DOI：10.19789/j.1004-9398.2025.05.001
文献引用：胡灿，朱军，梅宏成，等.人工智能技术在微量物证检验鉴定中的应用[J].首都师范大学学报（自然科学版），2025，46（5）：1-7. HU C，ZHU J，MEI H C，et al. Application of artificial intelligence technology to trace evidence identification[J]. Journal of Capital Normal University（Natural Science Edition），2025，46（5）：1-7.

人工智能技术在微量物证检验鉴定中的应用*

胡　灿**，朱　军，梅宏成，郭洪玲，李亚军，邓显贺，李　智
（公安部鉴定中心，北京　100038）

摘要：微量物证检验鉴定在完善证据链条、揭示案件真相以及打击犯罪活动等方面均发挥着重要作用，然而部分传统的鉴定方式主观性较强，且检测速度和结果准确度还有待进一步提高。近年来，人工智能（AI）技术在微量物证检验鉴定中的应用，尤其是机器学习、计算机视觉和深度学习等技术的引入，为微量物证的识别、分析与比对提供了新的解决方案，有效提高了鉴定工作的效率和结果的准确性。本文综述了AI技术在微量物证检验中包括光谱分析、显微图像分析和结果研判等方面的应用，探讨了AI在提升检验效率与准确性方面发挥的作用，并展望了其未来在微量物证检验鉴定领域的发展方向。

关键词：人工智能；法庭科学；微量物证；检验鉴定
中图分类号：DF79；O65　　**文献标志码**：A

Application of artificial intelligence technology to trace evidence identification*

HU Can**，ZHU Jun，MEI Hongcheng，GUO Hongling，LI Yajun，DENG Xianhe，LI Zhi
（Institute of Forensic Science，Ministry of Public Security，Beijing　100038）

Abstract：Trace evidence identification is a vital aspect of forensic identification but is facing methodological challenges since the utilized analytical methods have slow processing speeds，limited accuracy，and a reliance on expert experience. Recently，artificial intelligence（AI）technologies have introduced innovative solutions for the recognition，analysis，and comparison of trace evidence，greatly enhancing both efficiency and accuracy，particularly machine learning，computer vision，and deep learning. This paper reviews the application of AI technology in the examination of trace evidence，including aspects such as spectral analysis，microscopic image analysis，and result interpretation. The roles of AI were discussed in respect of improving the efficiency and accuracy of forensic examinations，with some of its future development prospects.

Keywords：artificial intelligence；forensic science；trace evidence；examination and identification
CLC：DF79；O65　　**DC**：A

0　引　言

微量物证是指与案件有关的、能够为侦查破案提供方向和线索，能够证实犯罪行为的各种微细物质[1]，如毛发、纤维、油漆、泥土、爆炸残留物、射击残留物和助燃剂残留物等。随着犯罪分子反侦查意

收稿日期：2024-12-11
*国家重点研发计划课题项目（2023YFC3304003）；国家自然科学基金项目（22104018）；国家留学基金项目
**通信作者：hucanjiayou@126.com

识增强,在传统物证难以获取的情况下,微量物证的检出对于揭示犯罪真相、还原犯罪过程具有重要作用,常常成为案件侦破的关键。

微量物证检验的传统手段包括光谱[2-4]、色谱[5-8]和质谱[9-11]等方法,可基本实现微量物证的检验鉴定,但也存在一些不足。部分微量物证的检验依赖于技术人员的个人经验和手工操作精度,存在主观性强、耗时长、准确率较低等问题,尤其在面对大量复杂数据时,人工分析效率低下。

随着人工智能(artificial intelligence,AI)技术的飞速发展,特别是在机器学习(machine learning,ML)、深度学习(deep learning,DL)、图像识别和模式识别等领域的突破,使其在各个领域的应用日益广泛[12-14]。AI在微量物证检验鉴定中的应用亦展现出巨大的应用潜力和前景。AI技术能够通过自动化分析减少人为误差,提高光谱、色谱和质谱等检验鉴定的速度和准确度。同时,AI强大的数据处理能力,使得从海量数据中快速提取有用信息成为可能,极大地扩展了微量物证检验鉴定的应用范围和深度。

正是由于AI技术在微量物证领域广阔的应用前景,当前国内外已经发展了一系列基于AI技术的微量物证检验方法。然而目前尚未有文献总结该领域的发展现状,为此,本文系统梳理了AI在微量物证检验鉴定中的应用情况,探讨了AI技术在克服传统检验方法局限性方面发挥的作用,并展望了其未来在法庭科学领域的应用前景。

1 AI简述

AI基于ML、DL和模式识别等技术[15-16],使计算机模拟人类的认知达到自主决策、学习和适应的目标,从而在复杂环境中执行任务。

ML是AI的核心,其使计算机系统能够从数据中学习并作出预测或决策,而无需进行明确的编程[17-18]。ML算法通常分为监督学习、无监督学习和强化学习。监督学习算法通过从标记的训练数据中学习,以预测或分类新的数据点,常用的算法包括线性回归、决策树、随机森林(random forest,RF),支持向量机等;无监督学习算法则处理未标记的数据,以发现数据中的模式或结构,常用的算法包括K-means等;强化学习算法则通过奖励和惩罚机制来学习最优行为策略,如Q-Learning等。

DL是ML的一种特殊方法,专注于利用多层次的神经网络学习训练数据[19]。DL模型,特别是卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)和循环神经网络(recurrent neural network,RNN),因其在图像识别、语音识别和自然语言处理等领域的卓越性能而受到广泛关注。在微量物证鉴定中,DL可用于自动化开展物证图像分析、特征提取和比对,如纤维、孢粉等的显微图像识别。

模式识别是机器学习的一个重要应用方向,侧重于利用ML算法识别数据和分类任务,是识别数据中模式和规律的过程,可应用于各种类型数据,包括图像、声音和文本等[20-21]。在微量物证检验鉴定中,模式识别技术可以用来分析物证的多种特征,包括显微图像、光谱数据和数字等,从而识别出特定的物质或成分。通过ML算法,可以从大量物证数据中学习和提取特征,进而提高物证鉴定的准确性和可靠性。

2 AI技术在微量物证检验鉴定中的应用

2.1 光谱分析

光谱分析是利用光谱来确定物质的化学组成和相对含量的方法。常用光谱分析法包括傅里叶变换红外光谱(Fourier transform infrared spectroscopy,FTIR)、紫外-可见吸收光谱(UV-visible spectrophotometry,UV-Vis)、拉曼光谱等方法,虽然在微量物证分析中取得了显著成果,但由于数据维度高、噪声干扰大、样本复杂等因素,使得传统方法在数据处理与分析中仍存在一定的局限性。现阶段,AI在光谱数据分析中展现了巨大的应用潜力,主要体现在:(1)数据预处理,光谱数据常包含大量噪声和冗余信息,AI算法能够通过特征选择与数据降维技术,如主成分分析(principal component analysis,PCA)、自动编码器等,提取最具代表性的特征,减少干扰因素,提高分析效率;(2)自动分类与识别,基于已训练的ML或DL模型,AI能够对光谱数据自动分类、识别和预测,即AI将不同物质的光谱数据进行匹配与分类,快速区分不同类型的微量物证;(3)模式识别与异常检测,通过识别光谱数据中的潜在模式,AI能够寻找到数据中的异常点,进而揭示样本间的关联性与特征差异,对于未知样本的鉴定具有重要价值。

Sharma等[22]通过建立基于多种ML的FTIR分析方法,对104个纺织纤维样品进行了特征提取与

分类,利用PCA降维光谱数据,结合Python中的PyCaret库判别样本,最终选择了最优ML算法,并成功对不同纤维样本分类,准确率达100%;Preisler等[23]利用ML的FTIR方法分析了古代艺术品的颜料成分,结合蒙特卡洛模拟生成的合成光谱数据,成功地识别出拉斐尔画作中的颜料成分;Teramoto等[24]将ML与红外光谱相结合,对水性丙烯酸涂料的涂层进行了无损检测,使用支持向量机、决策树和RF等多种算法分类了紫外-可见FTIR吸收光谱数据,高精度预测了涂层的变化;Xu等[25]建立了基于ML的可见-近红外(visible-near-infrared,VNIR)反射光谱检测法,检测了中国几种典型土壤类型的19个完整土壤剖面的VNIR光谱,比较了3种ML模型在预测深度为(100±5)cm的完整土壤剖面中的土壤pH和总磷含量,表明支持向量机回归模型与贝叶斯优化方法的结合,适用于通过VNIR光谱准确预测完整土壤剖面中的土壤pH和总磷含量。

2.2　显微图像分析

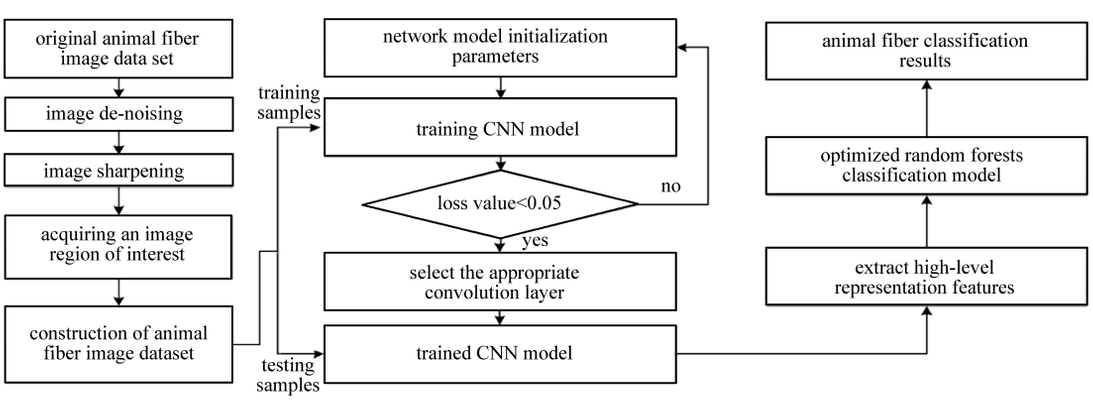
显微图像分析技术广泛应用于微量物证的检验与鉴定,尤其是在分析纤维、毛发和孢粉等微小物证时,光学显微镜、扫描电子显微镜等能够提供高分辨率的图像信息。通过显微图像,专家能够详细观察物证的形态、结构和尺寸特征,从而进行物证鉴定。目前,显微图像的分析依赖于专家的经验,分析过程通常较为繁琐,且容易受主观因素的影响。AI技术可用于提高显微图像分析的效果表现在:(1)特征提取,通过不同算法能够从显微图像中自动提取具有代表性的特征,减少人工干预,避免人为判断偏差;(2)自动分类与识别,自动分类显微图像中的物证,以区分不同类型的纤维、孢粉或颗粒物;(3)图像增强与去噪,对低品质或有噪声的图像进行去噪处理、图像增强,从而提高图像的清晰度,增强物证的可见特征;(4)模式识别与异常检测,识别显微图像中的复杂模式并检测潜在异常,即自动检测出纤维样本中的破损区域或花粉样本中的变异形态。

2.2.1　纤维图像识别与分类

特征提取是纤维显微图像识别的关键步骤。Zhu等[26]为了提高羊毛和羊绒显微图像分类的准确性,提出了一种基于CNN和RF的混合模型(图1),用于动物纤维显微图像的自动特征提取和分类,使用CNN从动物纤维图像中学习具有代表性的高级特征,添加丢弃层以避免过度拟合,采用反向传播算法优化CNN结构,引入泛化能力强的RF分类动物纤维显微图像,以获得最终结果,表明与其他分类方法相比,该方法具有更好的泛化性能和更高的分类精度;Valentino等[27]采用数字全息显微镜技术结合ML算法区分羊毛纤维与羊绒纤维,通过ML方法自动识别纤维特征,提高了显微图像分析的准确度和处理效率。

2.2.2　孢粉图像识别与分类

基于ML对孢粉分类的研究有2种方式:一种是采用纯粹的演绎、经典的ML技术[28],这需要大量的人工输入,可能无法捕捉到分类所需的重要微妙特征;另一种是采用纯归纳的ML网络法[29],通过创建分类规则减少人工输入,因此被视为一个“黑匣子”。为了克服以上不足:Barnes等[30]开发了一种引导式DL网络,允许专家在分类过程中添加标签,同时利用网络提取特征,采用成像流式细胞仪采集花粉图像(图2),结合所建立的引导式DL,成功实现了古老湖泊沉积物中花粉的分类;Bourel等[31]在光学显微镜下拍摄花粉粒的照片,将CNN集成



注:CNN为卷积神经网络。

图1　基于混合模型的纤维分类流程[26]

在一个决策树系统中,使用所建立的系统训练了1 102粒完整花粉,以276粒完整花粉、223粒受损花粉和97粒化石花粉为验证数据集,测试了8种类型花粉的光学图像,成功识别了完整、受损和化石花粉粒,对应错误分类率分别为0、2.8%和3.7%。

2.3 辅助结果研判

微量物证的检验与分析通常涉及大量数据,且这些数据往往具有复杂的多维度特征。在传统的微量物证研判中,专家依据经验和知识判定分析结果。然而,随着案件的复杂性和物证数据的日益增多,AI技术在微量物证结果研判中的应用已逐渐成为提升效率与准确性的重要手段。AI能够有效地从大量数据中提取有价值的信息,并通过模式识别、ML和深DL等技术,辅助专家判断地更为精确和客观。

AI在微量物证的结果研判中主要应用于以下方面:(1)模式识别与分类,通过ML算法,AI能够对不同类型的物证特征分类,识别规律与模式。这种分类不仅依赖于传统的统计学方法,还能自动识别未知的物证模式,从而提高研判的全面性。(2)数据挖掘与关联分析,AI在处理大量物证数据时能够高效挖掘数据间的潜在关联,如物证之间的相似性、时间与空间的关联等,为案件的推理提供更加细致和准确的依据。(3)异常检测与模式偏差识别,AI能通过DL技术,可识别数据中的异常值和偏差。例如,在分析火灾现场残留物时,AI能够识别疑似助燃剂的异常成分,并与其他常见物质区分,降低人为误判的可能性。(4)决策支持与推理,AI不仅可以帮助分析数据,还可以提供决策支持,通过建立推理模型,辅助专家作出更加合理的判断。

2.3.1 火灾残渣中的助燃剂识别

在火灾调查中,火场残渣中的助燃剂残留物检测往往受多种因素干扰,检验难度大:一方面,助燃剂本身成分复杂,包括直链烷烃、支链烷烃、烷基苯、稠环芳烃和茚满等;另一方面,火场中存在大量的可燃物,如纤维、橡胶和塑料等有机高分子材料,这些材料皆为典型的石油化工产品,燃烧过程中易产生与助燃剂残留物相同或相近的成分,干扰结果的研判。通常,对火场残渣中助燃剂残留物的识别包括对助燃剂残留物成分的分析,然后由训练有素的技术人员综合研判分析结果,研判过程很大程度上依赖于专家经验。近年来,ML技术在火灾残骸分析中的应用取得了显著进展,特别是在识别汽油残留物方面。

2022年,Bogdal等[32]开发了能够基于气相色谱质谱(gas chromatography-mass spectrometry, GC-MS)数据识别火场残渣中汽油残留物的ML算法,对包含360个测量值的数据库,应用RF、梯度增强、支持向量机和朴素贝叶斯共4种方法,将火场残渣成功分为"有汽油"和"无汽油"2类;此外,RF方法还揭示了不同化合物与算法对样本进行分类最相关,其有可能成为火灾碎片样本的快速筛查技术,同时指出火场残骸中助燃剂残留物的明确鉴定始终必须由鉴定人员完成。2023年,Park等[33]使用了一个包含约4 000个疑似纵火案件的实际GC-MS数据集,开发了RF、支持向量机和CNN共3种基于ML的分类模型,且模型被训练以将数据分类为6类,CNN模型的分类准确率达到92%,显示出比RF和

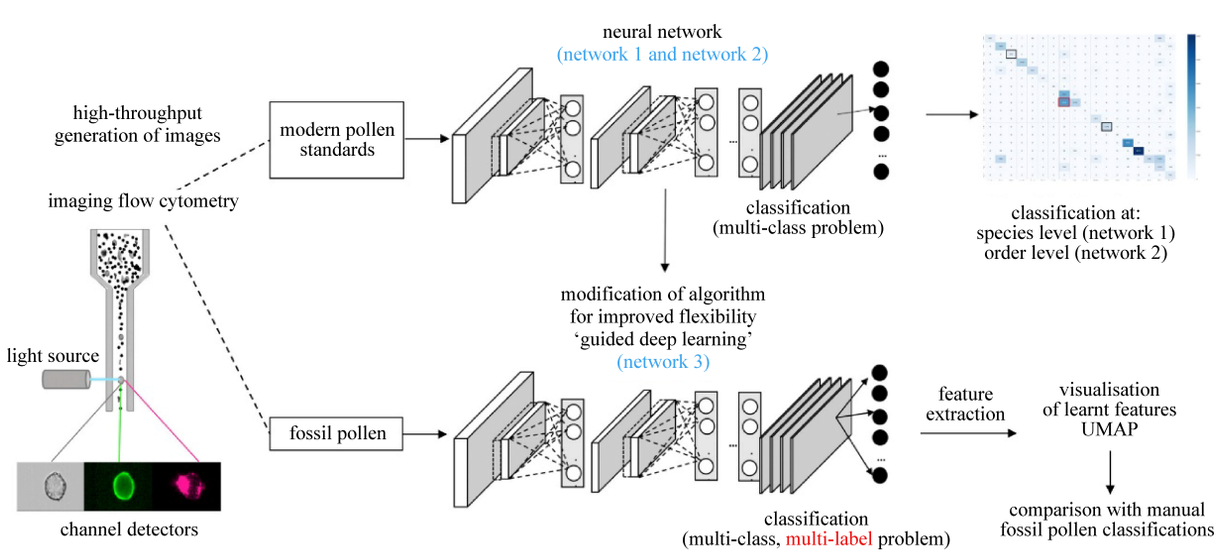
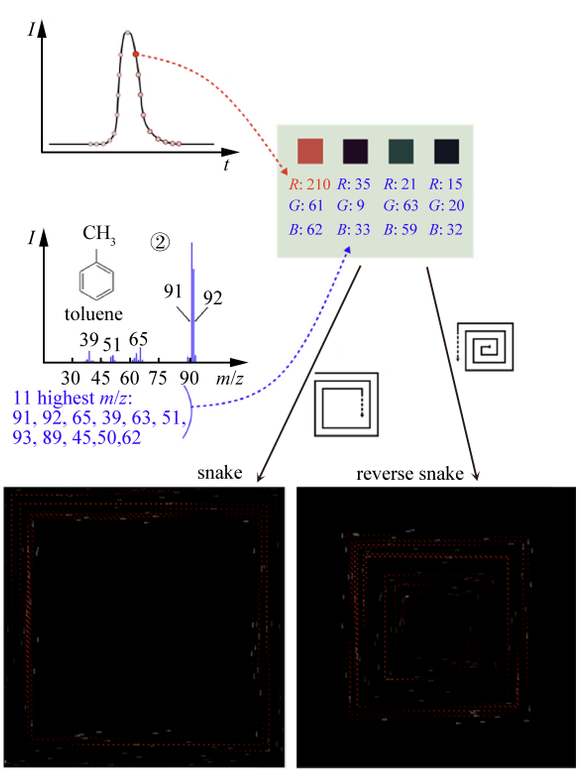


图2　基于深度学习和成像流式细胞仪的孢粉分类流程[30]

支持向量机模型更高的准确性。

Bogdal 等[34]在传统 ML 基础上，进一步创新性地将 GC-MS 数据转换为位图图像（图 3），并利用 CNN 分类，核心在于数据到图像的转换，使得复杂的色谱和质谱数据能够通过 CNN 识别有效的模式，分类准确率为 95% ~ 98%；Huang 和 Yu[35]通过转移学习在 CNN GoogLeNet 的基础上开发了一种图像分类 AI，用于智能分类含有汽油残留物的样本，通过顶空固相微萃取（headspace-solid phase microextraction，HS-SPME）结合 GC-MS 分析燃烧残留物，将 HS-SPME 的 GC-MS 数据转换为热图、提取的离子热图和总离子色谱图 3 种类型的图像呈现，每次扫描的丰度和质荷比被转换为代表汽油特征的图像模式，迁移学习数据被标记为“有汽油”和“没有汽油”2 类，评估结果表明，所有 AI 模型在识别纯汽油方面的准确率都达到 100%±0，当使用加标样本评估模型时，使用提取的离子热图开发的 AI 模型获得了最高的准确率为 95.9%±0.4%。



注：I 为强度；t 为时间；m/z 为质荷比；R、G、B 分别为红色、绿色和蓝色的强度值。

图 3　基于气相色谱质谱数据生成位图图像[34]

这些研究所采用的 ML 模型和数据处理方法不同，但都有效地提高了助燃剂残留物分析的效率和准确性，然而，ML 的解释性仍然是一个挑战，需要进一步研究以确保其在法庭科学领域的可靠应用。

2.3.2　射击残留物的分析

射击残留物的检验通常是采用扫描电镜能谱法检验射残颗粒的元素和形态，然后由技术人员基于知识和经验逐一确认每一个颗粒并综合分析，以研判嫌疑人是否开枪等问题，以上分析往往要耗费大量的时间和精力。Matzen 等[36]基于代表性数据构建了一个似然比系统，用于区分不同来源的射击残留物，以文献报道的常用 ML 模型分析，并验证了结果的可靠性，表明系统的区分效果良好；Gallidabino 等[37]应用 ML 技术预测和关联未发射弹药与射击后残留物之间的化学组成特性，采用 GC-MS 定量分析 9 种不同类型弹药和击发后射击残留物的有机枪药，建立了一种名为定量剖析-剖析关系（quantitative profile-profile relationship，QPPR）的模型，通过组合和评价 14 种不同的 ML 技术，获得了高度相似的预测和实验测量特征组分，中位数相关系数为 0.982。

2.4　其他应用

微量物证的检验通常伴随着大量数据的产生。AI 中的数据挖掘与模式识别技术能够有效地从大量的检验数据中提取有用信息，帮助专家作出更为准确地判断。笔者基于反向神经网络模型（back propagation neural network，BPNN），建立了通过泥土颜色间接预测泥土中铁含量的方法[38]：采用显微分光光度法分析泥土颜色，并将测量光谱转换为色度值；结合统计学方法，以泥土的红色指数和色度值为变量，分别利用线性回归和反 BPNN 模型预测了铁含量；比较了不同建模条件对建模精度的影响，证实采用铁含量>2.13% 的样品建模，能得到更准确的预测结果；BPNN 模型的预测值相关系数（R^2）和均方根误差（RMSE）分别为 0.955 和 0.336%，优于线性回归模型（R^2=0.859，RMSE 为 1.070%）。

3　结论与展望

随着 AI 技术的不断发展，未来微量物证的检验将更加自动化、智能化。利用图像处理和 DL 技术对物证自动检测、分类和分析，尤其是在大量样本处理和高复杂度案件中，AI 的物证鉴定应用将更加广泛。例如，利用计算机视觉技术，AI 自动识别并分类犯罪现场的毛发、纤维等微量物证，缩短案件侦破时间，减少人为因素的干扰。同时，DL 技术

将使微量物证的比对更加精准,特别是对于形态微小、细节复杂的物证(如毛发、纤维等),AI能够自动从图像中识别出无法由肉眼察觉到的细节,实现高效且准确的物证匹配。

未来AI将在多模态数据的分析中发挥重要作用,综合处理来自不同来源的信息,进行跨领域分析。通过DL模型,AI能够将物证的多种数据(如化学成分、光谱分析、形态特征等)整合,从而提供更为全面和准确的检验结果。这种多模态数据的结合分析,将为司法鉴定提供更强大的支持。随着物证数据库的逐步完善,AI与数据库的结合将成为微量物证检验的趋势之一,通过与大型数据库的自动化比对,快速匹配案件中的微量物证与历史案件数据,寻找相似案例或潜在线索。此外,通过持续学习、更新数据库和改进检验方法,AI还将在案件侦破的决策过程中发挥辅助作用,通过ML和数据挖掘,对案件中的大量证据进行数据关联和模式识别,从而为侦查人员提供有价值的线索和预测。例如,AI通过分析犯罪现场的微量物证与历史案件的相似性,帮助侦查人员推测犯罪行为的模式、时间线和犯罪嫌疑人的活动轨迹,进而为案件侦破提供科学依据。

尽管AI在微量物证检验中取得了一定进展,但仍面临一些挑战和发展瓶颈:一是数据品质与数量的挑战,AI模型的训练需要大量高品质的标注数据,而在微量物证领域,标注数据的缺乏和数据品质的差异会影响模型的准确性;二是模型的可解释性,DL模型的"黑箱"特性使得其推理过程难以解释,这对于司法鉴定的透明性和公信力提出了挑战。跨学科合作和AI技术的不断优化,将推动这一领域的快速发展,助力司法鉴定的科学化、智能化。

参 考 文 献

[1] 郝红霞,连园园,刘晓培,等.国外微量物证检验研究进展[J].证据科学,2011,19(4):505-512.

[2] XU X, DU C, MA F, et al. Forensic soil analysis using laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) and Fourier transform infrared total attenuated reflectance spectroscopy (FTIR-ATR): principles and case studies [J]. Forensic Science International,2020,310(5):110222.

[3] DOTY K C, LEDNEV I K. Differentiation of human blood from animal blood using Raman spectroscopy: a survey of forensically relevant species [J]. Forensic Science International,2018,282:204-210.

[4] TESTONI S A, PRANDEL L V, MELO V F, et al. Conjunctive use of synchrotron X-ray diffraction and Rietveld refinement in Fe-oxide clays for forensic applications [J]. Journal of Forensic Sciences, 2022, 67(5):2020-2031.

[5] CAREY J, SCHOTMAN A, KATO Y, et al. Development of HPLC-DAD and UPLC-QTOF-MS chromatographic systems for the identification for forensic purposes of disperse dyes of polyester [J]. Forensic Science International,2021,321:110765.

[6] MCCULLOCH G,DAWSON L A,ROSS J M,et al. The discrimination of geoforensic trace material from close proximity locations by organic profiling using HPLC and plant wax marker analysis by GC [J]. Forensic Science International,2018,288:310-326.

[7] XIE W, ZHU X, MEI H C, et al. Metal-organic frameworks as solid-phase microextraction adsorbents for the determination of triacetone triperoxide by gas chromatography-mass spectrometry [J]. Forensic Science International,2023,352:111852.

[8] GRUBER B, WEGGLER B A, JARAMILLO R, et al. Comprehensive two-dimensional gas chromatography in forensic science: a critical review of recent trends [J]. Trends in Analytical Chemistry,2018,105:292-301.

[9] XIANG Q Q, SU Q, LI Q, et al. Microbial community analyses provide a differential diagnosis for the antemortem and postmortem injury of decayed cadaver: an animal model [J]. Journal of Forensic and Legal Medicine,2023,93:102473.

[10] KHARBOUCHE L,GIL GARCÍA M D,LOZANO A,et al. Determination of personal care products in water using UHPLC-MS after solid phase extraction with mesoporous silica-based MCM-41 functionalized with cyanopropyl groups [J]. Journal of Separation Science, 2020,43:2142-2153.

[11] IEONG N W, DUSTIN M, COULSON S. Analysis of forensic polymer samples using double shot pyrolysis gas chromatography-mass spectrometry [J]. Forensic Science International,2024,364:112238.

[12] RASHID A B, KARIM K M D A. AI revolutionizing industries worldwide: a comprehensive overview of its diverse applications [J]. Hybrid Advances, 2024, 7: 100277.

[13] XU Y, LIU X, CAO X, et al. Artificial intelligence: a powerful paradigm for scientific research [J]. The Innovation,2021,2:100179.

[14] GALANTE N, COTRONEO R, FURCI D, et al. Applications of artificial intelligence in forensic sciences: current potential benefits, limitations and perspectives [J]. International Journal of Legal Medicine,2023,137(2):445-458.

[15] GERADTS Z, FRANKE K. Artificial intelligence (AI)

in forensic sciences[M]. Hoboken：John Wiley & Sons，2024.

[16] SHARMA R，DIKSHA，BHUTE A R，et al. Application of artificial intelligence and machine learning technology for the prediction of postmortem interval：a systematic review of preclinical and clinical studies[J]. Forensic Science International，2022，340：111473.

[17] MARGAGLIOTTI G，BOLLÉ T. Machine learning & forensic science [J]. Forensic Science International，2019，298：138-139.

[18] 何清，李宁，罗文娟，等.大数据下的机器学习算法综述[J].模式识别与人工智能，2014，27(4)：327-336.

[19] 郭丽丽，丁世飞.深度学习研究进展[J].计算机科学，2015，42(5)：28-33.

[20] 岳文辉，肖兴明，唐果宁.图像识别技术及其在机械零件无损检测中的应用[J].中国安全科学学报，2007，17(3)：156-161.

[21] 郑南宁.计算机视觉与模式识别[M].北京：国防工业出版社，1998.

[22] SHARMA V，MAHARA M，SHARMA A. On the textile fibre’s analysis for forensics，utilizing FTIR spectroscopy and machine learning methods [J]. Forensic Chemistry，2024，39：100576.

[23] PREISLER Z，ANDOLINA R，BUSACCA A，et al. Deep learning for enhanced spectral analysis of MA-XRF datasets of paintings[J]. Science Advances，2024，10：eadp6234.

[24] TERAMOTO Y，ITO T，YAMAMOTO C，et al. Mid-infrared spectroscopy and machine learning for nondestructive detection of inapparent deterioration in acrylic waterborne coatings for wood [J]. Advanced Sustainable Systems，2024，8(2)：2300354.

[25] XU S X，ZHAO Y C，WANG Y Y. Optimizing machine learning models for predicting soil pH and total P in intact soil profiles with visible and near-infrared reflectance（VNIR）spectroscopy [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2024，218：108643.

[26] ZHU Y，DUAN J，WU T. Animal fiber imagery classification using a combination of random forest and deep learning methods[J]. Journal of Engineered Fibers and Fabrics，2021，16：1-8.

[27] VALENTINO M，BEHAL J，TONETTI C，et al. Discernment of textile fibers by polarization-sensitive digital holographic microscope and machine learning [J]. Optics and Lasers in Engineering，2024，181：108395.

[28] DAOOD A，RIBEIRO E，BUSH M. Pollen grain recognition using deep learning[C]//BEBIS G，BOYLE R，PARVIN B，et al. Advances in visual computing. ISVC 2016. Lecture notes in computer science. Las Vegas：Springer，2016：321-330.

[29] SEVILLANO V，HOLT K，AZNARTE J L. Precise automatic classification of 46 different pollen types with convolutional neural networks[J]. PLoS One，2020，15(6)：e0229751.

[30] BARNES C M，POWER A L，BARBER D G，et al. Deductive automated pollen classification in environmental samples via exploratory deep learning and imaging flow cytometry[J]. New Phytologist，2023，240：1305-1326.

[31] BOUREL B，MARCHANT R，GARIDEL-THONON T D，et al. Automated recognition by multiple convolutional neural networks of modern，fossil，intact and damaged pollen grains [J]. Computers & Geosciences，2020，140：104498.

[32] BOGDAL C，SCHELLENBERG R，HÖPLI O，et al. Recognition of gasoline in fire debris using machine learning：part I，application of random forest，gradient boosting，support vector machine，and naïve bayes[J]. Forensic Science International，2022，331：111146.

[33] PARK C，LEE J B，PARK W，et al. Fire accelerant classification from GC-MS data of suspected arson cases using machine-learning models [J]. Forensic Science International，2023，346：111646.

[34] BOGDALA C，SCHELLENBERGA R，LORY M，et al. Recognition of gasoline in fire debris using machine learning：part II，application of a neural network [J]. Forensic Science International，2022，332：111177.

[35] HUANG T Y，YU J C. Assessment of artificial intelligence to detect gasoline in fire debris using HS-SPME-GC/MS and transfer learning [J]. Journal of Forensic Sciences，2024，69(4)：1222-1234.

[36] MATZEN T，KUKURIN C，VAN DE WETERING J，et al. Objectifying evidence evaluation for gunshot residue comparisons using machine learning on criminal case data [J]. Forensic Science International，2022，335：111293.

[37] GALLIDABINO M D，BARRON L P，WEYERMANN C，et al. Quantitative profile-profile relationship（QPPR）modelling：a novel machine learning approach to predict and associate chemical characteristics of unspent ammunition from gunshot residue（GSR）[J]. Analyst，2019，144：1128-1139.

[38] HU C，GUO H，MEI H C，et al. Prediction of iron content in soil based on microspectrophotometry analysis [J]. Forensic Science International，2021，318：110600.

（责任编辑：王　媛）