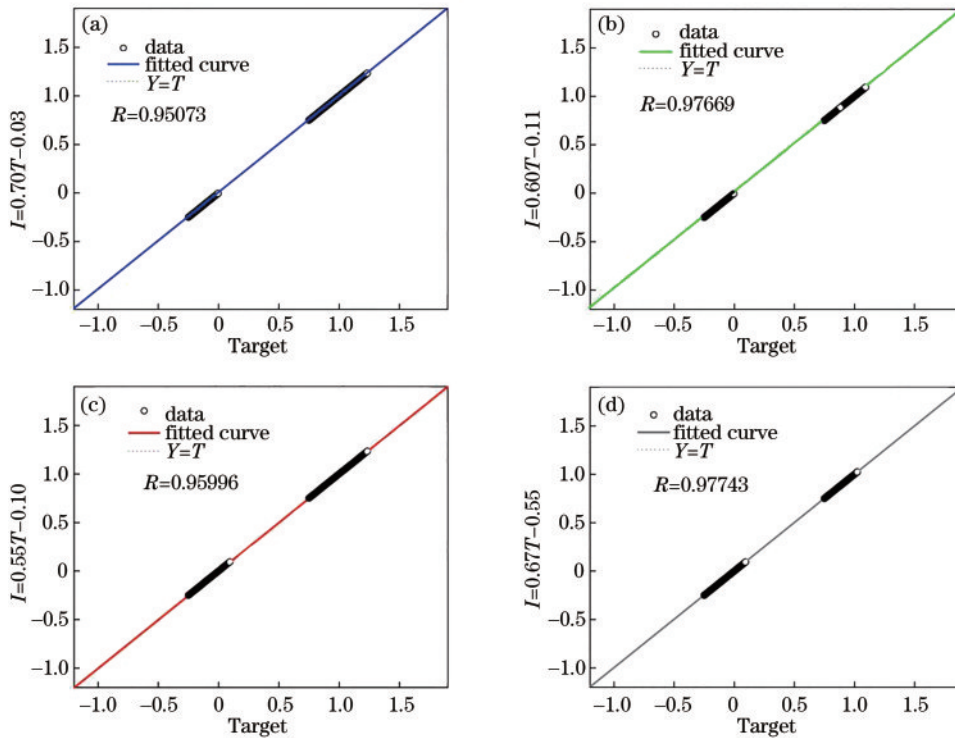


图7 基于PSO-BP神经网络的拟合结果。(a)训练集;(b)验证集;(c)测试集;(d)总体集

Fig. 7 Fitting results based on PSO-BP neural network. (a) Training set; (b) validation set; (c) test set; (d) population set

训练集和测试集与原始数据的拟合程度分别达到了 95.073% 和 95.996%, 这验证了该模型在基于指甲的性别识别方面准确率较高, 效果理想。

基于 MLP 神经网络对指甲性别的预测识别和基于 PSO-BP 神经网络对指甲性别的预测识别结果分别如图 8 和图 9 所示。可以发现: MLP 对所有样本数据的识别准确率为 91.4%; 基于 PSO 算法改进的 BP 神经网络模型对样本数据分类识别的准确率达到 97.7%。MLP 作为一种多层前馈神经网络, 其优势在于处理非线性特征显著的样本数据时向各层之间加入相应的激活函数, 增强了模型的非线性表达能力, 从而达到较好的分类效果。传统 BP 神经网络在处理样本数据时不断根据训练过程中的逆向传播误差反馈调整参数下一步的方向与幅度, 逐步逼近优化目标, 具有一定的局限性。采用 PSO 算法对 BP 神经网络进行优化, 能显著提高其分类识别的准确率。在指甲样本的性别预测判别方面, 基于 PSO 算法改进的 BP 神经网络识别效果显著优于 Fisher 线性判别和 MLP 神经网络模型。

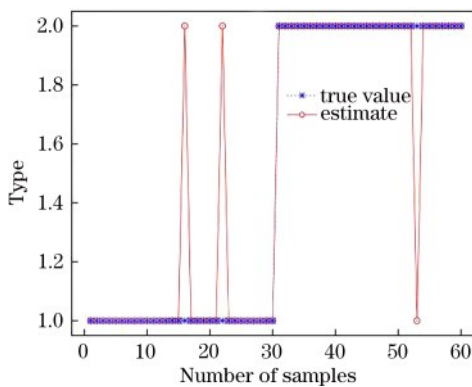


图 8 基于 MLP 神经网络的性别预测识别结果

Fig. 8 Gender prediction and recognition results based on MLP neural network

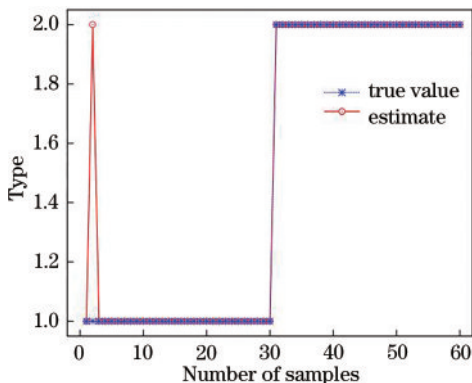


图 9 基于 BP 神经网络的性别预测识别结果

Fig. 9 Gender prediction and recognition results based on BP neural network

## 4 结 论

实验采用多元建模分析方法, 对同年龄段不同性

别的 120 个指甲样本的红外光谱数据展开深入研究, 成功完成样本的判别归类。用基于 PSO 算法改进的 BP 神经网络进行样本分析, 有效规避了传统 BP 神经网络中的缺陷, 实现对实验样本的准确鉴别与分类。实验结果表明, 分子光谱分析技术可以实现对案发现场指甲物证的快速无损提取, 在现场快速分析出物证样本的光谱数据, 且不会对样本造成损伤, 便于后续进行复检复核等操作。将深度机器学习引入理化物证检验中, 可以有效判别包括指甲在内的许多生物物证样本。研究过程发现, 指甲作为实验样本进行光谱数据分析时存在一定的局限性, 主要体现在样本采集与清洁两方面。在法庭科学领域实际工作中, 作为现场物证进行研究分析的指甲往往具有量小体微、不易采集的特性, 现场提取的痕量检材受污染较为严重, 而分子光谱技术要对检验对象进行高度清洁, 会大大提高对样本的前处理成本。随着研究的逐步深入, 考虑拓展研究对象的范围及方向, 如对不同年龄段、不同职业以及不同地域之间指甲样本的分类鉴别, 结合现有的骨骼、毛发等多类生物组织的光谱数据, 采用合适的深度学习模型进行分析比较, 开展不同类别样本之间的数据碰撞, 能更好地解读人个体生物组织的光谱数据, 为公共安全视域下犯罪嫌疑人性别鉴定乃至精确个性特征的筛定提供参考。

## 参 考 文 献

- [1] 张继宗. 中国法医人类学三十年[J]. 人类学学报, 2013, 32(3): 256-263.  
Zhang J Z. Research of forensic anthropology for 30 years in China[J]. Acta Anthropologica Sinica, 2013, 32(3): 256-263.
- [2] 王德明, 尤剑达, 刘珠耀. 根据成人的耻骨缘枝角和耻骨联合部宽高指数鉴定性别[J]. 中国法医学杂志, 1987, 2(3): 143-145.  
Wang D M, You J D, Liu Z Y. The determination of sex using the discriminative scores of the margo ramus angulus os pubis and the width-height index of symphysis pubis[J]. Chinese Journal of Forensic Medicine, 1987, 2 (3): 143-145.
- [3] 周蜜, 潘雷, 邢松, 等. 湖北郧县青龙泉新石器时代居民牙齿磨耗及健康状况[J]. 人类学学报, 2013, 32(3): 330-344.  
Zhou M, Pan L, Xing S, et al. Tooth wear and health conditions of the neolithic population of Qinglongquan, Yunxian, Hubei province[J]. Acta Anthropologica Sinica, 2013, 32(3): 330-344.
- [4] 何欣龙, 梅宏成, 王继芬, 等. 人指甲中氢、氧稳定同位素在法医学领域的应用[J]. 人类学学报, 2020, 39(3): 483-494.  
He X L, Mei H C, Wang J F, et al. Research and application on hydrogen and oxygen stable isotopes of human fingernails in forensic science[J]. Acta Anthropologica Sinica, 2020, 39(3): 483-494.
- [5] 刘畅, 施海亮, 李志伟, 等. 星载红外高光谱傅里叶变



- 换光谱仪条纹计数错误的检测及校正[J]. 光学学报, 2020, 40(16): 1630002.
- Liu C, Shi H L, Li Z W, et al. Detection and correction of fringe count error in spaceborne infrared hyperspectral Fourier transform spectrometer[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(16): 1630002.
- [6] 高乾坤, 刘文清, 张玉钧. 针对湍流噪声的傅里叶光谱数据处理方法[J]. 光学学报, 2021, 41(17): 1730001.
- Gao Q K, Liu W Q, Zhang Y J. Fourier spectrum data processing method for turbulent noise[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(17): 1730001.
- [7] 汪红艳, 吕银, 王凡, 等. 食管癌患者指甲的红外光谱研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(2): 331-334.
- Wang H Y, Lü Y, Wang F, et al. Study on FTIR spectra of finger nails of normal people and patients of esophagus cancer[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(2): 331-334.
- [8] Sharma A, Verma R, Kumar R, et al. Chemometric analysis of ATR-FTIR spectra of fingernail clippings for classification and prediction of sex in forensic context[J]. Microchemical Journal, 2020, 159: 105504.
- [9] 卫辰洁, 王继芬, 季佳华, 等. 基于Bayes判别的手帕纸红外光谱鉴别[J]. 化学研究与应用, 2021, 33(2): 269-275.
- Wei C J, Wang J F, Ji J H, et al. Infrared spectrum identification of handkerchief paper based on Bayes discrimination[J]. Chemical Research and Application, 2021, 33(2): 269-275.
- [10] 何欣龙, 王继芬. 牛顿插值多项式-导数光谱无损检测车用保险杠[J]. 激光技术, 2020, 44(3): 333-337.
- He X L, Wang J F. The identification about the automotive bumper based on Newton interpolation polynomial-infrared derivative spectroscopy[J]. Laser Technology, 2020, 44(3): 333-337.
- [11] 卫辰洁, 王继芬, 范琳媛, 等. 基于光谱数据融合和人工神经网络的汽车灯罩鉴别[J]. 中国塑料, 2020, 34(12): 59-64.
- Wei C J, Wang J F, Fan L Y, et al. Identification of automobile lampshade based on spectral data fusion technology and artificial neural network[J]. China Plastics, 2020, 34(12): 59-64.
- [12] 侯伟, 王继芬, 何欣龙. 基于支持向量机建模的重质矿物油光谱模式识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0630001.
- Hou W, Wang J F, He X L. Spectral pattern recognition of heavy mineral oil using support vector machine modeling[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0630001.
- [13] 侯伟, 王继芬, 刘怡然. 基于机器学习的人体指甲分子结构水平下所属行为人特征刻画及溯源分析[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 1830002.
- Hou W, Wang J F, Liu Y R. Spectral pattern recognition and traceability analysis of fingernail based on machine learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(18): 1830002.
- [14] 季佳华, 王继芬, 王冠翔, 等. 基于径向基函数的水性木器漆喇曼光谱鉴别[J]. 激光技术, 2020, 44(6): 762-767.
- Ji J H, Wang J F, Wang G X, et al. Raman spectrum identification of waterborne wood coating based on radial basis function[J]. Laser Technology, 2020, 44(6): 762-767.
- [15] 何欣龙, 陈利波, 王继芬, 等. 基于K近邻算法的塑钢窗拉曼光谱分析[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 053001.
- He X L, Chen L B, Wang J F, et al. Raman spectroscopy analysis of plastic steel window based on K nearest neighbors algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 053001.
- [16] 李乡儒, 胡占义, 赵永恒. 基于Fisher判别分析的有监督特征提取和星系光谱分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(9): 1898-1901.
- Li X R, Hu Z Y, Zhao Y H. Supervised feature extraction based on FDA and galaxy spectra classification [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(9): 1898-1901.
- [17] 颜文杰, 卫辰洁, 范琳媛, 等. 基于Fisher判别-支持向量机的汽车灯罩显微激光拉曼光谱研究[J]. 中国塑料, 2021, 35(3): 124-129.
- Yan W J, Wei C J, Fan L Y, et al. Study on microscopic laser Raman spectroscopy of automobile lampshade based on Fisher discriminant-support vector machine[J]. China Plastics, 2021, 35(3): 124-129.
- [18] 李佳瑞, 王继芬, 刘津彤. 公共安全视域下精神药物光谱学无损分类[J]. 分析测试学报, 2022, 41(2): 276-282.
- Li J R, Wang J F, Liu J T. Non-destructive classification of psychotropic drugs based on spectroscopy from the perspective of public security[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2022, 41(2): 276-282.
- [19] Mansouri K, Cariello N F, Korotcov A, et al. Open-source QSAR models for pKa prediction using multiple machine learning approaches[J]. Journal of Cheminformatics, 2019, 11(1): 60.
- [20] 巩稼民, 刘芳, 吴艺杰, 等. 基于神经网络和人工蜂群算法的拉曼光纤放大器设计方案[J]. 光学学报, 2021, 41(20): 2006002.
- Gong J M, Liu F, Wu Y J, et al. Design of Raman fiber amplifier based on neural network and artificial bee colony algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(20): 2006002.
- [21] 蓝吕盈, 唐向红, 顾鑫, 等. 基于乌鸦搜索优化BP神经网络的入侵检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0610006.
- Lan L Y, Tang X H, Gu X, et al. Intrusion detection method of BP neural network based on crow search algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0610006.