

AI 辅助尿液有形成分识别在泌尿系统感染临床检验中的应用研究

李娅琼 罗艳凤 张天莹^{通讯作者} 王琴 罗浩

云南商务职业学院 云南 昆明 650000

摘要:泌尿系统感染也就是UTI,它是全球比较常见的细菌感染性疾病当中的一种,每年被报告的病例数量超过1.5亿例,其中大肠埃希菌在社区获得性UTI里大概占75%-90%。传统的尿液分析依靠人工显微镜检查,存在劳动强度大、主观性较强、低浓度病原体容易漏检这样的局限性。这篇文章对AI辅助尿液分析技术在UTI诊断方面的研究进展做了综述,着重分析了深度学习在革兰染色图像识别、尿液培养物图像分析、干液滴图案识别等领域的应用现状。研究显示,基于深度学习的识别模型在革兰染色图像分类里准确率能达到87.9%,干液滴图案识别三分类准确率超过95%,KAN架构在尿液培养物分类中准确率为87.16%。虽然面临数据标准化、可解释性等挑战,AI技术已经展现出提高UTI诊断效率与准确性的很大潜力,有希望推动临床尿液检验朝着智能化方向发展。

关键词:人工智能;深度学习;泌尿系统感染;尿液有形成分;临床检验

引言:

在全球范围内,泌尿系统感染属于比较常见的细菌感染性疾病,每年报告的病例数量超过1.5亿例。UTI能够在泌尿系统的各个部位出现,像尿道、膀胱、输尿管、肾脏等,其中急性膀胱炎和肾盂肾炎最为多见。大肠埃希菌是UTI最为主要的致病细菌,大概占到社区获得性UTI的75%至90%。UTI有着各种各样的临床表现,从没有症状的菌尿情况到严重的全身性感染状况都有可能发生,特别是对女性、老年人、孕妇、免疫功能低下的人群会造成健康方面的威胁。快速且准确地进行病原学诊断,对于指导抗生素的选择、改善患者的预后、减少抗生素的滥用有着重要作用^[1]。

输入图像经过多个卷积核的滑动窗口操作,提取边缘、纹理、形状等低级特征;随后通过多层网络的逐级抽象,形成对图像内容的语义理解;最终通过全连接层和Softmax函数输出各类别的概率分布。与传统机器学习方法需要人工设计特征不同,CNN能够自动学习最优特征表示,在处理复杂、多变的医学图像方面具有显著优势。此外,CNN的权重共享机制大大减少了模型参数数量,降低了过拟合风险,使其能够在有限的医学图像数据集上取得良好性能。

1 AI 辅助尿液分析的主要技术路径

1.1 深度学习图像识别技术基础

输入图像历经多个卷积核的滑动窗口操作,提取诸如边缘、纹理、形状等低级特征,接着经由多层网络的逐步抽象,形成对图像内容的语义理解,最后通过全连接层和Softmax函数输出各类别的概率分布。和传统机器学习方法需人工设计特征不一样,CNN能够自动学习最优特征表示,在处理复杂且多变的医学图像方面有着优势。而且,CNN的权重共享机制极大减少了模型参数数量,降低了过拟合风险,使得它能够在有限的医学图像数据集上获得良好性能。

1.2 尿液有形成分识别的应用场景

AI技术在尿液有形成分识别方面的应用能够被归结为三个主要场景,分别是自动化尿沉渣分析、革兰染色图像识别、新型生物标志物检测。

自动化尿沉渣分析属于当前临床应用里最为成熟的领域。全自动尿液分析仪融合了流式细胞术、数字显微成像、AI识别算法,可以针对尿液中的红细胞、白细胞、上皮细胞、管型、结晶还有细菌等有形成分进行自动分类、计数工作。这类设备已经在国内大型医院检验科被广泛运用,使得尿液分析的标准化程度、检测效率都得到了一定程度的提高。全自动设备具有处理通量高的优势,每小时能够达到100至200个样本,结果重复性良好,还能够提供定量计数数据。不过设备成本比

较高，而且对于异常细胞、罕见有形成分的识别能力还有提高的余地。

2 AI 在细菌形态学分类中的应用

2.1 革兰染色图像识别

革兰染色作为 UTI 病原体快速鉴定的关键方法，能够在培养结果（24-48 小时）出来之前，就给出重要的病原体信息。不过，革兰染色结果的判读质量非常依赖操作者的经验。Yamamoto 等人进行的一项多中心非劣效性研究，对 AI 辅助诊断系统与 20 名微生物学专家针对 306 份尿液革兰染色图像的判读准确率做了系统比较^[2]。研究采用的是七分类方案，分别为革兰阳性球菌、革兰阳性杆菌、革兰阴性球菌、革兰阴性杆菌、酵母样真菌、多种微生物混合、无微生物。表 1 把这项研究的主要结果进行了汇总。

结果表明，AI 的整体准确率是 87.9%（95% 置信区间为 83.7%-91.3%），专家组的准确率是 83.0%（95% 置信区间为 81.6%-84.3%），这证实了 AI 的非劣效性。在七类识别任务当中，AI 对革兰阴性杆菌的识别精确度能够达到 95.3%，对酵母样真菌的 F1 分数达到 97.1%，其表现比较突出。混合感染的识别依旧存在挑战性，AI 的 F1 分数为 44.4%，不过已经高于专家组的 38.9%。

2.2 尿液培养物图像分析

尿液培养在 UTI 诊断方面堪称“金标准”，然而它存在报告周期较长的情况，大概需要 24 到 72 小时，并且依赖微生物学专家来进行判读。Pawuś 等人对多种深度学习模型在尿液培养物图像分类里的性能做了比较。该研究运用 Kolmogorov-ArnoldNetwork 这种新型神经网络架构，还提出了三种变体模型。KAN 的核心创新所在是把传统 MLP 的固定激活函数换成了可训练的边缘激活函数。表 3 对不同模型的准确率对比情况进行了汇总。

表 1 不同深度学习模型在尿液培养物分类中的准确率对比

模型架构	验证准确率	标准差	相对 MLP 提升
MLP（基线）	80.33%	±0.92%	参照
K ² AN	85.21%	±0.87%	+4.88%
KAN-C-Norm	84.67%	±0.94%	+4.34%
KAN-C-MLP	87.16%	±0.97%	+6.83%

KAN-C-MLP 模型验证准确率达到 87.16%，比传统 MLP 架构表现更好。KAN 架构模型只用了有限的网络层数，仅有 3 到 4 层，在保持计算轻量化的情况下有较高的参数效率。

3 干液滴图案分析与 AI 的融合应用

干液滴图案分析技术从一个全新的角度来进行研究，也就是去观察尿液蒸发之后所留下的微观结构。要是存在细菌，细菌的代谢活动会让尿液的 pH 值、离子强度、表面张力出现变化，进而对结晶图案的形态特征造成影响。Ganesh 等人针对含有大肠埃希菌尿液干液滴的图案形成规律做了系统研究^[3]。该项研究一共获取了 2114 张高质量图像，样本构成情况如表 4 所示。

表 2 干液滴图案研究数据集构成

实验分组	大肠埃希菌浓度 (CFU/ml)	图像数量	占比
无菌对照组	0	691	32.7%
低浓度组	10 ⁹	687	32.5%
高浓度组	10 ¹²	736	34.8%
合计	-	2,114	100%

采用 Inception-ResNet-v2 和 EfficientNet-B5 两种深度学习模型进行分类任务。表 5 展示了两种模型的性能。

表 3 不同深度学习模型在干液滴图案三分类中的性能对比

模型	准确率	精确度	召回率	F1 分数
Inception-ResNet-v2	96.8%	96.5%	96.9%	96.7%
EfficientNet-B5	95.2%	94.9%	95.3%	95.1%

两种模型的准确率都超过了 95%，其中 Inception-ResNet-v2 的表现稍好一些，这或许是因为它的多尺度卷积核设计，更适宜捕捉干液滴图案里的多尺度特征。注意力热图表明，不同浓度样本的分类决策，主要依靠边缘裂纹图案、中心结晶形态的差异。通过进一步的特征降维可视化可以发现，三类样本的特征向量呈现出连续梯度分布，而非离散聚类，这显示图案变化与细菌浓度之间存在剂量-效应关系。

4 临床转化挑战与对策

4.1 数据标准化与质量控制

AI 模型的性能对训练数据的质量、规模有着很强的依赖性。在尿液有形成分识别这个领域当中，数据标准化面临着来自多个方面的挑战。首先是图像采集方面

存在异质性,不同实验室所使用的显微镜型号不一样,物镜的倍数也不相同,照明条件同样各有差异,这就使得同一类样本的图像特征出现了比较大的差异。其次是样本处理存在变异性,尿液保存的条件、离心参数、染色方法等诸多因素,都会对有形成分的形态特征产生影响,就拿革兰染色来说,脱色时间的长短会直接影响对分类结果造成影响。再者是标注的一致性,在 Yamamoto 等人的研究里,20 名专家的判读准确率范围是 75.1% 至 89.5%,这表明“金标准”自身存在变异性。

4.2 前瞻性临床验证的迫切需求

近年来的研究逐渐将目光投向 AI 可解释性这一问题。注意力机制属于能够提高可解释性的有效办法当

中的一种。在先前的 SERS-AI 研究里, CBAM 模块所生成的注意力热图把模型重点予以关注的光谱波段反映了出来,这和细菌感染的时候分子谱变化的生物学知识相互契合^[4]。Grad-CAM 技术同样能够用来生成革兰染色图像的热力图,清晰地显示出模型做出分类决策之际重点关注的图像区域。

另一种可解释性方法是原型对比学习——当 AI 将某张图像判定为特定类别时,可同时展示训练集中最相似的典型图像,使医生能够直观对比判断依据。然而,可解释性研究仍处于早期阶段,目前的方法尚无法完全揭示深度神经网络的复杂决策过程。

结 论 :

AI 技术在革兰染色图像识别、尿液培养物分析、干液滴图案识别等多个领域,都显现出了不错的诊断性能。其中,革兰染色图像识别的准确率为 87.9%,和微生物学专家的水平不相上下, KAN 架构在培养物分类方面,准确率达到了 87.16%,干液滴图案的三分类准确率超过了 95%。AI 的优势在于能够自动学习层次化特征,对于复杂样本具有更强的鲁棒性,在疑难样本的判读上甚至比人类专家还要出色。AI 能够减轻检验人员的工作负担,辅助进行经验性抗生素选择,有希望让抗菌药物管理得到改善。

参考文献 :

[1]Ganesh M A,Vaikuntanathan V,Sophia M,et al.Machine learning based point-of-care disease diagnostics

using dried patterns formed by E. coli bacteria-laden sessile urine droplets[J]. medRxiv,2025.

[2]Yamamoto K,Ohji G,Miyatsuka I,et al. Accuracy of classification of urinary Gram-stain findings by a computer-aided diagnosis app compared with microbiology specialists[J]. Journal of Medical Microbiology,2025,74(4): 002008.

[3]Pawuś D,Porażko T,Paszkiel S. Kolmogorov - Arnold Networks for Automated Diagnosis of Urinary Tract Infections[J]. Journal of Molecular Pathology,2025,6(1):6.

[4]De Bruyne S,De Kesel P,Oyaert M. Artificial intelligence in urinalysis:a narrative review[J].Clinical Chemistry,2023, 69(12):1348-1360.