

人工智能在宫颈疾病诊断中的应用进展

贾欣语¹, 李秋红^{2*}, 韩英^{2*}

¹上海理工大学健康科学与工程学院, 上海

²上海理工大学附属市东医院, 上海

收稿日期: 2026年5月24日; 录用日期: 2026年6月17日; 发布日期: 2026年6月24日

摘要

宫颈癌是全球女性常见恶性肿瘤之一, 其筛查与癌前病变的早期识别对降低疾病负担具有重要意义。宫颈细胞学与阴道镜检查作为宫颈癌筛查体系中的关键环节, 在临床分流和风险评估中发挥着重要作用, 但二者均不同程度依赖阅片经验与主观判断, 存在诊断一致性不足、质量控制难度较大及跨中心推广受限等现实问题。近年来, 人工智能学习与深度学习技术在宫颈细胞学图像分析和阴道镜图像判读中的应用快速发展, 为宫颈病变的标准化识别、风险分层及临床辅助决策提供了新的技术路径。本文围绕人工智能在宫颈细胞学与阴道镜中的应用进展, 重点总结宫颈鳞状上皮低级别与高级别病变鉴别难点中的研究现状、模型类型及潜在临床价值。现有研究表明, 人工智能在异常细胞检测、病变区域定位、阴道镜图像分类及CIN2+/HSIL风险预测等方面表现出较好的应用前景, 并呈现出由局部识别向全视野分析、由单模态分类向多模态融合、由单纯追求性能指标向强调可解释性与临床可用性转变的发展趋势。然而, 不同研究在数据来源、图像采集条件、标注方式、金标准设定、终点定义及验证策略等方面仍存在较大异质性, 限制了模型的泛化能力与真实世界转化。未来研究需进一步加强标准化数据体系建设, 推进多中心、跨设备、前瞻性外部验证, 促进多模态信息整合与人机协同决策, 以推动人工智能在宫颈癌筛查与癌前病变管理中的规范化、可靠化和临床化应用。

关键词

人工智能, 深度学习, 宫颈癌, 阴道镜, 宫颈细胞学

Progress in the Application of Artificial Intelligence in the Diagnosis of Cervical Diseases

Xinyu Jia¹, QiuHong Li^{2*}, Ying Han^{2*}

¹School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

²Shanghai University of Technology Affiliated Shidong Hospital, Shanghai

*通讯作者。

文章引用: 贾欣语, 李秋红, 韩英. 人工智能在宫颈疾病诊断中的应用进展[J]. 医学诊断, 2026, 16(3): 329-335.
DOI: 10.12677/md.2026.163043

Abstract

Cervical cancer is one of the most common malignant tumors among women worldwide. The screening and early identification of precancerous lesions are of great significance in reducing the disease burden. Cervical cytology and colposcopy, as key components of the cervical cancer screening system, play an important role in clinical triage and risk assessment. However, both rely to varying degrees on radiographic experience and subjective judgment, leading to practical issues such as insufficient diagnostic consistency, difficulty in quality control, and limited cross-center promotion. In recent years, the rapid development of artificial intelligence learning and deep learning technology in cervical cytology image analysis and colposcopy image interpretation has provided a new technological path for standardized identification, risk stratification, and clinical auxiliary decision-making of cervical lesions. This article focuses on the application progress of artificial intelligence (AI) in cervical cytology and colposcopy, emphasizing the current research status, model types, and potential clinical values in the differentiation of low-grade and high-grade squamous intraepithelial lesions. Existing research indicates that AI demonstrates promising application prospects in abnormal cell detection, lesion area localization, colposcopy image classification, and CIN2+/HSIL risk prediction. It also presents a development trend from local recognition to full-field analysis, from single-modality classification to multi-modality fusion, and from solely pursuing performance metrics to emphasizing interpretability and clinical usability. However, significant heterogeneity exists in different studies regarding data sources, image acquisition conditions, annotation methods, gold standard setting, endpoint definition, and validation strategies, limiting the generalization ability and real-world translation of models. Future research needs to further strengthen the construction of standardized data systems, promote multi-center, cross-device, prospective external validation, facilitate multi-modality information integration and human-machine collaborative decision-making, and drive the standardized, reliable, and clinical application of AI in cervical cancer screening and precancerous lesion management.

Keywords

Artificial Intelligence, Deep Learning, Cervical Cancer, Colposcopy, Cervical Cytology

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

宫颈癌是全球女性肿瘤患者最常见的恶性肿瘤之一，其发病率与死亡率均位于全球女性恶性肿瘤的第4位[1]。阴道镜检查是宫颈癌筛查体系中的关键环节，可在一定程度上提升宫颈病变的早发现与早处置水平。然而，阴道镜的诊断高度依赖检查者对宫颈表面血管形态、上皮颜色变化及醋酸白反应等征象的主观视觉判断，其准确性与一致性明显受操作者经验影响。当前临床实践中仍存在检查结果重复性不佳、设备成像质量差异较大以及术语与分级标准不统一等问题，导致不同医院与不同检查者之间的诊断一致性受限，阴道镜质量控制面临现实挑战。阴道镜结果判断偏差可能造成漏误诊或过度治疗。基于此，引入更客观、量化的辅助评估手段，对提升临床决策质量具有重要意义。

人工智能为妇科肿瘤的早期识别以及基于评估结果开展个体化诊疗提供了新的技术路径。多项研究

表明, AI 提高了宫颈癌筛查和妇科检查的准确性、效率和可及性。国内常等[2]的研究中, 人工智能辅助阴道镜检查准确率为 96%明显高于常规阴道镜检查的准确率 85.9%。Liu 等[3]的研究提出人工智能辅助巴氏涂片的综合诊断准确性达到 94%; 灵敏度 95%; 特异性 94%。以上均可体现 AI 辅助治疗在临床妇科中应用的可信度。深度学习(deep learning, DL)通过模拟人脑神经网络的结构来进行数据处理和模式识别。其核心理念是利用多层次的神经网络进行特征抽象和数据表征, 自动从原始数据中提取高级特征。本文主要从近几年提出的基于人工智能的阴道镜影像和宫颈细胞学诊断在宫颈癌研究中的应用进行综述。

2. 人工智能在宫颈癌筛查细胞学中的应用

2.1. 人工智能在宫颈上皮低级别病变识别中的应用

根据 2020 年 WHO 女性生殖系统肿瘤分类系统将宫颈病变二分类为低级别和高级别。低级别鳞状上皮内病变(low-grade squamous intraepithelial lesion, LSIL)占 90%以上, 其临床意义在于识别其中持续感染、长期不消退或进一步进展的人群。基于宫颈细胞学全视野图像的深度学习模型, 已能够将 LSIL 作为独立分级进行识别, 并在 LSIL+风险分层中表现出较高判别效能。Nitta 等[4]搭建了全玻片边缘断层扫描系统, 对整张细胞学玻片做多层 Z 轴扫描, 用 YOLOX 在采集的 whole-slide 断层图像里找细胞核, 用 MaxViT 视觉 Transformer 做细胞类型分类。通过多中心验证, LSIL+检测 AUC 达到 0.86~0.91。另一种新型的人工智能辅助筛查方法——TruScreen 也受到广泛关注。杨等[5]使用 TruScreen 联合 hr-HPV 诊断 LSIL 宫颈病变的 AUC 达到 64.4%高于 TCT 联合 hr-HPV 诊断的 AUC。Niu 等[6]采用四种最先进的检测模型识别宫颈细胞学图像中的病变, 与传统的基于卷积神经网络的模型不同, Swin Transformer 能够捕捉细胞学图像中的长距离依赖关系和上下文关系, 从而使其在检测细微的形态异常方面表现极为出色。Swin Transformer 在训练集上获得了最高的 mAP 分数为 0.962 (± 0.012), 在验证集上为 0.951, 最终得出 Swin Transformer 在所有指标上均优于其他模型。

2.2. 人工智能在宫颈上皮高级别病变识别中的应用

宫颈上皮高级别病变是宫颈鳞状上皮因持续性高危型人乳头瘤病毒(hrHPV)感染形成的重要癌前病变。人工智能的应用优势主要体现在其对 HSIL+或 CIN2+等高风险终点的敏感识别、标准化判读和临床分流优化。AI 能够通过对所有切片或宫颈图像进行高通量特征提取, 识别细胞核异型性、染色质分布、核浆比失衡及局部结构紊乱等细微异常, 从而提高对高级别病变的检出能力。Zhang 等[7]收集了 400,400 例样本, 使用工业相机、显微镜和电动平台对所有区域进行扫描, MSA-YOLO 网络提取感兴趣区域(ROIs)进行时间序列分析。与传统 YOLO 相比, MSA-YOLO 有更强的多尺度特征建模能力和对小目标细胞的敏感检测能力以及对复杂背景干扰的抑制能力。结合 ASPP-S 模块提供多感受野上下文建模能力, 该模型在细胞尺度变化大、目标密集及背景复杂的医学图像场景中表现出更高的检测鲁棒性与分类可靠性。He 等[8]设计了一种宫颈细胞的可视化辅助诊断深度学习算法, 该算法包括分类模型和分割模型, 核心是“ResNet50”网络和“DeepLabV3”网络, 采用编码器-解码器结构。编码器负责特征提取, 解码器通过上采样逐步恢复空间信息。该辅助诊断方法不仅能够实现宫颈细胞学图像中异常细胞的自动识别, 还可进一步完成病变区域的精细定位与边界刻画, 从而在提高检测效率的同时增强模型输出的可解释性。

3. 人工智能在宫颈阴道镜中的应用

3.1. 人工智能在宫颈上皮低级别病变阴道镜图像中的应用

宫颈上皮低级别病变阴道镜图像特征呈现多样性, 在醋酸作用后出现薄而半透明、色泽较淡的薄醋

白上皮,可伴细点状血管/细镶嵌。碘试验表现部分着色不良或局灶淡黄色改变。Ye等[9]对1191张LSIL阴道镜图像,使用SE-ResNet101和SE-VGG19网络进行特征提取,该网络结合了深度残差网络的优势以及Squeeze-and-Excitation模块的通道注意力机制,以增强关键特征的识别能力。最后研究得出SEResNet101模型和SE-VGG19模型的精确率分别为97.2%和59.7%,前者表现明显优于后者。Ma'aitah等[10]设计了一种expert model。此模型基于DenseNet-121的网络结构,DenseNet-121的主干用于直接从输入图像中提取特征。分类器头部被替换为一个全连接网络,该模型最终准确率为74%。在临床应用和提升患者护理质量方面具有良好的前景。

3.2. 人工智能在宫颈上皮高级别病变阴道镜图像中的应用

宫颈上皮高度病变主要表现为致密而不透明的醋酸上皮,迅速出现且持续时间较长的边界清楚甚至锐利的病灶轮廓、粗大点状血管、粗大镶嵌血管、腺口袖套样改变,以及内缘征和锯齿征。Madathil等[11]通过诊断2822例宫颈上皮高级别病变患者,建立了CerVital-combo模型,其准确率达到91%。Khare等[12]指出目前大模型都使用预训练模型来检测宫颈病变,这种方式极易导致过拟合。Khare团队提出了一种基于采用五个卷积层和五个卷积块注意力模块(CBAM)的组合来构建的Cervix-AID-Net模型,准确率达到99.33%。p值<0.05证实了Cervix-AID-Net模型相对于基线模型的性能提升具有统计学意义。

4. 人工智能在宫颈筛查中多模态应用

4.1. 人工智能在阴道镜图像和细胞学的多模态融合

在传统的联合筛查中,阴道镜影像侧重于揭示宏观层面的解剖学异常与血管增生,而宫颈细胞学专注于捕捉微观层面的细胞形态学改变。Mukhopadhyay等[13]研究指出,将这两种跨尺度视觉信息进行多模态深度融合。该融合架构依赖于严格的数据预处理与多模态对齐,微观切片与宏观图像在预处理时需进行统一的标准化将输入图像分辨率提升至 224×224 ,模型采用卷积神经网络(CNNs)作为并行的视觉编码器,分别从细胞学和阴道镜图像中独立提取高维的形态学特征向量。在核心的特征融合阶段采用特征拼接、注意力机制和图神经网络进行深层表征融合。该多模态框架的整体准确率达到94%~99.5%,AUC达到0.89~0.97。吴等[14]在阴道镜与宫颈细胞学等多模态信息的融合实践上,在算法架构与特征融合层面,构建了针对视觉特征与文本型检验特征的联合诊断网络。首先利用YOLOv7网络对高风险区域进行初筛定位,结合了CNN与Transformer模块,从而高置信度地输出具体病变分级(如HSIL、LSIL等)的概率分布。针对传统HPV联合TCT筛查容易导致过度转诊的临床痛点,通过引入LightGBM与Stacking融合算法,研究构建了基于大数据的HSIL病变风险预测模型。

4.2. 人工智能在阴道镜图像和基因组学的多模态融合

Kong等[15]阐述了如何利用算法将宏观放射学影像表型与微观分子基因型进行深度映射与多模态表征融合。模型通过学习特定的扩散与纹理表征,达到无创预测HPV整合状态,构建出非侵入性的“数字核型”。在算法架构的深度融合策略上,利用卷积神经网络(CNNs)和视觉Transformer(ViT)s捕捉全局与局部的影像表型与纹理特征,该模型准确率达到94%。Zhang等[16]提取阴道镜图像中的空间视觉特征实现宫颈病变严重程度的自动化与精准分类。在微观的基因组学层面,临床基因组学利用NGS高通量技术揭示了肿瘤的生物学异质性与分子变异。通过图神经网络(GNN)来解构和映射宏观物理影像特征与微观基因网络之间复杂的非线性关联。这种深度的多模态特征对齐与融合打破了传统单模态检测的“信息孤岛”,显著提升了早期精准筛查的灵敏度。该模型在阴道镜图像上的分类准确率达到92.3%,敏感性和特异度分别为92.4%和96.2%。

5. 人工智能在宫颈癌筛查中的实施

5.1. 人工智能宫颈癌筛查在基层推广与应用

人工智能判读标准的相对统一和结果输出的一致化，可以在大样本、重复性、高负荷的初筛环节中维持稳定性能，减少因主观经验、视觉疲劳和地区技术落差造成的漏检与误判。AI 的优势正在于能够把专家经验部分转化为标准化工具，嵌入基层筛查设备、数字平台和分级诊疗流程中，提升早筛早诊效率，优化转诊优先级，并为大规模人群筛查提供连续、可追踪、可质控的数据基础。与传统人工模式相比，AI 更适合承担“扩大覆盖面、提升一致性、降低对高水平专家即时在场依赖”的任务；而人工的核心价值，则会更多转向复杂病例复核、临床决策和人文沟通。因此扩大人工智能宫颈癌筛查在基层推广中起到了重要作用。

Xue 等[17]的研究中，开发了一种基于深度学习的液基细胞学模型，将实验分为两个阶段，第一阶段使用了来自 9 家医院由专家标注的细胞图像切片进行训练，用于识别异常的鳞状细胞和腺细胞。第二阶段使用 17,397 张完整切片进行训练，将第一阶段细胞级检测器生成的单个细胞输出结果进行聚合，从而对整张切片进行分类，判断其最可能是阴性还是阳性。该模型准确率达到 83.2%，敏感度为 86.1%，特异度为 82.9%。模型支持云端平台和本地部署服务双轨运行，在社区筛查场景下，初级医生只需将数字切片上传至云平台，系统即可自动生成预测结果供医生参考。而在门诊等场景，则利用本地部署的该模型直接生成输出，辅助初级医生进行最终诊断。Ji 等[18]基于深度学习与计算机视觉的人工智能辅助诊断技术已在宫颈癌筛查项目中得到广泛应用。该项目在三年内为约 1267 万名符合条件的女性提供了筛查服务，在筛查流程中，基层医疗卫生机构只需从参与者处收集宫颈脱落细胞样本。这些样本随后通过物流运输至实验室，在那里进行数字化处理以生成细胞图像并上传至云平台。该项目解决了基层医疗机构因专家短缺而难以满足患者的需求，减轻医生的工作负担，并在病理人员不足的初级医疗环境中确保高质量的任务完成。病理学家每天最多能筛查 100 人，而数字化技术则将这一能力提高到了近 10,000 人。

5.2. 人工智能宫颈癌筛查跨区域数据协同

现阶段使用人工智能进行宫颈癌筛查面临单中心训练的模型缺乏泛化能力，多中心数据协同制片工艺异质性、病理形态学认知的主观异质性的问题。因此在不共享原始临床数据的情况下实现跨区域数据协同具有必要性。Harra 等[19]选择了轻量级的卷积神经网络 ResNet-18 作为所有客户端的核心分类器。为了应对临床数据高度不平衡的问题，引入 FedProx 算法来增强聚合的鲁棒性，防止模型发散。可解释性模块使用 Grad-CAM 技术能够生成直观的视觉热力图。Mukhopadhyay 等[13]设计了 GeoFed-Cervix 框架部署至医院客户端，该模型主干网络使用了多个 CBS 块，并引入了核心创新 CMUNeXt 模块。为了实现可解释人工智能 2.0，框架集成了基于 LangChain 的大语言模型管道。该模型准确率 98.27%，特异性 99.57%。

6. 总结

在实际应用中，面向大规模人群的人工智能需要在跨区域甚至跨国场景下实现筛查流程的协同运行，以便在较短时间内完成高危个体识别并提升整体筛查效率。因此，如何借助人工智能技术扩大筛查可及性、优化资源配置，并尽早发现高风险人群成为推动宫颈癌防控前移和提高人群健康公平性的关键问题。宫颈癌人工智能筛查的模型构建通常依赖大规模图像与多源临床数据的支持。然而，现阶段不同地区和机构在图像采集方式、数据格式、标注规范及质量控制标准等方面未形成统一规范，影响了训练数据的一致性与可靠性，从而制约模型性能的稳定发挥。与此同时，当前应用于宫颈癌筛查的人工智能模型在

敏感性、特异性、泛化能力及计算效率等方面参差不齐，缺乏兼具高鲁棒性、强通用性与高效率的成熟技术框架，因而需持续优化与迭代。AI 辅助的宫颈癌筛查是一个人机交互的过程，临床医生使用机器的方式也会对筛查结果产生影响。最后，患者隐私保护、医学影像与健康数据安全、系统可及性以及相关伦理规范等问题，也是推动人工智能宫颈癌筛查进一步规范化应用过程中不可回避的关键议题。

参考文献

- [1] Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., *et al.* (2021) Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **71**, 209-249. <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
- [2] Chang, Y., Li, T., Zhou, Q., Kang, D., Zhu, L., Yang, J., *et al.* (2025) Effectiveness of Artificial Intelligence-Assisted Colposcopy in a Resource-Limited Population. *Obstetrics & Gynecology*, **146**, 545-554. <https://doi.org/10.1097/aog.0000000000006014>
- [3] Liu, L., Liu, J., Su, Q., Chu, Y., Xia, H. and Xu, R. (2024) Performance of Artificial Intelligence for Diagnosing Cervical Intraepithelial Neoplasia and Cervical Cancer: A Systematic Review and Meta-Analysis. *eClinicalMedicine*, **80**, Article 102992. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2024.102992>
- [4] Nitta, N., Sugiyama, Y., Sugimura, T., Ito, T., Ikebata, K., Abe, H., *et al.* (2026) Clinical-Grade Autonomous Cytopathology through Whole-Slide Edge Tomography. *Nature*, **651**, 472-481. <https://doi.org/10.1038/s41586-025-10094-y>
- [5] 杨益, 李春梅, 贾蜀云, 王以峰, 王登攀, 张力尹. TruScreen 联合高危 HPV 检测与液基细胞学联合 HPV 检测在宫颈癌筛查中的对比研究[J]. 四川大学学报(医学版), 2025, 56(3): 852-857.
- [6] Niu, S., Zhang, L., Wang, L., Zhang, X. and Liu, E. (2025) Hybrid Feature Fusion in Cervical Cancer Cytology: A Novel Dual-Module Approach Framework for Lesion Detection and Classification Using Radiomics, Deep Learning, and Reproducibility. *Frontiers in Oncology*, **15**, Article 1595980. <https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1595980>
- [7] Zhang, C., Jia, D. and Wang, Z. (2025) Computer-Assisted Quantitative Framework for Whole Slide Cervical Image Grading Driven by Time Series Features. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 35596. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-00064-9>
- [8] He, Y., Zhao, M., Zhang, H., Ji, M. and Wang, C. (2026) Deep Learning Enhanced Label-Free Cervical Screening via Stimulated Raman Cytology. *Talanta*, **298**, Article 128982. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2025.128982>
- [9] Ye, Y., Chen, Y., Pan, J., Li, P., Ni, F. and He, H. (2025) Integrating Seresnet101 and SE-VGG19 for Advanced Cervical Lesion Detection: A Step Forward in Precision Oncology. *BMC Cancer*, **25**, Article No. 963. <https://doi.org/10.1186/s12885-025-14353-z>
- [10] Ma'aitah, M.K.S., Helwan, A., Ghannam, S., Radwan, A. and Almezghwi, K. (2025) Cervical Intraepithelial Neoplasia (CIN1-3) Disease Grading Using a Mixture of Experts Approach. *Journal of Imaging Informatics in Medicine*. <https://doi.org/10.1007/s10278-026-01842-1>
- [11] Madathil, S., Dhouib, M., Lelong, Q., Bourassine, A. and Monsonego, J. (2025) A Multimodal Deep Learning Model for Cervical Pre-Cancers and Cancers Prediction: Development and Internal Validation Study. *Computers in Biology and Medicine*, **186**, Article 109710. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2025.109710>
- [12] Khare, S.K., Booth, B.B., Blanes-Vidal, V., Petersen, L.K. and Nadimi, E.S. (2025) An Explainable Attention Model for Cervical Precancer Risk Classification Using Colposcopic Images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **271**, Article 108976. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2025.108976>
- [13] Mukhopadhyay, S., Haider, N., Chakraborty, C., Singh, S., Changdar, S. and Mitra, P. (2026) GeoFed-Cervix: A Differential Geometry-Guided Federated and Explainable AI Framework for Early Cervical Cancer Detection on Consumer Devices. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **72**, 2360-2367. <https://doi.org/10.1109/tce.2026.3651019>
- [14] 吴乙时, 陈彦东, 崔满华, 谭文溪, 程琳, 周旭, 等. 多模态协同“一站式”子宫颈癌医防融合体系的建设 and 临床应用[J]. 中国实用妇科与产科杂志, 2025, 41(10): 1034-1038.
- [15] Kong, Q. and Ban, Y. (2026) AI-Driven Radiogenomics in Gynecologic Oncology: From Radiological Digital Biopsy to a New Paradigm in Precision Therapy. *Frontiers in Oncology*, **16**, Article 1745519. <https://doi.org/10.3389/fonc.2026.1745519>
- [16] Zhang, Y. and Qin, Q. (2025) Prospects and Challenges of Deep Learning in Gynecologic Malignancies. *Frontiers in Oncology*, **15**, Article 1592078. <https://doi.org/10.3389/fonc.2025.1592078>
- [17] Xue, P., Dang, L., Kong, L., Tang, H., Xu, H., Weng, H., *et al.* (2025) Deep Learning Enabled Liquid-Based Cytology

Model for Cervical Precancer and Cancer Detection. *Nature Communications*, **16**, Article No. 3506.
<https://doi.org/10.1038/s41467-025-58883-3>

- [18] Ji, L., Zhou, X. and Yao, L. (2026) Factors Influencing Universal Coverage of Ai-Assisted Cervical Cancer Screening: Qualitative Study Based on the Macro Model of Health System. *Journal of Medical Internet Research*, **28**, e75372.
<https://doi.org/10.2196/75372>
- [19] Harra, Y., Urnie, D., Jeremy, E., *et al.* (2025) Federated Learning for Privacy-Preserving Cervical Cancer Diagnosis: Enabling Multi-Institutional XAI Models Without Sharing Raw Patient Cytological Data.