

· 论 著 ·

· 水中尸体研究专题 ·

基于扫描电子显微镜硅藻人工智能搜索系统检验效能评估

余丹媛^{1,2}, 刘景建³, 刘超⁴, 杜宇坤⁵, 黄平⁶, 张吉⁶, 于伟敏⁷, 胡颖超⁸, 赵建^{1,4}, 成建定¹

1. 中山大学中山医学院法医学系, 广东 广州 510080; 2. 清远市公安局, 广东 清远 511500; 3. 昆明医科大学法医学院, 云南 昆明 650500; 4. 广州市刑事科学技术研究所 法医病理学公安部重点实验室, 广东 广州 510442; 5. 南方医科大学法医学院, 广东 广州 510515; 6. 司法鉴定科学研究院 上海市法医学重点实验室 司法部司法鉴定重点实验室 上海市司法鉴定专业技术服务平台, 上海 200063; 7. 江苏集萃苏科思科技有限公司, 江苏 苏州 215100; 8. 兰波(苏州)智能科技有限公司, 江苏 苏州 215100

摘要: 目的 探讨硅藻人工智能(artificial intelligence, AI)搜索系统在溺死诊断中的应用价值。方法 取12例溺死尸体的肝、肾组织进行硅藻检验, 应用扫描电子显微镜获得视场图片, 分别在硅藻AI搜索系统的0.5、0.7和0.9阈值下进行硅藻检测及人工识别, 用硅藻召回率、查准率和图片排除比例检测并比较搜索系统的效能。结果 硅藻AI搜索系统标注的目标中实际检出硅藻数与人工识别硅藻数之间差异无统计学意义($P>0.05$); 不同阈值下硅藻AI搜索系统检测硅藻的召回率差异具有统计学意义($P<0.05$); 不同阈值下硅藻AI搜索系统检测硅藻的查准率差异具有统计学意义($P<0.05$), 高可达53.15%; 不同阈值下硅藻AI搜索系统的图片排除比例差异具有统计学意义($P<0.05$), 高可达99.72%。对于同一样品, 硅藻AI搜索系统识别硅藻所用时间仅为人工识别的1/7。结论 硅藻AI搜索系统在溺死案例诊断中具有良好的应用前景, 其搜索硅藻能力与经验丰富的法医相当, 同时可以极大地减少人工观察图片的工作量。

关键词: 法医病理学; 溺死; 硅藻检验; 人工智能; 自动搜索; 扫描电子显微镜; 人工识别

中图分类号: DF795.1 文献标志码: A doi: 10.12116/j.issn.1004-5619.2021.410719

文章编号: 1004-5619(2022)01-0040-06



Evaluation of Inspection Efficiency of Diatom Artificial Intelligence Search System Based on Scanning Electron Microscope

YU Dan-yuan^{1,2}, LIU Jing-jian³, LIU Chao⁴, DU Yu-kun⁵, HUANG Ping⁶, ZHANG Ji⁶, YU Wei-min⁷, HU Ying-chao⁸, ZHAO Jian^{1,4}, CHENG Jian-ding¹

1. Department of Forensic Medicine, Zhongshan School of Medicine, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China; 2. Qingyuan Public Security Bureau, Qingyuan 511500, Guangdong Province, China; 3. Department of Forensic Medicine, Kunming Medical University, Kunming 650500, China; 4. Guangzhou Forensic Science Institute & Key Laboratory of Forensic Pathology, Ministry of Public Security, Guangzhou 510442, China; 5. Department of Forensic Medicine, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 6. Shanghai Key Laboratory of Forensic Medicine, Key Laboratory of Forensic Science, Ministry of Justice, Shanghai Forensic Service Platform, Academy of Forensic Science, Shanghai 200063, China; 7. Jiangsu JITRI Sioux Technologies Co., Ltd., Suzhou 215100, Jiangsu Province, China; 8. Suzhou LabWorld Scientific Technology Ltd., Suzhou 215100, Jiangsu Province, China

Abstract: **Objective** To explore the application values of diatom artificial intelligence (AI) search system in the diagnosis of drowning. **Methods** The liver and kidney tissues of 12 drowned corpses were taken and were performed with the diatom test, the view images were obtained by scanning electron microscopy (SEM). Diatom detection and forensic expert manual identification were carried out under the thresholds of 0.5, 0.7 and 0.9 of the diatom AI search system, respectively. Diatom recall rate, precision rate and image exclusion rate were used to detect and compare the efficiency of diatom AI search system. **Results** There was no statistical difference between the number of diatoms detected in the target marked by the diatom AI search system and the number of diatoms identified manually ($P>0.05$); the recall rates of the diatom AI search system were statistically different under different thresholds ($P<0.05$); the precision rates of the diatom AI system were statistically different under different thresholds ($P<0.05$), and the highest precision rate was 53.15%; the image exclusion rates of the diatom AI search system were statistically different under different thresholds ($P<0.05$), and the highest image exclusion rate was 99.72%. For the same sample, the time taken by the diatom AI search system to identify diatoms was only 1/7 of that of manual identification. **Conclusion** Diatom AI search system has a good application prospect in drowning cases. Its automatic diatom search ability is equal to that of experienced forensic experts, and it can greatly reduce the workload of manual observation of images.

Keywords: forensic pathology; drowning; diatom test; artificial intelligence; automatic searching; scanning electron microscope; manual identification

基金项目: 广州市科技计划资助项目(2019030001, 2019030012, 2019030015); 公安部科技强警基础工作专项资助项目(2020GABJC38)

作者简介: 余丹媛(1986—), 女, 硕士研究生, 主要从事法医病理学鉴定和研究; E-mail: 399794299@qq.com

通信作者: 赵建, 男, 博士研究生, 副主任法医师, 主要从事法医病理学鉴定和硅藻检验研究; E-mail: zhaojian0721@163.com

通信作者: 成建定, 男, 博士, 教授, 博士研究生导师, 主要从事法医病理学研究; E-mail: chengjd@mail.sysu.edu.cn

引用格式: 余丹媛, 刘景建, 刘超, 等. 基于扫描电子显微镜的硅藻人工智能搜索系统检验效能评估[J]. 法医学杂志, 2022, 38(1): 40-45.

To cite: YU D Y, LIU J J, LIU C, et al. Evaluation of inspection efficiency of diatom artificial intelligence search system based on scanning electron microscope[J]. Fayixue Zazhi, 2022, 38(1): 40-45.

硅藻是诊断溺死的可靠指标之一^[1]。近年发展起来的微波消解-扫描电子显微镜法在法医学实践中取得了较好的应用效果,具有硅藻回收率高、溺死诊断准确率高的特点^[2-4]。但由于扫描电子显微镜放大倍数高、视野面积较小、视野数量多,特别是肝、肾等组织内硅藻含量较少^[5-8],需要人工观察成百上千的视野,工作量大、耗时长。人工智能(artificial intelligence, AI)技术的发展,为该问题的解决提供了新的思路^[9-13]。AI可对图像中的关键识别特征进行自动提取并关联到对应的任务目标,已广泛应用于图像识别领域^[14-15]。

本研究拟使用YU等^[16]建立的硅藻AI搜索技术分析溺死尸体肝、肾组织中的硅藻,并与传统人工计数硅藻相比较,探讨硅藻AI搜索技术在溺死诊断中的应用价值。

1 材料与方法

1.1 实验样品及处理

收集广州市刑事科学技术研究所12例溺死于珠江广州段的尸体组织,其中肝组织7例、肾组织5例,每例组织提取10 g。将组织样品分别置于消解管中,加入8 mL 65%浓硝酸(广州化学试剂厂)和2 mL 30%过氧化氢溶液(广州化学试剂厂)进行有机质消解。Multiwave 3000微波消解仪(奥地利Anton Paar公司)程序设定:功率在5 min内由0 W升至800 W,保持该功率10 min,然后停止微波辐射,强风冷却消解罐至50℃以下。按水样与浓硝酸体积比为5:1的比例加超纯水稀释消解液后,使用HL-6多联真空抽滤仪(珠海黑马医学仪器有限公司)进行滤膜富集。取出滤膜烘干制备扫描电子显微镜样品座。

1.2 硅藻AI搜索系统

硅藻AI搜索系统(Diatom AI,兰波科技有限公司)是基于扫描电子显微镜图像的法医硅藻自动检测系统,其AI模型经过938张含珠江广州段常见硅藻种类图片的多次训练。该模型经2017—2019年溺死于珠江广州段的85例尸体和水样的测试^[16],具有快速、高效等特点。硅藻AI搜索系统以RetinaNet这一视觉目标检测神经网络框架^[17]作为AI模型基础,在速度和精度之间有很好的平衡。RetinaNet是基于深度学习中的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)构建的端到端单阶段目标检测解决方案,其中CNN在支持生物识别和数字取证方面具有优势^[9,18-19]。因此,RetinaNet比Faster R-CNN等著名的两阶段目标检测模型更快^[20],而且RetinaNet引入了特征金字塔和焦点损失代价函数来改善类别不平衡

的问题,从而提高了精度性能,因此,RetinaNet被用来检测许多目标物。硅藻AI搜索系统中将硅藻作为RetinaNet检测的目标^[16]。

在一般的计算机视觉中,目标检测任务包含两部分工作:(1)对目标位置进行回归计算,通过自动定位目标来寻找扫描电子显微镜图像中的候选硅藻对象;(2)依据置信度对候选硅藻对象进行决策分类,判断是否为硅藻或具体的硅藻类型。通常来说,(硅藻)目标定位与(硅藻)目标分类这两个AI模型是依次训练得到的,如Faster R-CNN;而在RetinaNet中,两者在一个框架下同时训练,因此模型解释更快,可以加速法医学硅藻检验工作者的检验工作效率。

硅藻AI搜索系统由图像预处理模块、图像识别模块和结果展示模块等组成(图1)。RetinaNet基于python 3和PyTorch 1.2开源机器学习算法库实现。人工操作该系统时只需选择扫描电子显微镜扫描的图片、选择硅藻AI搜索系统标注后图片保存位置及自定义筛选该系统识别的阈值。其中,阈值指的是硅藻AI搜索系统搜索筛选硅藻的概率,概率越高,筛选出来的目标是硅藻的可能性就越大。

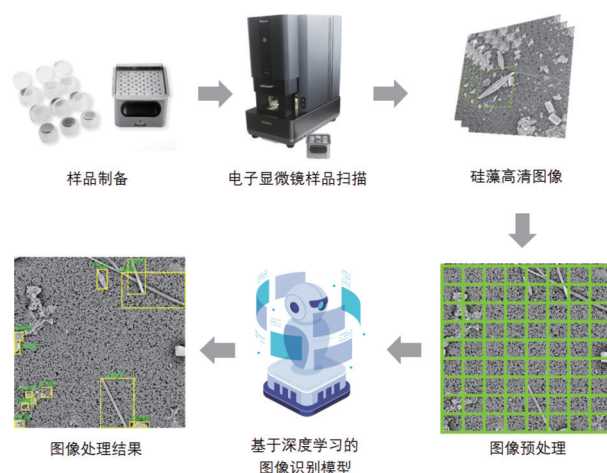


图1 硅藻AI搜索系统

Fig. 1 The diatom AI automatic searching system

1.3 样品处理

Phenom XL G2台式扫描电子显微镜(荷兰PhenomWorld公司)放大倍数设置为800倍(图片像素为1 024×1 024),扫描滤膜半径为8 mm,扫描每个样品所用时间为1 h,分别扫描12例样品并各自单独保存,得到视场图片共计359 465张。其中最多的1个样品包含31 929张图片,另外11个样品图片均为29 776张。

硅藻AI搜索系统:分别在0.5、0.7和0.9检测阈值下自动搜索硅藻,记录扫描图片总数、标注图片总数

和标注目标总数(硅藻 AI 搜索系统识别为硅藻的数目)。

专家人工识别:2位从事硅藻检验5年以上的法医将以上图片以人工方式检测硅藻,并记录检测到的硅藻总数,将2人复核一致确认的硅藻数目作为实际检测到的硅藻数。

1.4 指标计算

使用召回率(recall rate, RR)和查准率(precision rate, PR)评价系统性能。召回率是指模型预测出的硅藻真阳性数量占硅藻真阳性总体数量的比例。查准率是指模型预测出硅藻真阳性数量占模型预测硅藻阳性的总数量,代表模型判断硅藻的准确率。召回率越高,模型对硅藻的检出率越高,漏检率越低;查准率越高,模型对于硅藻预测的准确率越高,识别错误率越低。

$$RR = \frac{TP}{CP}, \quad (1)$$

$$PR = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2)$$

式中, TP 是真阳性的数量,即模型预测出是硅藻且经专家确认的硅藻数量; FP 是假阳性的数量,即模型预测出是硅藻,而专家判断非硅藻的数量; $TP+FP$ 是模型预测出的硅藻总数,即硅藻 AI 搜索系统标注的检测目标数; CP 是条件阳性的数量,即专家识别出的实际硅藻数量。

用硅藻 AI 搜索系统检出图片中不含检测目标的图片数与其所检测到的所有图片数的比值表示硅藻 AI 搜索系统的图片排除比例(exclusion rate, ER), ER 越大说明模型节省的工作量越多。

$$ER = \frac{M}{N}, \quad (3)$$

其中, M 指模型检测出不含检测目标的图片数, N 指模型检索的所有图片。

此外,比较硅藻 AI 搜索系统标注每例样品中硅藻和人工复核该系统标注的硅藻所用时间以及人工肉眼逐一查找每例样品中硅藻所用的时间,以此评估硅藻 AI 搜索系统的检验效率。

1.5 统计学分析

正态分布的数据用均值 \pm 标准差($\bar{x}\pm s$)表示,偏态分布的数据采用中位数(M)、四分位数间距($P_{25}\sim P_{75}$)和极值(最大值、最小值)表示。对符合正态分布且具有方差齐性的数据采用单因素方差分析,采用线性项对比方式(即趋势性检验)进行数据之间的两两比较;对不符合正态分布或不具有方差齐性的数据进行独立样本 Kruskal-Wallis 检验,采用 Kruskal-Wallis 检验下的成对比较方式进行两两比较。采用 SPSS 24.0 软件(美国 IBM 公司)进行统计学分析,检验水准 $\alpha=0.05$ 。

2 结 果

2.1 硅藻 AI 搜索系统检测标注和专家确认硅藻情况

硅藻 AI 搜索系统在 12 例来自溺死尸体的肝、肾组织样品中均检出硅藻,分别是平板藻、短缝藻、等片藻、异极藻、针杆藻、菱形藻、舟形藻、直链藻、桥弯藻、曲壳藻、布纹藻、小环藻、圆筛藻、双菱藻、冠盘藻和海链藻,共 16 种,硅藻阳性率为 100%。0.5、0.7 和 0.9 阈值下硅藻 AI 搜索系统标注的含有检测目标的图片数分别为($1\,268.67\pm 323.21$)、(967.75 ± 383.31)和(306.50 ± 260.36)张,3 组数据间差异均有统计学意义($P<0.05$, 表 1),即随着搜索阈值的增加,该系统标注的含有检测目标的图片越来越少。3 个阈值下硅藻 AI 搜索系统标注的目标总数分别为($3\,365.25\pm 2\,190.30$)、($1\,865.33\pm 1\,278.96$)和(373.83 ± 358.89)个,3 组数据间差异均具有统计学意义($P<0.05$, 表 1),即随着阈值的增加,该系统标注的目标总数越来越少。

表 1 硅藻 AI 搜索系统的硅藻情况

Tab. 1 Diatom detection result of the diatom AI search system

阈值	$N-M/(\bar{x}\pm s, \text{张})$	$TP+FP/(\bar{x}\pm s, \text{个})$	$TP/[M(P_{25}\sim P_{75}), \text{个}]$
0.5	$1\,268.67\pm 323.21$	$3\,365.25\pm 2\,190.30$	$28.00(13.00\sim 361.00)$
0.7	$967.75\pm 383.31^{1)}$	$1\,865.33\pm 1\,278.96^{1)}$	$26.00(11.25\sim 343.75)$
0.9	$306.50\pm 260.36^{1)2)}$	$373.83\pm 358.89^{1)2)}$	$15.50(9.25\sim 239.50)$

注: $N-M$ 为硅藻 AI 搜索系统标注出含有硅藻的图片数; $TP+FP$ 为硅藻 AI 搜索系统标注的硅藻总数; TP 为硅藻 AI 搜索系统标注且经专家确认的硅藻数量。1) 与阈值 0.5 相比, $P<0.05$; 2) 与阈值 0.7 相比, $P<0.05$ 。

在 0.5、0.7 和 0.9 阈值下硅藻 AI 搜索系统标注的硅藻数量分别为 28.00 (13.00~361.00)、26.00 (11.25~343.75) 和 15.50 (9.25~39.50) 个, 而经专家确认所有图片中的硅藻数量为 30.00 (14.25~387.25) 个。3 个阈值

下硅藻 AI 搜索系统标注的目标中实际检出硅藻数与专家确认的硅藻数之间差异均无统计学意义($P>0.05$)。

2.2 硅藻 RR

硅藻 RR 最高可达 100%, 最低为 45.71% (表 2)。

方差分析结果显示,不同阈值下硅藻AI搜索系统的硅藻RR差异具有统计学意义($P<0.05$,表2)。不同阈值下硅藻AI搜索系统的硅藻RR趋势性检验结果亦显示差异具有统计学意义($P<0.05$,表2)。方差分析结果和趋势性检验结果综合显示,随着硅藻AI搜索系统检出硅藻阈值的增加,其检测硅藻RR逐渐降低。

表2 硅藻AI搜索系统的硅藻RR
Tab. 2 RR of the diatom AI search system (%)

阈值	RR/($\bar{x}\pm s$)	最小值	最大值
0.5	91.12 \pm 6.16	78.57	100.00
0.7	84.00 \pm 10.48 ¹⁾	64.29	100.00
0.9	56.95 \pm 9.00 ¹⁾²⁾	45.71	69.23

注:RR为召回率(recall rate)。1)与阈值0.5相比, $P<0.05$; 2)与阈值0.7相比, $P<0.05$ 。

2.3 硅藻PR

由表3可见,在0.5、0.7和0.9阈值下,PR低时仅1.02%(0.68%~9.11%)的硅藻能够被准确地识别出来,而PR高时有10.20%(5.47%~41.23%)的硅藻可被

准确地识别出来。不同阈值下硅藻AI搜索系统的硅藻PR差异具有统计学意义($P<0.05$)。随着搜索阈值的增加,硅藻AI搜索系统对硅藻的PR也随之增加(表3,图2)。

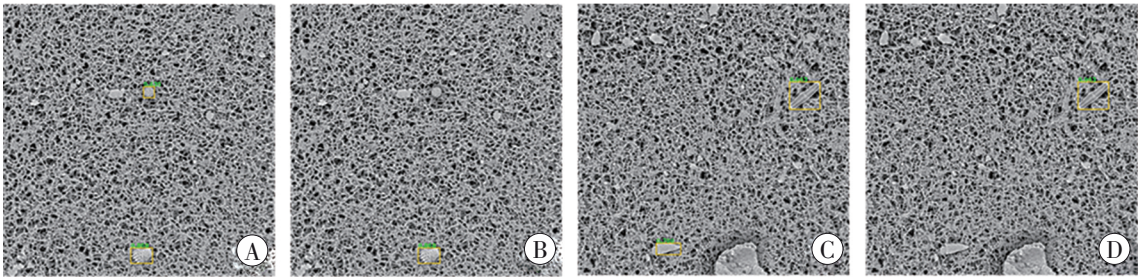
表3 硅藻AI搜索系统的硅藻PR
Tab. 3 PR of the diatom AI search system (%)

阈值	PR/[$M(P_{25}\sim P_{75})$]	最小值	最大值
0.5	1.02(0.68~9.11)	0.32	16.83
0.7	1.92(1.19~15.58) ¹⁾	0.62	24.64
0.9	10.20(5.47~41.23) ¹⁾²⁾	3.42	53.15

注:PR为查准率(precision rate)。1)与阈值0.5相比, $P<0.05$; 2)与阈值0.7相比, $P<0.05$ 。

2.4 图片ER

方差分析和趋势性检验结果都显示,不同阈值下硅藻AI搜索系统的图片ER差异具有统计学意义($P<0.05$,表4)。方差分析结果和趋势性检验结果综合显示,随着硅藻AI搜索系统检测硅藻阈值的增加,硅藻AI搜索系统的图片ER越来越高。



A: 阈值0.5; B: 阈值0.7; C: 阈值0.7; D: 阈值0.9。A与B为同一视野, C与D为同一视野。

图2 不同阈值下硅藻的识别情况

Fig. 2 Diatoms identification under different thresholds

表4 硅藻AI搜索系统的图片ER

Tab. 4 ER of the diatom AI automatic searching system ($n=12, \bar{x}\pm s, \%$)

阈值	ER	最小值	最大值
0.5	95.76 \pm 1.09	93.98	97.17
0.7	96.77 \pm 1.30 ¹⁾	94.58	98.45
0.9	98.97 \pm 0.88 ¹⁾²⁾	97.37	99.72

注:1)与阈值0.5相比, $P<0.05$; 2)与阈值0.7相比, $P<0.05$ 。

2.5 检验效率

人工对12例样品中的硅藻进行识别,识别每例样品的硅藻需要花大于8h。而使用硅藻AI搜索系统1h便能识别完所有图片,加上人工复核每例样品的时间,每例样品识别的时间不超过80min,硅藻AI搜索系统识别每例样品中硅藻所用时间仅为人工识别硅藻时间的1/7。

3 讨论

硅藻检验是水中尸体溺死诊断常用的方法。近年来发展起来的微波消解-扫描电子显微镜法在法医学实践中取得了良好的应用效果,具有硅藻RR高、分类鉴定准确的特点。但是基于扫描电子显微镜的硅藻观察,肝、肾组织的硅藻含量少^[5-8],在滤膜上的分布区域分散。因此,当滤膜在扫描电子显微镜下被划分成众多视场后,其中绝大部分观察视场是无硅藻的图片,使得观察者需要耗费大量的时间和精力对肝、肾组织滤膜上的少量硅藻进行搜索确认。鉴于此,YU等^[16]研发了硅藻AI搜索系统对滤膜上的硅藻进行自动化检测,本研究进一步证实了该技术在法医学实践中的有效性。

一般来说,水中尸体肺组织的硅藻含量较高,在扫描电子显微镜下更容易观察到硅藻。因此,本研究

仅选用硅藻含量较少的肝、肾组织进行检测。在设定的3个阈值下,硅藻AI搜索系统在溺死尸体的12例样品中均检出硅藻,硅藻阳性率为100%,而且硅藻AI搜索系统与专家确认检出的硅藻数量之间差异无统计学意义($P>0.05$),说明硅藻AI搜索系统检测硅藻的敏感性高。虽然随着阈值的增大,硅藻AI搜索系统的硅藻RR逐渐降低,而PR呈增高的趋势,不含检测目标的图片也被排除得越来越多,需要观察确认的图片数量也显著降低。当然,在这部分被排除的图片中也有部分含有硅藻(假阴性),但漏检的硅藻数量并不显著。引起假阴性结果的原因可能是:(1)硅藻过小,基础特征不明显;(2)硅藻碎片化,导致硅藻特征不完整;(3)硅藻被其他杂质遮挡;(4)硅藻重叠。

同时,硅藻AI搜索系统相比于人工识别更节省时间,识别每例样品所花费的时间仅为人工识别的1/7。相比于人工,硅藻AI搜索系统具有更高的检验效率。

该系统也存在一定的不足:(1)训练数据仍然不够,需要进一步扩大训练数据库,加强系统对硅藻的识别能力。(2)在该系统标记的目标中,硅藻碎片占据了很大部分,需要进一步的训练使其能够有效地区别完整硅藻与碎片硅藻。

参考文献:

- [1] PIETTE M H A, DE LETTER E A. Drowning: Still a difficult autopsy diagnosis[J]. Forensic Sci Int, 2006, 163 (1/2): 1-9. doi:10.1016/j.forsciint.2004.10.027.
- [2] ZHAO J, LIU C, HU S, et al. Microwave digestion - vacuum filtration - automated scanning electron microscopy as a sensitive method for forensic diatom test[J]. Int J Legal Med, 2013, 127(2): 459-463. doi:10.1007/s00414-012-0756-9.
- [3] 赵建,袁自闯,张彦吉,等. 两种硅藻检验方法的比较[J]. 中国法医学杂志, 2015, 30(1): 62-65. doi:10.13618/j.issn.1001-5728.2015.01.018.
ZHAO J, YUAN Z C, ZHANG Y J, et al. The comparative study of two diatom test methods[J]. Zhongguo Fayixue Zazhi, 2015, 30(1): 62-65.
- [4] ZHAO J, LIU C, BARDEESI A S A, et al. The diagnostic value of quantitative assessment of diatom test for drowning: An analysis of 128 water-related death cases using microwave digestion-vacuum filtration-automated scanning electron microscopy[J]. J Forensic Sci, 2017, 62(6): 1638-1642. doi:10.1111/1556-4029.13455.
- [5] ZHANG P, KANG X, ZHANG S, et al. The length and width of diatoms in drowning cases as the evidence of diatoms penetrating the alveoli-capillary barrier[J]. Int J Legal Med, 2020, 134(3): 1037-1042. doi:10.1007/s00414-019-02164-4.
- [6] ZHAO J, ZHANG P P, XUE Y, et al. Correlation analysis of diatom content in the organs and drowning mediums for the drowning death cases[J]. Aust J Forensic Sci, 2021, 53 (2): 191-198. doi:10.1080/00450618.2019.1682667.
- [7] GIRI B S, TRIPATHI C B, CHOWDARY Y B. Characterization of drowning by diatom test[J]. Indian J Med Res, 1993, 98: 40-43.
- [8] HÜRLIMANN J, FEER P, ELBER F, et al. Diatom detection in the diagnosis of death by drowning[J]. Int J Legal Med, 2000, 114 (1/2): 6-14. doi:10.1007/s004149900122.
- [9] ZHOU Y Y, ZHANG J, HUANG J, et al. Digital whole-slide image analysis for automated diatom test in forensic cases of drowning using a convolutional neural network algorithm[J]. Forensic Sci Int, 2019, 302: 109922. doi:10.1016/j.forsciint.2019.109922.
- [10] BUENO G, DENIZ O, PEDRAZA A, et al. Automated diatom classification (Part A): Handcrafted feature approaches[J]. Appl Sci, 2017, 7 (8): 753. doi:10.3390/app7080753.
- [11] MITCHELL F. The use of artificial intelligence in digital forensics: An introduction[J]. Digit Evid Electron Signature Law Rev, 2014, 7: 35-41. doi:10.14296/deeslr.v7i0.1922.
- [12] 骆巧琦,李雪松,梁君荣,等. 基于形状特征的硅藻显微图像自动识别[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2011, 50(4): 690-696.
LUO Q Q, LI X S, LIANG J R, et al. Automatic identification of diatom microscopic images based on contour features[J]. Xiamen Daxue Xuebao (Natural sciences), 2011, 50(4): 690-696.
- [13] 周圆圆,曹永杰,杨越,等. 基于人工智能硅藻自动化识别系统的实际案例应用[J]. 法医学杂志, 2020, 36(2): 239-242. doi:10.12116/j.issn.1004-5619.2020.02.017.
ZHOU Y Y, CAO Y J, YANG Y, et al. Application of artificial intelligence automatic diatom identification system in practical cases[J]. Fayixue Zazhi, 2020, 36(2): 239-242.
- [14] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. Int J Comput Vis, 2004, 60(2): 91-110. doi:10.1023/b:visi.0000029664.99615.94.
- [15] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2010, 32 (9): 1627-1645. doi:10.1109/TPAMI.2009.167.
- [16] YU W M, XUE Y, KNOOPS R, et al. Automated diatom searching in the digital scanning electron microscopy images of drowning cases using

- the deep neural networks[J]. Int J Leg Med, 2021, 135(2):497-508. doi:10.1007/s00414-020-02392-z.
- [17] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. 2017 IEEE Int Conf Comput Vis ICCV, 2017: 2999-3007. doi: 10.1109/ICCV.2017.324.
- [18] BEDELI M, GERADTS Z, VAN EIJK E. Clothing identification via deep learning: Forensic applications[J]. Forensic Sci Res, 2018, 3 (3) : 219-229. doi:10.1080/20961790.2018.1526251.
- [19] K A, GRZONKOWSKI S, LEKHAC N A. Enabling trust in deep learning models: A digital forensics case study[C]//2018 17th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy In Computing and Communications/ 12th IEEE International Conference on Big Data Science and Engineering (TrustCom/BigDataSE). New York: IEEE, 2018: 1250-1255. doi: 10.1109/TrustCom/BigDataSE. 2018. 00172.
- [20] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39 (6) : 1137-1149. doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031.

(收稿日期:2021-07-27)

(本文编辑:邹冬华)