

机器学习在食管癌领域的研究图景：基于2005~2025年的文献计量与知识图谱分析

王亚芬¹, 营雨含², 王 凡^{1*}

¹安徽医科大学第一附属医院放射肿瘤科, 安徽 合肥

²安徽医科大学第一临床医学院, 安徽 合肥

收稿日期: 2026年7月6日; 录用日期: 2026年7月29日; 发布日期: 2026年8月12日

摘 要

目的: 本研究旨在对过去20年已发表的有关食管癌和机器学习的文献进行分析, 揭示该研究领域的发展趋势和协作模式并为该领域的深入研究提供理论参考。方法: 本研究以Web of Science数据库作为文献来源, 利用SCImago Graphica Beta (版本1.0.51)、VOSviewer软件(版本1.6.20)、CiteSpace工具(版本号6.4.R1)进行可视化分析。结果: 我们共纳入386篇文献, 近五年的文献出版量显著增加, 中国和美国在其中做出了重要贡献。关键词的分析显示, 该领域论文聚焦于机器学习在食管癌的疾病诊断、风险预测、治疗规划及决策支持系统等方面的应用。结论: 机器学习在食管癌中应用的研究已经是当前相关领域的研究热点, 但仍存在一些挑战, 包括各国各研究人员间的合作强度不够, 还没有用于衡量的统一数据库。未来的研究应侧重于多模态数据, 建立标准化模型辅助临床医生对食管癌进行更准确的诊断及治疗规划。

关键词

机器学习, 食管癌, 全球趋势, 文献计量分析

Machine Learning in the Diagnosis and Treatment of Esophageal Cancer: A Bibliometric and Visualization Analysis (2005~2025)

Yafen Wang¹, Yuhan Ying², Fan Wang^{1*}

¹Department of Radiation Oncology, The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei Anhui

²The First Clinical Medical College, Anhui Medical University, Hefei Anhui

*通讯作者。

文章引用: 王亚芬, 营雨含, 王凡. 机器学习在食管癌领域的研究图景: 基于 2005~2025 年的文献计量与知识图谱分析[J]. 临床医学进展, 2026, 16(8): 822-831. DOI: 10.12677/acm.2026.1682855

Received: July 6, 2026; accepted: July 29, 2026; published: August 12, 2026

Abstract

Objective: This study analyzed literature from the past two decades on esophageal cancer and machine learning to identify research trends, collaboration patterns, and provide a theoretical reference for future studies. **Methods:** Publications were retrieved from the Web of Science database. Bibliometric analysis was performed using SCImago Graphica Beta (v1.0.51), VOSviewer (v1.6.20), and CiteSpace (v6.4.R1) to visualize data. **Results:** A total of 386 articles were included. Publication output increased markedly over the past five years, with China and the US being the leading contributors. **Keyword analysis** revealed a research focus on the application of machine learning in diagnosing esophageal cancer, risk prediction, treatment planning, and clinical decision support systems. **Conclusion:** Research on machine learning applications in esophageal cancer is a current hotspot. However, challenges remain, such as limited collaboration among researchers across different countries and the lack of standardized databases for evaluation. Future work should focus on integrating multi-modal data and developing standardized models to assist clinicians in accurate diagnosis and treatment planning.

Keywords

Machine Learning, Esophageal Cancer, Global Trend, Bibliometric Analysis

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

食管癌(Esophageal cancer, EC)作为全球癌症死亡的第七大原因, 2022 年统计数据表明, 食管癌全球新病例约 510,716 例, 其中约 445,129 例死亡[1]。鉴于食管癌早期缺乏明显症状、病情进展迅速且病死率高, 及时发现并治疗食管癌具有重要意义。机器学习(Machine learning, ML)作为人工智能的重要分支, 凭借数据驱动实现特征学习与模式识别的功能, 可自主完成学习和预测过程[2], 尤其在影像学方面, ML 能通过更精细的分割处理, 提高图像质量, 辅助分析图像特征。ML 在疾病辅助诊断中的功能, 很大程度上依赖算法的处理方式以及用于训练算法的数据库质量[3], 其中卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在医学检测中具有较高的特异度、敏感度与准确度[4], 能准确地进行图像分类[5]、预后预测[6]等。在一项前瞻性的随机对照研究中, Li 等基于 CNN 开发的诊断系统, 有效提高了内窥镜检查食管癌癌前病变的检出率, 且该系统具有较高的敏感性及特异性[4]。在治疗领域, 食管切除术仍然是局部食管癌的基础治疗手段, 而 Sato 等开发的深度学习算法能实时检测术中喉返神经的位置, 减少损伤, 减少术后并发症, 如声音嘶哑、失音、呼吸困难等, 且该算法的检测性能甚至超过了普通外科医生的平均水平[7]。

目前, ML 在食管癌诊疗中的应用趋于广泛。但近 5 年的相关研究多聚焦于影像组学、病理分类或预后模型等单一层面, 对该领域随时间的变化、合作模式特征以及热点趋势演变等方面缺乏系统性分析。因此, 本文运用文献计量分析可视化食管癌与机器学习的研究成果, 旨在直观地揭示该交叉领域的全球

研究产出趋势、国家、机构、作者间的合作网络特征以及未来可能的发展方向，为其他临床工作者提供数据支撑以及理论参考。

2. 资料与方法

2.1. 数据来源

本研究以 Web of Science 核心合集(Web of Science Core Collection, WoSCC)为数据源进行检索，并选择科学引文索引(Science Citation Index Expanded, SCI-EXPANDED)。检索策略设定为(machine learning) AND ((Esophageal carcinoma) OR (Esophageal cancer))。纳入标准：① 时间范围为 2005 年 1 月 1 日至 2025 年 12 月 31 日；② 文献类型为 Article 或 Review；③ 语言为英文。排除标准：① 会议文献、已撤稿文献；② 与机器学习、食管癌主题不相关的文献。最终纳入 386 篇文献。

2.2. 方法

本研究使用 Microsoft Excel 2021 软件进行数据统计分析，采用 SCImago Graphica Beta(版本 1.0.51)软件绘制网络可视化地图，并通过 VOSviewer 软件(版本 1.6.20)构建节点间的连线进行可视化叠加。运用 Pajek 软件对关键词进行聚类优化，利用 CiteSpace 工具(版本号 6.4.R1)进行关键词突变分析，展现研究热点和方向。

3. 结果

3.1. 发文量分析

本研究对纳入文献进行了统计分析，2005 年至 2025 年发文量的分布情况如图 1 所示。该领域年度发文量总体呈上升趋势，表明对食管癌和机器学习领域的关注度逐渐增加。发文量在 2025 年达到 111 篇，占总出版量的 28.76%。

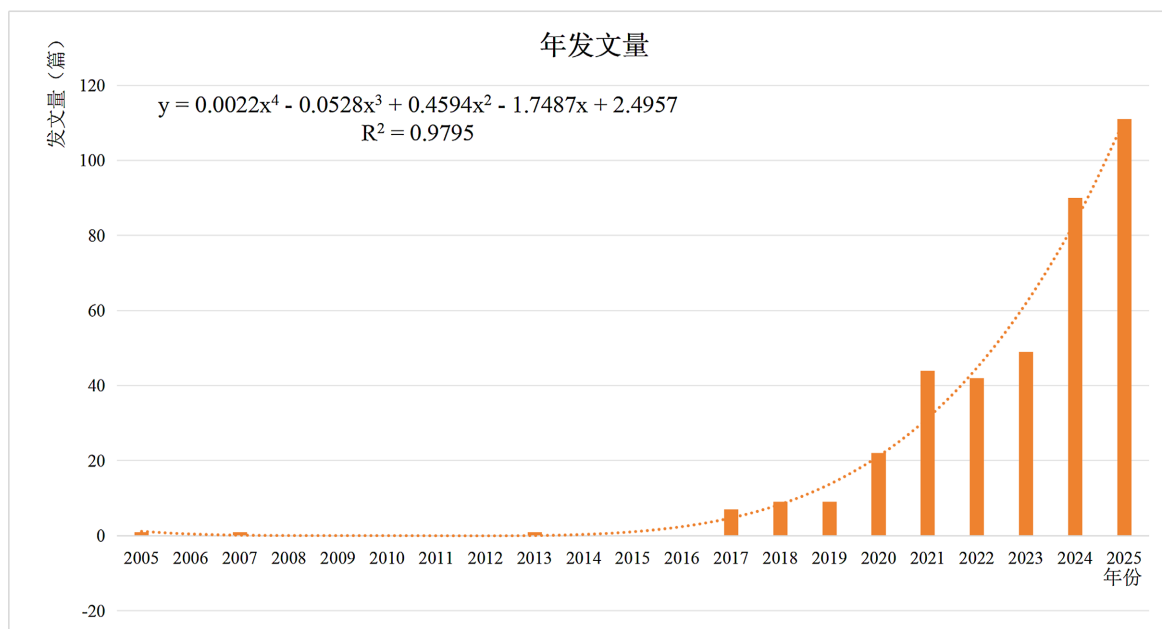


Figure 1. Annual publication

图 1. 年发文量

3.2. 出版物的国家/地区分析

各国在该领域的发文量可见表 1，中国与美国的成果位居前二，形成了以中、美为核心的合作格局(图 2(a))。图 2(a)可见该领域合作网络呈现多中心分散态势，在时间方面，澳大利亚、法国与西班牙等国家在该领域开展研究时间较早，希腊、印度和卡塔尔等国家是近年对该领域关注度较高的国家(图 2(b))，近年发文量的快速增长趋势也成为了推动领域发展的新兴力量。

Table 1. Top 10 countries by publication output
表 1. 发文量前十的国家

排名	国家	发文量	引用量
1	中国	235	2530
2	美国	60	1735
3	英国	21	517
4	德国	18	573
5	日本	18	231
6	荷兰	15	754
7	意大利	12	303
8	印度	11	46
9	韩国	10	138
10	加拿大	9	195

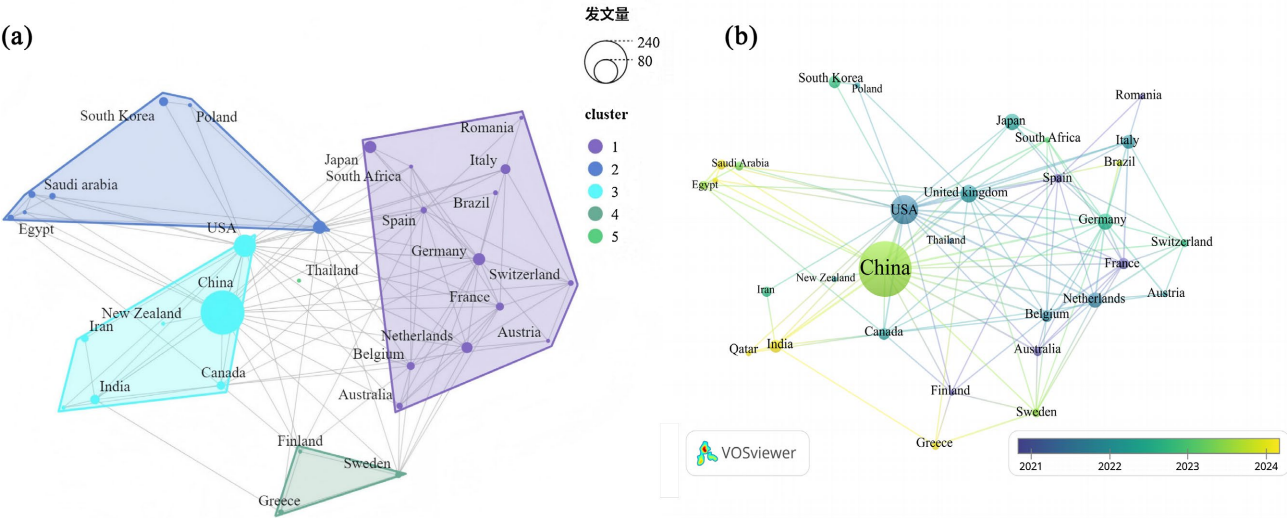


Figure 2. (a) Geographic distribution of national publication contributions; (b) Temporal national collaboration network
图 2. (a) 基于论文产出的国家贡献分布图；(b) 基于时间的国家合作网络图

3.3. 作者分析

如表 2 所示，Wang, Yi 和 Wang, Xin 为该领域最高产作者。图 3(a)可见整体呈现出区域性合作与个人独立研究并存的现象。根据图 3(b)的时间分布特征，Ma, Haitao 和 Tao, Zheng 等人是近年来在该领域最为活跃的研究者，而 Gockel, Ines 和 Chalopin, Claire 等是该领域早期研究的代表性学者。

Table 2. Top 10 authors by publication count
表 2. 发文量前十的作者

排名	作者	发文量
1	Wang, Yi	5
2	Wang, Xin	5
3	Vardhanabhuti, Varut	4
4	Lam, Ka-on	4
5	Chen, Hao	4
6	Bi, Nan	4
7	Wang, Lidong	4
8	Wang, Yanfeng	4
9	Song, Xin	4
10	Zhang, Yu	4

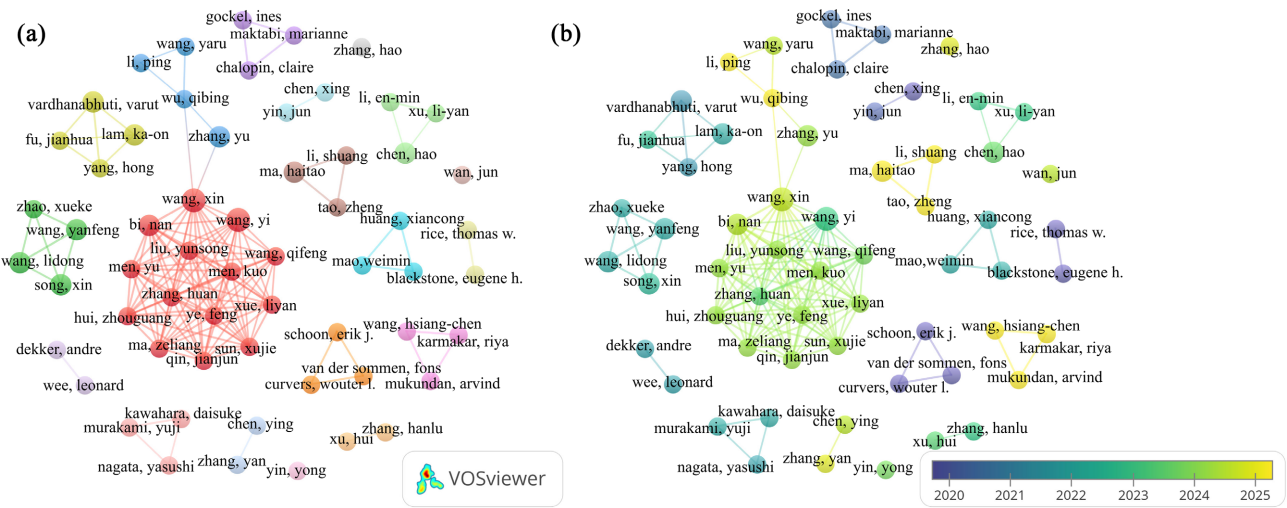


Figure 3. (a) Author collaboration network; (b) Temporal author collaboration network
图 3. (a) 作者合作网络图; (b) 基于时间的作者合作网络图

3.4. 关键词的频率及聚类分析

在关键词聚类分析中，如图 4 所示，共识别出 4 个主要研究主题。红色聚类主要关注影像组学及医学影像在食管癌治疗反应预测中的应用，关键词包括 radiomics、F-18-FDG PET、texture analysis、prediction 等，表明该领域研究重点在于利用影像特征建立预测模型，以评估患者的疗效以及生存结局。绿色聚类侧重于人工智能技术在消化道肿瘤早期诊断中的应用。关键词包括 artificial intelligence、deep learning、computer-aided diagnosis、endoscopy 等，显示该研究方向主要利用深度学习算法对内镜图像进行自动识别与分类。蓝色聚类涉及食管癌的流行病学研究及风险预测模型的构建。关键词包括 epidemiology、mortality、risk、prediction model 等，提示研究重点集中于食管癌高发地区的人群风险评估与疾病监测。黄色聚类集中在 ESCC 的分子机制及生物标志物研究。关键词包括 biomarkers、expression、proliferation、metastasis 等，表明该领域主要探索肿瘤发生发展过程中的分子变化及其生物表现。

图 5 呈现了被引爆发强度最高的 10 个关键词，进一步表明了食管癌与机器学习随时间变化的重要趋势。自 2020 年起，关键词如 classification (3.05)和 deep learning (2.62)在 2020~2021 年间出现明显突现，提示深度学习算法在医学影像分析、疾病分类及辅助诊断中的应用迅速增加，也说明机器学习技术的逐渐成熟以及与食管癌诊疗的融合也更加紧密。

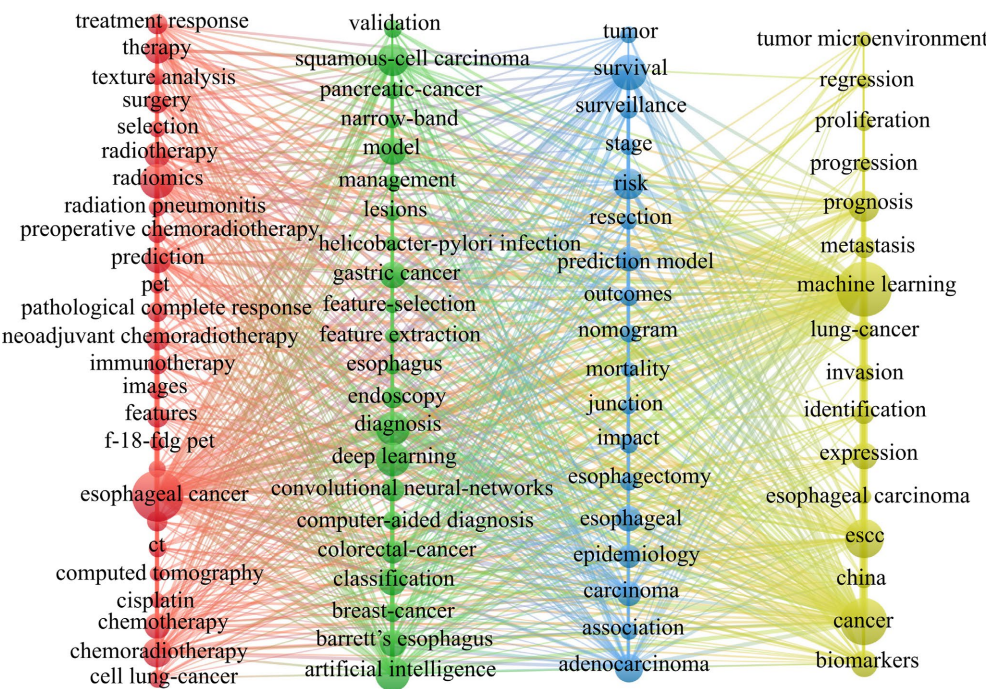


Figure 4. Network visualization of cluster analysis for co-occurrence keywords
图 4. 共现关键词的聚类分析的网络可视化图

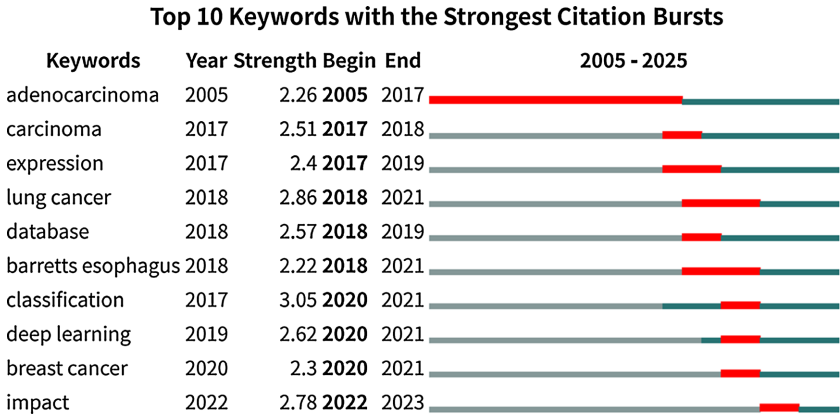


Figure 5. Keyword burst detection map
图 5. 关键词突现图

4. 讨论

随着人工智能的快速发展，近年关于机器学习在食管癌诊疗及预后等方面的应用越来越广泛。本研究通过对纳入的 386 篇文献进行可视化分析，直观揭示机器学习在食管癌领域的研究现状及未来研究热点。

年发文量通常反映某时期的领域研究热度。本研究将其分为三个阶段：2005~2016 年为发展萌芽期，可能与人工智能处于初级发展阶段有关。2017~2021 年为快速发展期，2021 年的发文量(44 篇)为 2017 年(7 篇)的 6.29 倍。这一现象可能与当时食管癌领域的研究已逐渐成熟，机器学习领域作为新的研究方向有关。2022~2025 年为稳步增长期，该阶段的发文量激增除了全球对该领域的关注度提升外，还可能与 2022 年以后生成式 AI、多模态融合概念的广泛传播有关。

从国家发文量来看，中国在该领域的年发文量位居首位。丰富的食管癌病例资源为机器学习模型训练提供了数据基础，也促进了 AI 在食管癌筛查和预测模型中的研究与应用。比如，国内研究利用大规模临床数据整合内镜影像与临床特征，实现了对食管鳞状细胞癌和腺癌的高效筛查[8]。国家合作网络显示，中国、美国、印度存在紧密合作关系，合作方向主要集中在人工智能辅助食管癌诊断、医学影像分析、内镜图像识别等[9] [10]。德国与荷兰之间的合作方向更集中于辅助决策治疗策略如手术必要性及手术时机[11]，以及评估治疗效果[12]。然而目前中国的研究多基于国内医疗场景及数据，可能存在数据全球标准化不足以及各机构间操作存在差异等问题，因此临床数据的标准化以及国际协作还需要加强。

从作者层面上来看，Wang Yi 团队主要聚焦于食管癌放化疗疗效及预后预测研究，通过整合影像组学特征与临床危险因素构建联合预测模型，实现了对患者治疗反应及预后的精准评估，并为食管胃结合部腺癌术前精准诊断和个体化治疗提供了重要参考[13]-[15]。Lam Ka-On 团队的研究方向主要集中于食管癌药物治疗及疗效评估领域，围绕临床试验开展治疗反应影响因素分析，并探索影响残留病变检测准确性的关键因素，形成了以药物治疗优化和治疗后精准评估为特色的研究方向[16] [17]。

在关键词的聚类分析中，前十位的高频词聚焦于机器学习在食管癌诊断、治疗、预后方面的作用，可归纳为三个方面：① 内镜、病灶识别、诊断及分期等，体现 AI 在 EC 早期诊断和精准分期中的应用；② 放化疗(尤其新辅助放化疗)、药物及手术等，反映 AI 在治疗方案优化及不良反应预测中的价值；③ 预后、预测及治疗反应等，体现 AI 在疗效评估和预后预测中的应用。其中，deep learning 是推动上述研究发展的核心技术，其显著提升了医学图像分析和病灶识别的准确性，促进 AI 由辅助诊断向精准分期和疗效预测拓展；Barrett's esophagus 成为研究热点，反映出 AI 在癌前病变识别及食管腺癌早期筛查中的重要应用价值；而 classification 和 database 的高频出现，则说明当前研究正逐步向精准风险分层、多中心数据整合及模型泛化验证方向发展，为临床推广奠定基础。这些热点共同提示，目前 AI 在 EC 领域的研究已由单一诊断任务逐渐向多模态、多任务协同发展，但基层医院 AI 辅助内镜系统普及不足以及缺乏大规模、多中心前瞻性临床验证仍是未来亟待突破的关键问题。与其他多数肿瘤类似，食管癌的诊断时机与其疗效与预后密切相关。但食管癌的传统诊断技术存在早期诊断率低，治疗反应个体差异大等特点。钡餐透视易遗漏粘膜或粘膜下小病灶[18]；内镜检查受检查者存在视觉疲劳、食管癌早期暴露不充分等因素影响[19]，对早期食管癌病变如巴雷特食管肿瘤性病变的漏诊率可达 20%~40% [20]。近年研究人员提出利用机器学习探索食管癌图像特征，提高食管癌早期微小病变的检出率。目前已有研究基于深度学习开发的辅助检测系统，显著提升了 EC 的早期检出灵敏度和准确[4]。利用 CNN 模型，通过未增强的胸部 CT 图像检测食管癌的发生，其检测敏感度能从 27%提高至 77%左右，准确度能从 50%能提高至 75%左右[21]。PET-CT 也是临床上常用诊断食管癌的手段，有助于诊断癌细胞转移，但其对于早期 EC 的敏感度不足[22]。针对这一问题，机器学习模型能优化影像特征提取，进一步增强对微小病变的识别能力，为资源有限地区的筛查策略提供技术支持[23]。

食管癌患者确诊时多已处于局部晚期，因此临床治疗通常依赖新辅助放化疗、手术及免疫治疗等综合治疗策略。然而，不同患者对治疗的反应存在显著异质性，同时食管切除术创伤较大、吻合口瘘等严重并发症发生率较高，这些因素均增加了临床个体化决策的难度。机器学习能够整合临床资料、医学影像及分子标志物等多模态信息，为治疗决策、风险预测及预后评估提供支持。Klontzas 等开发的多模态模

型整合多种临床信息,实现了术后吻合口瘘风险的高精度预测,为治疗方式选择及围术期管理提供了依据[24]。Patrick Danaher 等人应用肿瘤炎症特征(Tumor Inflammation Signature, TIS)算法以及机器学习方法评估肿瘤微环境,进而成功预测患者从免疫治疗中获益的可能性[25]。食管癌的复发率较高且预后较差,因此持续监测与预后评估对于食管癌患者的生存至关重要。Cao 等人通过整合多种程序性细胞死亡形式建立以钩微管束蛋白 1 (hook microtubule tethering protein 1, HOOK1)和(Cullin 4A, CUL4A)为重要预后标志物的模型,精准的预测免疫检查点抑制剂治疗食管癌的预后效果[26]。Liu 等基于 MRI 和 CT 多模态影像组学模型,实现了新辅助放化疗后病理反应的精准预测[27]。Wang 等利用多中心大规模病理图像训练基础模型,对患者生存结局进行了准确预测,为风险分层提供了新的技术路径[28]。这些研究表明,机器学习正在从辅助诊断逐步延伸至治疗决策、疗效预测及预后管理等食管癌诊疗全流程,但其临床推广仍需更多前瞻性、多中心研究加以验证。

本研究填补了食管癌与机器学习领域计量分析的空白,对该领域的研究成果产出、全球合作情况、目前的研究热点以及未来可能的趋势进行深度剖析,为该领域的研究人员提供一定理论参考。但本研究同时存在一定的局限性:本研究仅采用 Web of Science 数据库且限定英文 Article 和 Review,可能存在一定的文献遗漏。检索式可能未完全覆盖新兴术语或同义词,数据库收录的延迟可能使近期发表的高质量文献未能及时纳入分析。

5. 结论

本研究系统分析了过去 20 年食管癌与机器学习领域的研究进展。目前食管癌已通过机器学习,尤其是 CNN,整合影像组学、生物标志物等,实现了早期的诊断、治疗方案的优化。相关研究呈现出从模型研究向临床实践的重要转化趋势,但数据库的标准化以及应用的个性化等仍存在局限。未来需进一步结合分子机制以及临床特征等探索机器学习在食管癌领域的应用,并深化区域合作扩大模型适用范围,以期优化临床工作者的诊疗策略,改善患者预后,降低食管癌的社会负担。

参考文献

- [1] Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Soerjomataram, I., *et al.* (2024) Global Cancer Statistics 2022: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
- [2] Xie, C.Y., Pang, C.L., Chan, B., Wong, E.Y., Dou, Q. and Vardhanabhuti, V. (2021) Machine Learning and Radiomics Applications in Esophageal Cancers Using Non-Invasive Imaging Methods—A Critical Review of Literature. *Cancers*, **13**, Article 2469. <https://doi.org/10.3390/cancers13102469>
- [3] Hosseini, F., Asadi, F., Emami, H. and Harari, R.E. (2023) Machine Learning Applications for Early Detection of Esophageal Cancer: A Systematic Review. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, **23**, Article No. 124. <https://doi.org/10.1186/s12911-023-02235-y>
- [4] Li, S.W., Zhang, L.H., Cai, Y., Zhou, X., Fu, X., Song, Y., *et al.* (2024) Deep Learning Assists Detection of Esophageal Cancer and Precursor Lesions in a Prospective, Randomized Controlled Study. *Science Translational Medicine*, **16**, eadk5395. <https://doi.org/10.1126/scitranslmed.adk5395>
- [5] Yang, Y., Hu, Y., Zhang, X. and Wang, S. (2022) Two-Stage Selective Ensemble of CNN via Deep Tree Training for Medical Image Classification. *IEEE Transactions on Cybernetics*, **52**, 9194-9207. <https://doi.org/10.1109/tyb.2021.3061147>
- [6] Zhang, K., Ye, B., Wu, L., Ni, S., Li, Y., Wang, Q., *et al.* (2023) Machine Learning-Based Prediction of Survival Prognosis in Esophageal Squamous Cell Carcinoma. *Scientific Reports*, **13**, Article No. 13532. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-40780-8>
- [7] Sato, K., Fujita, T., Matsuzaki, H., Takeshita, N., Fujiwara, H., Mitsunaga, S., *et al.* (2022) Correction To: Real-Time Detection of the Recurrent Laryngeal Nerve in Thoracoscopic Esophagectomy Using Artificial Intelligence. *Surgical Endoscopy*, **36**, 9483-9483. <https://doi.org/10.1007/s00464-022-09705-w>
- [8] Gao, Y., Xin, L., Lin, H., Yao, B., Zhang, T., Zhou, A., *et al.* (2023) Machine Learning-Based Automated Sponge

- Cytology for Screening of Oesophageal Squamous Cell Carcinoma and Adenocarcinoma of the Oesophagogastric Junction: A Nationwide, Multicohort, Prospective Study. *The Lancet Gastroenterology & Hepatology*, **8**, 432-445. [https://doi.org/10.1016/s2468-1253\(23\)00004-3](https://doi.org/10.1016/s2468-1253(23)00004-3)
- [9] Guo, L., Xiao, X., Wu, C., Zeng, X., Zhang, Y., Du, J., *et al.* (2020) Real-Time Automated Diagnosis of Precancerous Lesions and Early Esophageal Squamous Cell Carcinoma Using a Deep Learning Model (with Videos). *Gastrointestinal Endoscopy*, **91**, 41-51. <https://doi.org/10.1016/j.gie.2019.08.018>
 - [10] Li, Y., Xu, C., Park, H., Omstead, A.N., Anees, M., Sherry, C., *et al.* (2026) A Machine-Learning Informed Circulating Microbial DNA Signature for Early Diagnosis of Esophageal Adenocarcinoma. *Gut Microbes*, **18**, Article 2604334. <https://doi.org/10.1080/19490976.2025.2604334>
 - [11] Wu, L., Honing, J., Wu, A., Kupfer, S.S., Bisseling, T.M., van Dieren, J.M., *et al.* (2025) Clinical Decision Tree for Optimizing Endoscopic Assessment of Signet Ring Cell Carcinoma in Hereditary Diffuse Gastric Cancer Surveillance. *Endoscopy*, **57**, 1118-1127. <https://doi.org/10.1055/a-2634-7895>
 - [12] Buck, A., Prade, V.M., Kunzke, T., Feuchtinger, A., Kröll, D., Feith, M., *et al.* (2022) Metabolic Tumor Constitution Is Superior to Tumor Regression Grading for Evaluating Response to Neoadjuvant Therapy of Esophageal Adenocarcinoma Patients. *The Journal of Pathology*, **256**, 202-213. <https://doi.org/10.1002/path.5828>
 - [13] Wang, J., Qin, J., Jing, S., Liu, Q., Cheng, Y., Wang, Y., *et al.* (2018) Clinical Complete Response after Chemoradiotherapy for Carcinoma of Thoracic Esophagus: Is Esophagectomy Always Necessary? A Systematic Review and Meta-Analysis. *Thoracic Cancer*, **9**, 1638-1647. <https://doi.org/10.1111/1759-7714.12874>
 - [14] Cheng, Y., Jing, S., Zhu, L., Wang, J., Wang, L., Liu, Q., *et al.* (2018) Comparison of Elective Nodal Irradiation and Involved-Field Irradiation in Esophageal Squamous Cell Carcinoma: A Meta-Analysis. *Journal of Radiation Research*, **59**, 604-615. <https://doi.org/10.1093/jrr/rry055>
 - [15] Cao, M., Xu, R., You, Y., Huang, C., Tong, Y., Zhang, R., *et al.* (2025) Development and Validation of CT-Based Fusion Model for Preoperative Prediction of Invasion and Lymph Node Metastasis in Adenocarcinoma of Esophagogastric Junction. *BMC Medical Imaging*, **25**, Article No. 242. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01777-z>
 - [16] Satake, H., Lee, K.W., Chung, H.C., Lee, J., Yamaguchi, K., Chen, J., *et al.* (2023) Pembrolizumab or Pembrolizumab Plus Chemotherapy versus Standard of Care Chemotherapy in Patients with Advanced Gastric or Gastroesophageal Junction Adenocarcinoma: Asian Subgroup Analysis of KEYNOTE-062. *Japanese Journal of Clinical Oncology*, **53**, 221-229. <https://doi.org/10.1093/jjco/hyac188>
 - [17] Zhang, X., Eyck, B.M., Yang, Y., Liu, J., Chao, Y., Hou, M., *et al.* (2020) Accuracy of Detecting Residual Disease after Neoadjuvant Chemoradiotherapy for Esophageal Squamous Cell Carcinoma (preSINO Trial): A Prospective Multicenter Diagnostic Cohort Study. *BMC Cancer*, **20**, Article No. 194. <https://doi.org/10.1186/s12885-020-6669-y>
 - [18] Yalamarthi, S., Witherspoon, P., McCole, D. and Auld, C. (2004) Missed Diagnoses in Patients with Upper Gastrointestinal Cancers. *Endoscopy*, **36**, 874-879. <https://doi.org/10.1055/s-2004-825853>
 - [19] Yang, H., Wang, F., Hallemeier, C.L., Lerut, T. and Fu, J. (2024) Oesophageal Cancer. *The Lancet*, **404**, 1991-2005. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(24\)02226-8](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(24)02226-8)
 - [20] Bergman, J.J.G.H.M., de Groof, A.J., Pech, O., Ragunath, K., Armstrong, D., Mostafavi, N., *et al.* (2019) An Interactive Web-Based Educational Tool Improves Detection and Delineation of Barrett's Esophagus-Related Neoplasia. *Gastroenterology*, **156**, 1299-1308.e3. <https://doi.org/10.1053/j.gastro.2018.12.021>
 - [21] Sui, H., Ma, R., Liu, L., Gao, Y., Zhang, W. and Mo, Z. (2021) Detection of Incidental Esophageal Cancers on Chest CT by Deep Learning. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article ID: 700210. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.700210>
 - [22] Cuellar, S.L.B., Carter, B.W., Macapinlac, H.A., Ajani, J.A., Komaki, R., Welsh, J.W., *et al.* (2014) Clinical Staging of Patients with Early Esophageal Adenocarcinoma: Does FDG-PET/CT Have a Role? *Journal of Thoracic Oncology*, **9**, 1202-1206. <https://doi.org/10.1097/jto.0000000000000222>
 - [23] Chen, R., Dou, L., Zhou, J., Song, G., Li, B., Zhao, D., *et al.* (2023) Optimal Starting Age of Endoscopic Screening for Esophageal Cancer in China: A Multicenter Prospective Cohort Study. *Cancer Medicine*, **12**, 9988-9998. <https://doi.org/10.1002/cam4.5727>
 - [24] Klontzas, M.E., Ri, M., Koltsakis, E., Stenqvist, E., Kalarakis, G., Boström, E., *et al.* (2024) Prediction of Anastomotic Leakage in Esophageal Cancer Surgery: A Multimodal Machine Learning Model Integrating Imaging and Clinical Data. *Academic Radiology*, **31**, 4878-4885. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2024.06.026>
 - [25] Danaher, P., Warren, S., Lu, R., Samayoa, J., Sullivan, A., Pekker, I., *et al.* (2018) Pan-Cancer Adaptive Immune Resistance as Defined by the Tumor Inflammation Signature (TIS): Results from the Cancer Genome Atlas (TCGA). *Journal for ImmunoTherapy of Cancer*, **6**, Article No. 63. <https://doi.org/10.1186/s40425-018-0367-1>
 - [26] Cao, K., Zhu, J., Lu, M., Zhang, J., Yang, Y., Ling, X., *et al.* (2024) Analysis of Multiple Programmed Cell Death-Related Prognostic Genes and Functional Validations of Necroptosis-Associated Genes in Oesophageal Squamous Cell Carcinoma. *eBioMedicine*, **99**, Article 104920. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2023.104920>

-
- [27] Liu, Y., Wang, Y., Hu, X., Wang, X., Xue, L., Pang, Q., *et al.* (2024) Multimodality Deep Learning Radiomics Predicts Pathological Response after Neoadjuvant Chemoradiotherapy for Esophageal Squamous Cell Carcinoma. *Insights into Imaging*, **15**, Article No. 277. <https://doi.org/10.1186/s13244-024-01851-0>
- [28] Wang, X., Jiang, Y., Yang, S., Wang, F., Zhang, X., Wang, W., *et al.* (2025) Foundation Model for Predicting Prognosis and Adjuvant Therapy Benefit from Digital Pathology in GI Cancers. *Journal of Clinical Oncology*, **43**, 3468-3481. <https://doi.org/10.1200/jco-24-01501>