

人工智能在外科领域中的应用前景： 可视化分析

徐 婧^{1,2}, 黎飞彤^{1,2}, 宋 蕊³, 王 帅², 庞黎明^{4*}

¹右江民族医学院研究生学院, 广西 百色

²广西医学科学院, 广西壮族自治区人民医院结直肠肛门外科, 广西 南宁

³广西医科大学附属肿瘤医院肝胆外科修整, 广西 南宁

⁴中山大学附属第一医院广西医院普通外科, 广西 南宁

收稿日期: 2024年1月29日; 录用日期: 2024年2月23日; 发布日期: 2024年2月29日

摘要

背景和目的:近年来,人工智能(AI)技术的快速发展为外科的诊断和治疗创造了新的机遇。大量学术和临床研究表明,基于人工智能技术的高水平辅助诊疗系统可以显著提高医疗数据的可读性,客观地为医生提供可靠、全面的参考,缩小医生之间的经验差距,帮助医生更好地治疗疾病,做出更准确的诊断决策。本研究利用文献计量技术,对外科领域人工智能相关文献进行可视化分析,总结该领域的现状和研究热点。**方法:**从Web of Science核心合集数据库中获取人工智能在外科研究领域的相关文献。利用VOSviewer软件对收录文献的论文数量、国家、机构、作者、期刊、被引文献、关键词等进行分析,生成可视化知识图谱。**结果:**本研究论文总数为1913篇。我们介绍了人工智能在外科领域研究的年度出版物和引用、最具生产力的国家/地区、最具影响力的学者、期刊和机构的合作以及研究重点和热点。**结论:**本研究系统总结了目前人工智能在外科领域的现状和趋势,为未来的研究奠定基础。

关键词

人工智能, 外科, 深度学习, 机器学习, 可视化分析

Application Prospect of Artificial Intelligence in the Field of Surgery: Visual Analysis

Jing Xu^{1,2}, Feitong Li^{1,2}, Rui Song³, Shuai Wang², Lingming Pang^{4*}

¹Graduate School of Youjiang Medical College for Nationalities, Baise Guangxi

²Department of Colorectal and Anal Surgery, Guangxi Academy of Medical Sciences, People's Hospital of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning Guangxi

³Department of Hepatobiliary Surgery, Guangxi Medical Cancer Hospital, Nanning Guangxi

*通讯作者。

⁴Department of General Surgery, Guangxi Hospital, The First Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Nanning Guangxi

Received: Jan. 29th, 2024; accepted: Feb. 23rd, 2024; published: Feb. 29th, 2024

Abstract

Background and Objective: In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI) technology has created a new machine for surgical diagnosis and treatment. A large number of academic and clinical studies have shown that high-level auxiliary diagnosis and treatment systems based on artificial intelligence technology can significantly improve medical care. The readability of the data objectively provides a reliable and comprehensive reference for doctors, which can narrow the experience gap between doctors, and help doctors to design a better treatment and make more accurate diagnostic decisions. This study used bibliometric techniques to study artificial intelligence in the field of surgery. The relevant literature is visualized and analyzed, and the current situation and research hotspots in this field are summarized. **Methods:** Relevant literature on artificial intelligence in the field of surgical research was obtained from the Web of Science core collection database. Benefits VOSviewer software was used to analyze the number of papers, countries, institutions, authors, journals, cited literatures and keywords, so as to summarize and generate a visual knowledge map. **Results:** The total number of papers in this study was 1913. We present the annual publication and introduction of artificial intelligence in surgical research. The most productive countries/regions, the most influential scholars, journals and institutions, as well as research priorities and hot spots are presented. **Conclusion:** This study systematically summarizes the current status and trends of artificial intelligence in the field of surgery, and lays a foundation for future research.

Keywords

Artificial Intelligence, Surgery, Deep Learning, Machine Learning, Visual Analysis

Copyright © 2024 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

人工智能(AI)的概念于1956年首次提出，指的是机器执行通常需要人类智能才能完成的任务的能力[1]。几十年过去了，人工智能已经重塑了人们的生活，特别是在图像识别、语音识别、自动驾驶等方面。2016年，中国设立了人工智能实验室，专注于人工智能相关技术的开发，例如“机器学习、语音识别、自然语言处理和计算机视觉”。人工智能在医学中的应用主要包括两个部分。一是以“机器学习”为代表的虚拟应用形式，它利用大量现有数据进行算法分析，形成专门的逻辑集。这个逻辑使我们能够对新数据做出判断[2]。成像组学和预测模型属于此类应用。另一种是以“物理设备”为代表的应用形式，典型的例子是各种智能机器人系统，例如达芬奇机器人辅助手术系统和智能护理机器人[3]。

在过去的几年里，人工智能已经在外科的不同领域建立了自己的利基市场[4]。人工智能(AI)技术的整合和大数据技术的捕捉将是外科领域的下一次巨大飞跃，使我们能够捕捉精准医疗的细节。人工神经网络(ANN)是机器学习工具，在功能上，它们通过连接和发现数据中的复杂关系和模式来模仿人脑，神

经网络在简单的计算单元(神经元)层中处理信号,随着网络学习与图像识别和数据分类等任务相对应的不同输入输出映射,它们接受输入、执行计算并将输出发送到下一个计算单元,这些模式被解释并用于决策,从而指导大规模数据分析并分发给外科医生[4]。这种庞大的数字信息集合(通常称为“大数据”)只是人工智能的一种潜在应用。通过整合大数据,计算机可以补充外科医生的认知能力,以改善以患者为中心的护理[5]。此外,人工智能的使用将为个体患者提供更多接触更广阔的精准医疗世界的机会。因此,外科医生必须学习如何在我们的实践中使用人工智能,以跟上不断发展的医学领域。

1.1. 资料来源

在 Web of Science 数据库中以 *artificial intelligence* AND surgery** 为主题检索,文献类型为“Article” OR “Review”,文献语言为“English”,时间区间为: 2000-01-01 至 2023-08-01。共获到相关文献 1913 篇,检索得到的文献以“全记录与引用的参考文献”及“纯文本”的格式下载。

1.2. 研究方法

获取全部相关文献,下载文献格式为纯文本。使用文献计量工具 biblmetrix 提取题录字段信息,包括发文量、国家、期刊和关键词等。对文献中关键词进行频次统计,分别用 Pajek 软件和 VOSviewer 软件进行双重聚类分析,在 VOSviewer 软件中进行可视化,以便于客观认识该领域的研究热点。最后,利用 VOSviewer 软件对作者个体的合作网络、作者机构的合作网络、作者国家 - 地区的合作网络等进行共现分析,指导更多学者广泛开展科研领域、提高科研水平。

2. 结果与分析

2.1. 年发文量分析

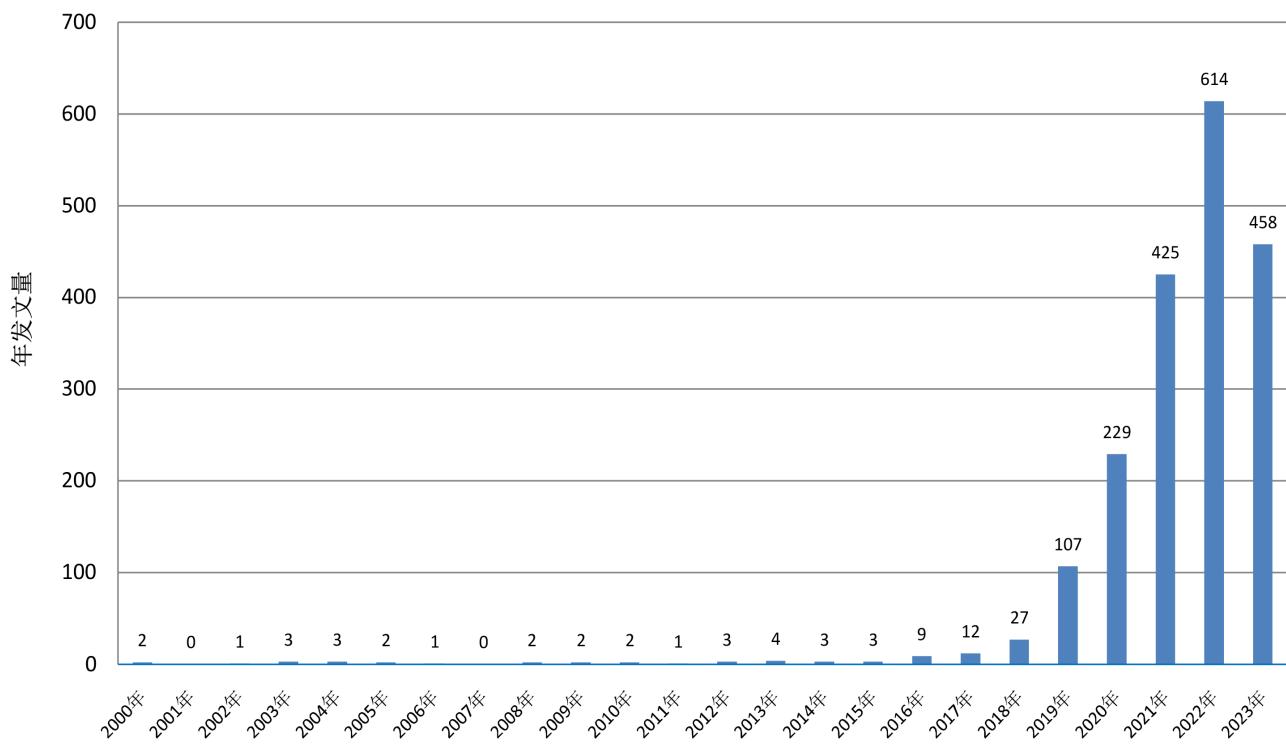
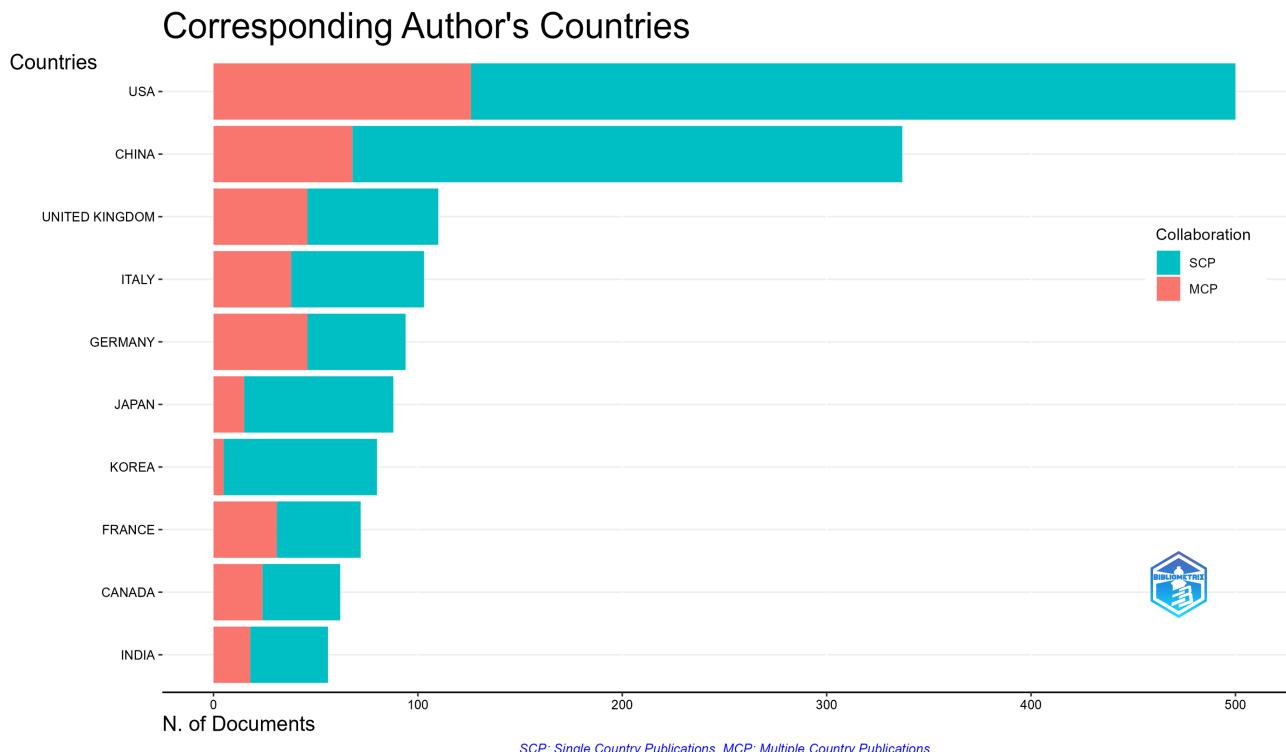
外科领域中基于人工智能方法的研究与应用起源于上世纪末,但文献数量较少。2000~2018 年,每年发文量较稳定;2019 年开始,年发文量呈现出高速增长的趋势;2020 年首次超过 200 篇。期刊的年发表量如图 1 所示。

2.2. 人工智能在外科领域研究顶尖国家和期刊分析及关联

为了进一步确定领先国家,根据通讯作者地址将 1913 篇论文分为单国合作(SCP)和多国合作(MCP)两类。在我们的研究中,我们将 SCP 定义为与来自一个国家的作者进行的任何研究,将 MCP 定义为与来自不同国家的作者进行的任何研究。发文量最高的前 10 个国家被选出并显示在图 2 中。结果显示,美国($n = 500$)和中国($n = 374$)的发文量最高,美国 SCP ($n = 374$)的发文量最高。有趣的是,韩国、日本和中国的 SCP 与 MCP 的比值最高,而德国的比值最低。在出版期刊方面,我们最初根据出版物数量和被引次数选择了前 50 名期刊。然后,为了确定最优秀的期刊,我们合并两个集群以获得 16 种期刊(图 3(a))。其中包括 CANCERS、JOURNAL OF CLINICAL MEDICINE、FRONTIERS IN ONCOLOGY 等。CANCERS 的发文量($n = 45$)最高,APPLIED SCIENCES-BASEL 的被引次数($n = 859$)最高(图 3(b))。

2.3. 作者合作网络

共同作者分析可以让人们了解某一学科中作者之间的合作关系。对合作发表 3 篇文献及以上的作者个体的合作网络进行分析(见图 4)。在人工智能外科领域,发表论文最多的是,来自美国麻萨诸塞州总医院的外科手术人工智能与创新实验室的 Hashimoto, daniel a. (17 篇),同时也是被引用次数最多的学者,2021 年在 Ann Surg 上发表,用于手术阶段识别的机器学习模型,可以推动手术工作流程走向标准化、高效和客观,从而改善患者治疗效果[6]。此外,Hashimoto DA, 与 Rosman G 等人合作通过基于分析 88 例

**Figure 1.** Annual number of publications**图 1. 年发文量****Figure 2.** Number of publications in the top 10 communication authors' countries (SCP single-country cooperation, MCP multi-country cooperation)**图 2. 前 10 个通讯作者所在国家出版物数量(SCP 单国合作、MCP 多国合作)**

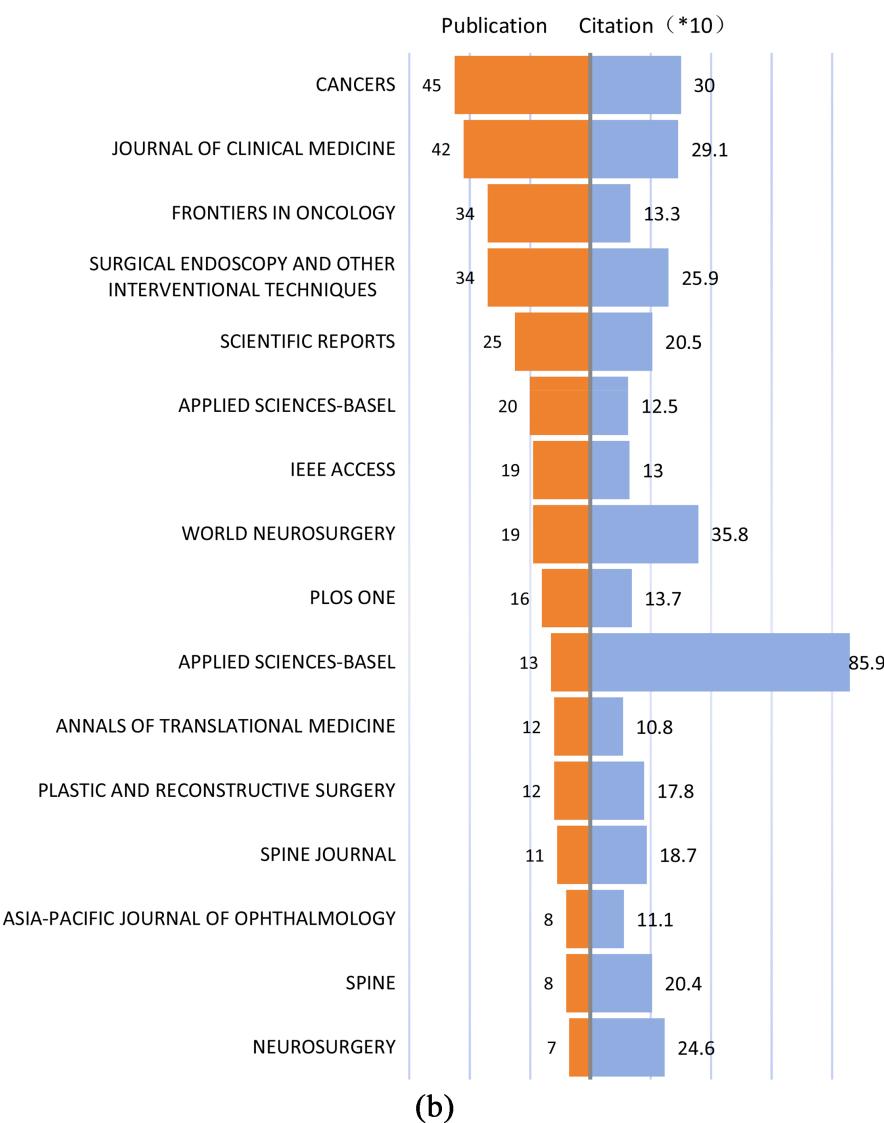
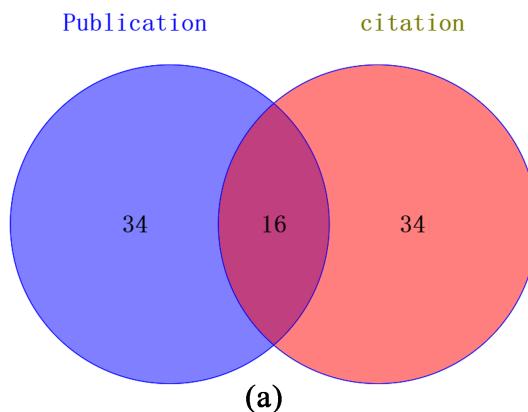


Figure 3. (a) Venn diagram between top 50 journal publications and top 50 journal citations; (b) Details of 16 journals with high publication rate and citation rate after merging

图 3. (a) 排名前 50 的期刊出版物和排名前 50 的期刊引用之间的维恩图; (b) 合并后的 16 种发表率和被引率较高的期刊的详细情况

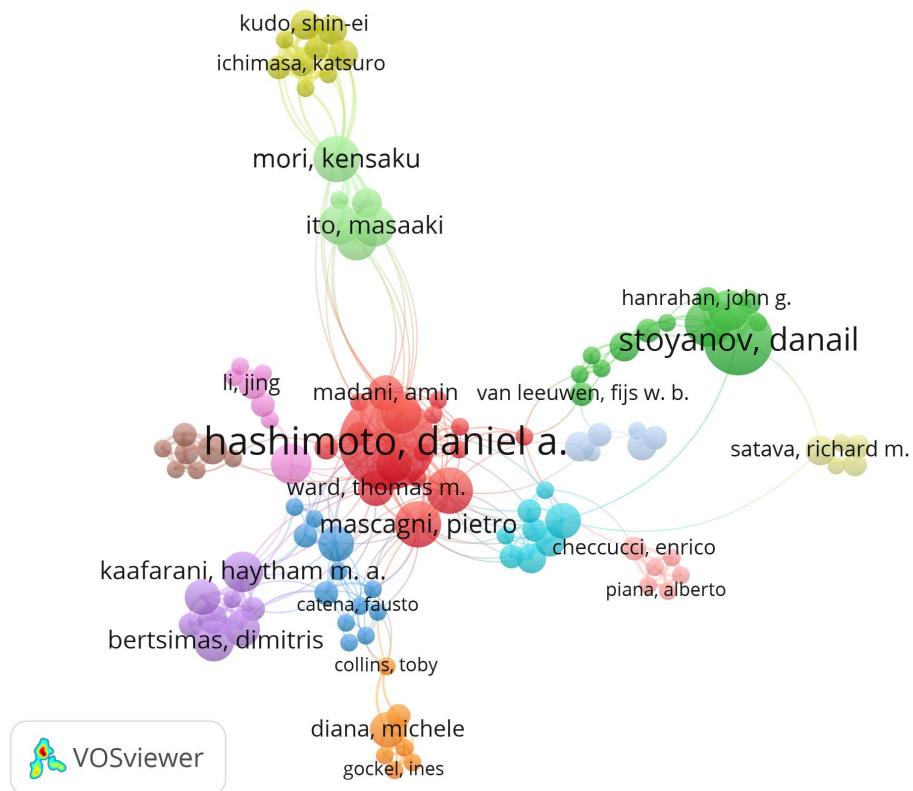


Figure 4. The author cooperation network diagram
图 4. 作者合作网络图

腹腔镜胃切除术, AI 从视频中提取定量的手术数据, 准确率可以达到 85.6%, 这表明手术录像可以用作术中临床决策支持, 风险预测或结果研究的定量数据来源[7]。Madani A、Namazi B 和 Altieri MSAI 等合作发表了, 在腹腔镜胆囊切除术中使用语义分割来识别手术解剖结构[8]。这些研究成果充分展示出作者之间的合作为该领域带来了一定的影响。

2.4. 作者合作机构网络

对合作发表 5 篇文献及以上的作者机构的合作网络分析见图 5。机构共现网络(institution co-authorship)分析反映了研究领域中各机构之间的影响和沟通。本文根据机构发表的文章数量对机构进行排名, 发文量排名前 3 的机构: 哈佛大学医学院(Harvard Medical School)排名第一(76 篇), 其次是斯坦福大学(Stanford University) (47 篇)和麻省总医院(Massachusetts General Hospital) (42 篇), 这 3 个机构在该领域相关出版物中的发文数量最多, 也是人工智能在外科领域方面最具影响力的 3 个研究机。由此可以看出, 当前美国在基于人工智能的外科领域研究处于全球领先地位。而国内发文量排名前 3 的机构为: 中山大学(Sun Yat-Sen University) (31 篇), 上海交通大学(Shanghai Jiao Tong University) (21 篇), 中国科学院(Chinese Acad Sci) (21 篇), 由此说明这 3 所机构在我国外科领域人工智能方面的学术科研力量较强。

2.5. 参考文献共被引

所有文章引用了 76,986 条参考文献, 其中 154 篇被引用至少 15 次。我们将超过 15 次引用导入 VOSviewer 中进行共被引分析(图 6)。总被引次数最多的文章是在 Ann Sur 上发表的定义 AI 的四个主要子领域: 机器学习、人工神经网络、自然语言处理和计算机视觉, 并介绍了它们在外科手术中的应用[4]。

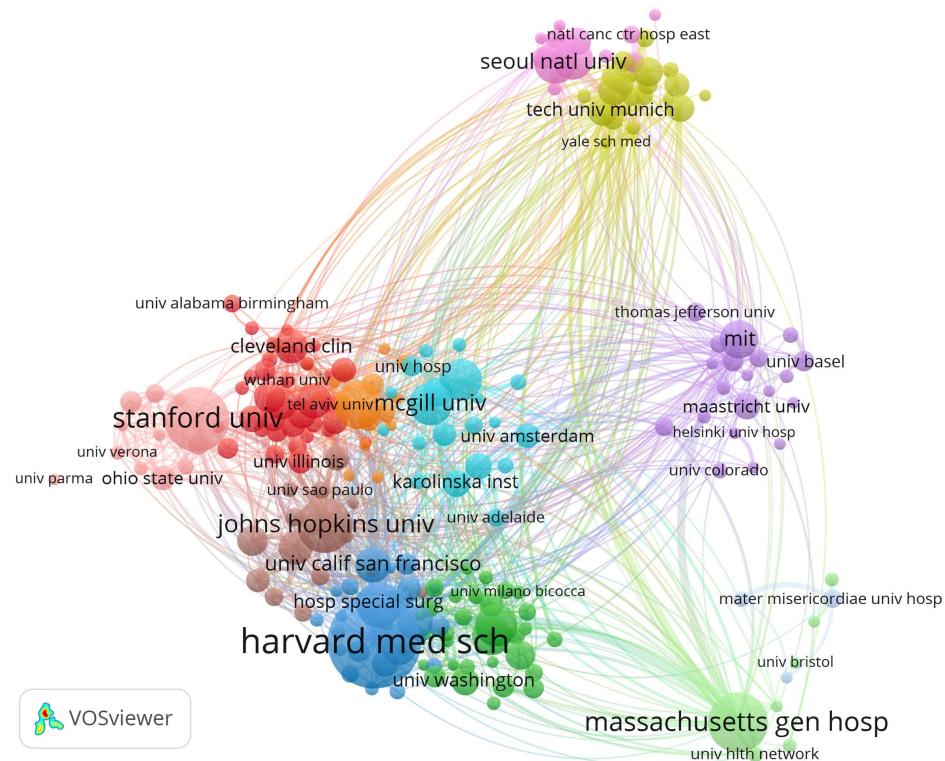


Figure 5. The author's institutional cooperation network diagram
图 5. 作者机构合作网络图

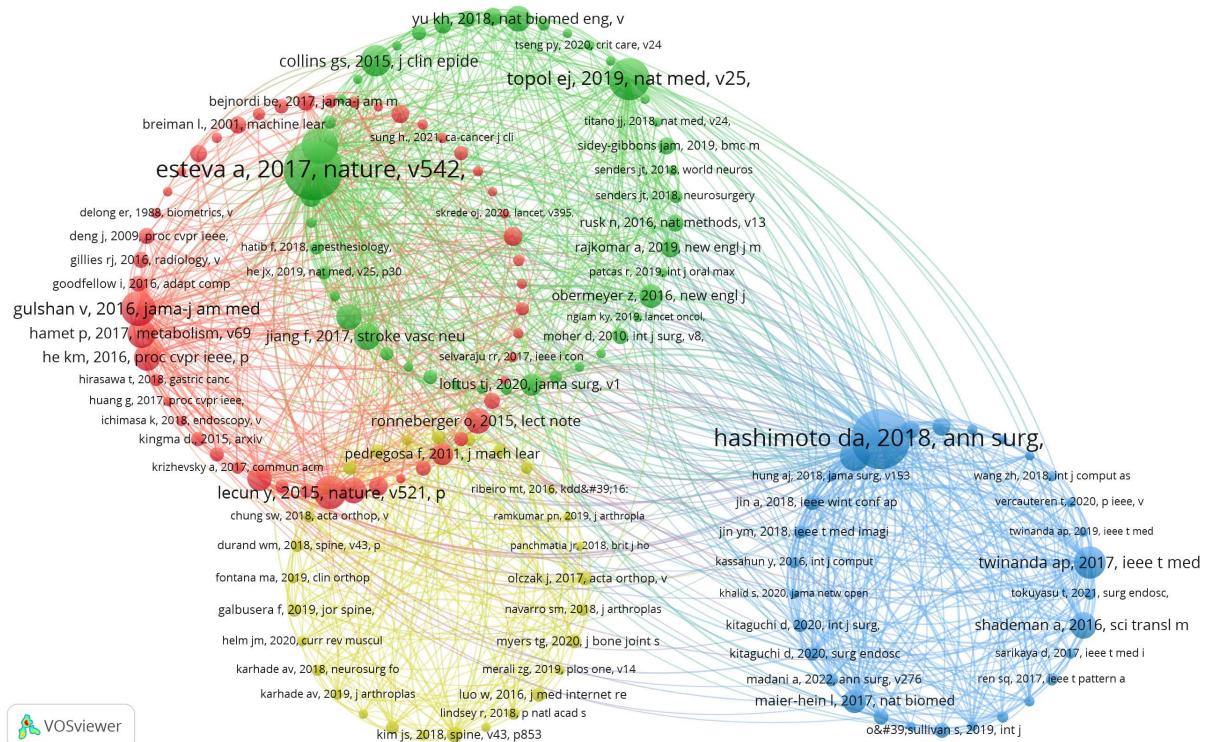


Figure 6. References co-cited
图 6. 参考文献共被引

其次，有研究发现在皮肤癌的诊断中，AI 算法的性能几乎与皮肤科医生的性能相当[9]。2015 年在 Ann Intern Med 上发表，用于个人预后或诊断的多变量预测模型(TRIPOD)的指南[10]。随后，证实人工神经网络(ANN)机器学习模型是准确预测后路腰椎融合术后发生并发症危险因素的有效方法[11]。除了上述高被引用的论文外，2016 年 Twinanda AP [12]等，开发一种临床实验，在腹腔镜手术中，使用卷积神经网络(CNN)架构(我们称之为 EndoNet)，仅使用视觉功能在腹腔镜胆囊切除术中同时执行：工具存在性检测和相位识别。同年，Gulshan V [13]等，基于 128,175 个视网膜图像，创建一种深度卷积神经网络的算法，用于检测糖尿病视网膜病变(RDR)，该算法具有 97.5% 的灵敏度以及 93.9% 的特异性。除此之外，Hademan A [14]等，开发了一种新型智能组织自主机器人(STAR)，STAR 系统集成了全光三维近红外荧光(NIRF)和 3D 全光视觉、力传感、亚毫米定位和驱动手术工具，在离体猪组织和活体猪中进行验证，证实 STAR 是优于外科医生和机器人辅助手术(RAS)的技术。综上所述，这些研究是该研究领域的关键文献，具有较高的学术影响力，一定程度上反映了该领域的研究基础和研究前沿。

2.6. 关键词共现分析

关键词往往反映文章的核心和主要内容。提取频次出现 10 次及以上的关键词 235 个，进行共现和聚类分析，结合中文释义及其之间的逻辑关系，在 Pajek 软件操作下，235 个关键词被聚为 6 类，结果分析如下图 7。从频率来看，最重要的关键词是人工智能(1007 次)、机器学习(494 次)、外科手术(403 次)、深度学习(287 次)、预测(166 次)、分类(163 次)、诊断(149 次)等。

图 8 显示了关键字出现的平均年份。时间线图可以根据关键字首次出现的年份对关键字进行不同的着色。紫色节点代表较早的关键字，黄色节点代表最近的关键字。近年来，预测模型、放射组学相关的重要术语的出现，预示着该领域的研究新热点。

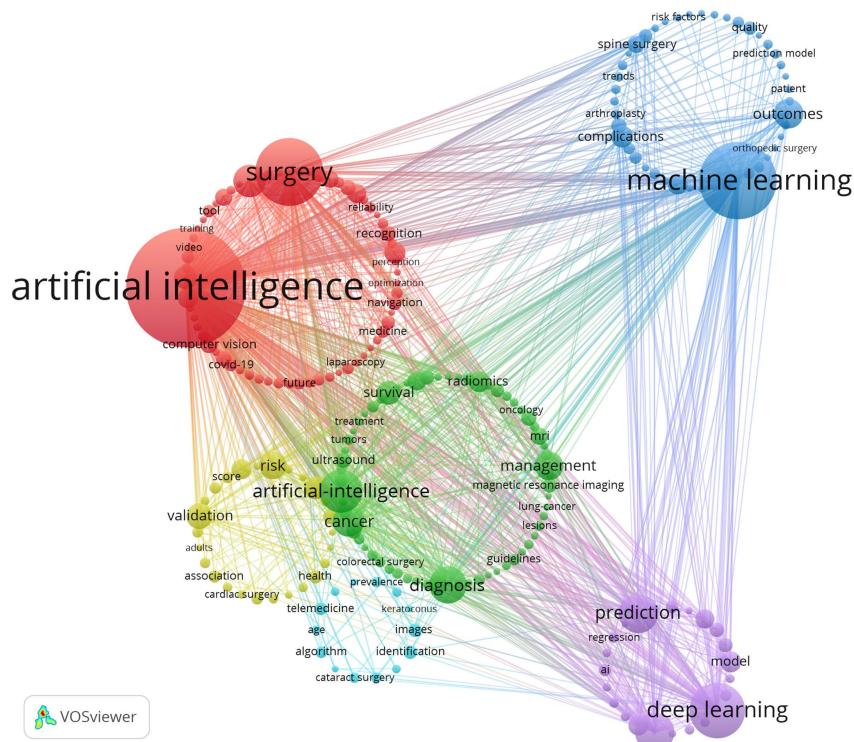


Figure 7. Keyword co-occurrence graph

图 7. 关键词共现图

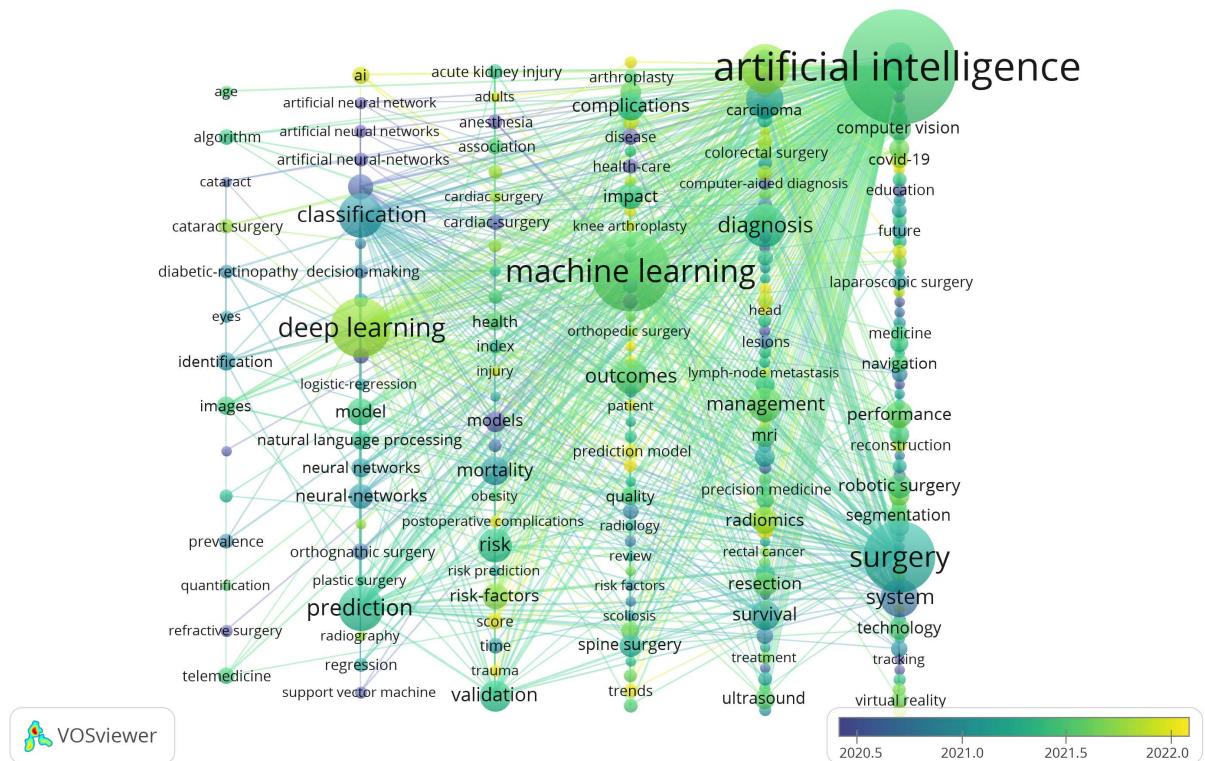


Figure 8. Keyword timeline diagram

图 8. 关键词时间线图

3. 讨论

3.1. 一般信息

在本研究中，我们对 WoS 数据库进行了系统的文献检索，关于人工智能在外科领域的研究，检索并绘制了该研究领域的出版物 1913 篇。由于机器学习和人工神经网络的加速发展和研究，到 20 世纪 90 年代，人工智能领域取得了突破。与此同时，关于人工智能的出版物数量逐渐增加，人工智能在医学上的应用也有所增加，但仍然相对较少。虽然 AI 在外科领域的整体研究基数较小，但从目前的趋势来看，这预示着它将是未来的一个研究热点，并将持续受到关注。

3.2. 人工智能在外科领域的研究涉及多方面应用

高频关键词常用于呈现某一研究领域的热点问题，反映某一领域的研究热点。为了了解 AI 在外科领域中的研究热点和前沿，我们对关键词进行可视化，得出研究热点主要集中在三个方面：

人工智能技术在外科手术中的应用。随着腹腔镜手术和机器人手术的发展，人工智能也开始在手术领域发挥重要作用。目前，基于人工智能的新型应用和外科手术的最新发展，在术前计划、术中引导和机器人手术方面均取得了显著进展。例如 Hung 等[15]利用机器人手术中直接捕获的系统数据对外科医生的表现进行更准确、客观地评估，并预测患者的手术结果。有研究者，使用人工智能和计算机视觉分析机器人手术的技术熟练程度[16]。基于自动化性能指标和随机森林机器学习算法处理大量数据，人工智能开发利用个性化的多模态患者信息，根据现有的医疗记录和成像计划手术程序，包括组学数据和生活方式信息，可用于早期检测和诊断，从而实现个性化治疗。卷积神经网络(CNN)使研究人员能够创建准确且通用的人工智能算法来识别手术阶段，将术中手术数据及其分析与机器学习方法相结合，利用这些数

据与放射组学和基因组学类似的潜力，从而促进手术中的个性化治疗建议。例如：腹腔镜结直肠手术中使用人工智能导航辅助识别解剖部位[17]，使用机器学习进行内窥镜垂体手术的自动化手术流程分析，并首次用于神经外科手术中[18]。利用深度学习创建计算机视觉算法，术后大肠癌患者的自然语言处理(NLP)和机器学习(ML)分析表明，对不同数据类型进行一致而不是单独进行分析时，吻合口漏的预测准确性提高到92% [19]。利用多模态数据的机器学习对手术中的发病率、死亡率和长期结果进行个性化预测[20]。AI用于评估TME、预后和治疗辅助化疗对根治性胃癌手术后的患者[21]。另外，有人提出了使用Google的Inception和ResNet架构的分类管道来分割肺癌、膀胱癌和乳腺癌[4]。AI在手术中的潜力不断增长，这与其他近代技术发展(例如，移动电话，云计算)相类似，这是由于硬件和软件的超周期发展相交而产生的(即，随着硬件的发展，软件也是如此)反之亦然。

对人工智能的方法学研究。主要的方法学有机器学习、深度学习等。方法学研究的深入有利于提高疾病预测的准确性[22]。机器学习是人工智能的核心，高度准确和可靠的机器学习方法在整合和分析庞大而复杂的数据集方面发挥着关键作用。早在2006年，机器学习领域泰斗Hinton和Salakhutdinov就提出了深度学习模型[23]。深度学习是机器学习的一个子类型，基于卷积神经网络(CNN)，主要解决图像、文本和语音领域，将图像和临床数据等多模态数据相结合，问题集中在分类和回归[24]，研究者为了提高准确性，总是将多种算法混合在一起[25]。2015年Lecun Y表示深度学习允许计算模型来学习具有多个抽象级别的数据表示，深度卷积网络在处理图像等方面带来了突破性进展[24]，成为受欢迎的特征提取器，已被证明在自然图像分类方面明显优于经典的机器学习方法。例如，开发机器学习和自然语言处理算法，用于前路腰椎手术中血管损伤的术前预测和自动识别[26]。随着，图像分类的深度卷积神经网络结构越来越多样，VGG系列网络、ResNet和U-Net等网络诞生，并验证了图像分类分割的性能在逐步提高。最近，迁移学习(机器学习的另一个子集)，是使用数据集上的预训练模型作为基点来解决新的相关问题[27]。研究者开发通过使用迁移学习对基于补丁的乳腺癌淋巴结数据集进行微调，建立了用于结直肠癌患者淋巴结筛查的计算机辅助诊断工具[28]。迁移学习的出现，有望引领深度学习之后的下一波机器学习技术，它也被有效地应用于医学图像分析。研究者们也在为疾病的预测和诊断不断提出新的方法和网络训练策略以提高模型的准确性，并优化改进模型可能出现的过拟合、研究可重复性和操作性等技术问题，这些是未来人工智能在外科领域应用中方法学研究突破的关键。

利用AI技术在对疾病进行分类、预测、诊断的研究。使用人工智能生存预测系统在外科领域进行个性化治疗决策，以及构建放射组学模型来对相同的癌性病变和淋巴结状态进行分类[29] [30]。研究者们主要关注的是对疾病诊断和预后方面的预测，尤其通过图像识别技术应用于疾病分类[9]、病理诊断[31]、影像学图像分析[32]等方面，并且通过模型构建来预测疾病的预后情况。例如：利用人工智能开发了一种新的双吻合器技术(DST)吻合结直肠手术中左侧结直肠癌吻合口漏(AL)的预测模型[33]。应用人工智能预测T1期结直肠癌发生肝转移的风险[34]。在诊断过程中引入机器学习、人工神经网络、深度学习和放射组学所推动的临床实践的改进。大数据是人工智能研究的基础，好的数据集可以训练出更好的人工智能模型。例如，在一项纳入2320名患者的回顾性多机构研究中，Jiang等人，开发了一种多任务深度学习模型，可以通过术前CT图像准确预测胃癌患者的腹膜复发和生存率[35]。另外，使用K均值降维的机器学习方法构建乳腺癌患者生存率的预测模型[36]。使用胃腺癌的常规H & E染色组织切片来训练、测试和外部验证基于深度学习的分类器，用于胃癌组织学亚型分类，并评估其潜在的预后效用[37]。随着测序技术、计算方法的发展和数据分析，人工智能已发展成为一种可以提高精度和准确性的预测工具。

3.3. AI在外科领域的应用前景

人工智能在外科领域中具有重要的研究价值和应用前景，特别是在疾病的临床诊断、治疗和预后预

测方面显示出巨大的优势。随着远程医疗和 5G 等数字化创新，人工智能应用将成为外科领域研究不可或缺的一部分。远程医疗可以通过现有的创新服务设计向缺乏医生和其他医疗保健专业人员的偏远地区提供支持，减少旅行交通挑战和相关的碳足迹，从而帮助更有效、更合理地分配有限的医疗保健资产。对 COVID-19 大流行的反应就证明了这一点，这加速了远程医疗的快速增长以及人们对这些数字技术重要性的认识。随着医疗机器人的能力遵循以不同程度的自治为代表的进步路径的发展，医学专家的大部分角色将转向诊断和决策。这种转变是否也意味着随着技术的引入，医学专家在灵巧性和基本手术技能方面的技能会降低？对未来的培训和认证有何影响？如果机器人的性能被证明优于人类，我们是否应该相信完全自主的医疗机器人？显然，这些都是值得我们思考的。

3.4. AI 的局限性

人工智能在外科领域过去 20 年中发展迅猛，但仍存在一些需要解决的问题。首先，人工智能技术仍然存在一些缺陷，数据仍然是人工智能的核心部分。人工智能的深度学习需要极高的数据质量，而由于隐私和安全问题，数据收集具有挑战性且成本高昂。其次，目前人工智能技术建立的模型仅适用于特定的临床范围，一旦超出该范围就不再适用。这些限制使得一种人工智能模型很难在全球范围内普遍适用。此外，关于 AI 算法的一个重要问题涉及它们的可解释性，神经网络之类的技术基于“黑匣子”设计[38]，它们是端到端的学习设计，吸收数据并生成输出结论，而无需明确解释其输出结论的基本原理和过程[39]。尽管神经网络的自动化性质允许检测人类遗漏的模式，但是人类科学家几乎没有能力评估计算机如何或为何识别这些模式[40]。因此，未来的人工智能可以打破模型偏差，直接通过最本质、最根本的特征来构建模型，量化特征，解释人工智能结果的过程，解决当前的“黑箱”问题。

4. 结论

综上所述，当前美国人工智能医学应用研究处于全球领先地位，中国研究实力亦处于世界前列。在我国，应充分吸收国外的前沿热点，加强国际及研究机构间的交流合作，推动中国人工智能技术与外科领域的交叉研究。

基金项目

广西自然科学基金项目(2023GXNSFAA026078)。

参考文献

- [1] Hamet, P. and Tremblay, J. (2017) Artificial Intelligence in Medicine. *Metabolism*, **69**, S36-S40. <https://doi.org/10.1016/j.metabol.2017.01.011>
- [2] Greener, J.G., Kandathil, S.M., Moffat, L. and Jones, D.T. (2022) A Guide to Machine Learning for Biologists. *Nature Reviews Molecular Cell Biology*, **23**, 40-55. <https://doi.org/10.1038/s41580-021-00407-0>
- [3] Mehrholz, J., Pohl, M., Platz, T., Kugler, J. and Elsner, B. (2018) Electromechanical and Robot-Assisted Arm Training for Improving Activities of Daily Living, Arm Function, and Arm Muscle Strength after Stroke. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, **9**, CD006876. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD006876.pub5>
- [4] Hashimoto, D.A., Rosman, G., Rus, D., et al. (2018) Artificial Intelligence in Surgery: Promises and Perils. *Annals of Surgery*, **268**, 70-76. <https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000002693>
- [5] Kim, Y.J., Kelley, B.P., Nasser, J.S. and Chung, K.C. (2019) Implementing Precision Medicine and Artificial Intelligence in Plastic Surgery: Concepts and Future Prospects. *Plastic and Reconstructive Surgery—Global Open*, **7**, e2113. <https://doi.org/10.1097/GOX.0000000000002113>
- [6] Garrow, C.R., Kowalewski, K., Li, L., et al. (2021) Machine Learning for Surgical Phase Recognition. *Annals of Surgery*, **273**, 684-693. <https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000004425>
- [7] Hashimoto, D.A., Rosman, G., Witkowski, E.R., et al. (2019) Computer Vision Analysis of Intraoperative Video. *An-*

- nals of Surgery*, **270**, 414-421. <https://doi.org/10.1097/SLA.00000000000003460>
- [8] Madani, A., Namazi, B., Altieri, M.S., et al. (2022) Artificial Intelligence for Intraoperative Guidance. *Annals of Surgery*, **276**, 363-369. <https://doi.org/10.1097/SLA.00000000000004594>
- [9] Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R.A., et al. (2017) Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks. *Nature*, **542**, 115-118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
- [10] Collins, G.S., Reitsma, J.B., Altman, D.G. and Moons, K.G.M. (2015) Transparent Reporting of a Multivariable Prediction Model for Individual Prognosis or Diagnosis (TRIPOD): The TRIPOD Statement. *Annals of Internal Medicine*, **162**, W1-73. <https://doi.org/10.7326/L15-0078-4>
- [11] Kim, J.S., Merrill, R.K., Arvind, V., et al. (2018) Examining the Ability of Artificial Neural Networks Machine Learning Models to Accurately Predict Complications Following Posterior Lumbar Spine Fusion. *Spine*, **43**, 853-860. <https://doi.org/10.1097/BRS.0000000000002442>
- [12] Twinanda, A.P., Shehata, S., Mutter, D., et al. (2017) EndoNet: A Deep Architecture for Recognition Tasks on Laparoscopic Videos. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **36**, 86-97. <https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2593957>
- [13] Gulshan, V., Peng, L., Coram, M., et al. (2016) Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. *JAMA*, **316**, 2402-2410. <https://doi.org/10.1001/jama.2016.17216>
- [14] Shademan, A., Decker, R.S., Opfermann, J.D., et al. (2016) Supervised Autonomous Robotic Soft Tissue Surgery. *Science Translational Medicine*, **8**, 337ra64. <https://doi.org/10.1126/scitranslmed.aad9398>
- [15] Hung, A.J., Chen, J. and Gill, I.S. (2018) Automated Performance Metrics and Machine Learning Algorithms to Measure Surgeon Performance and Anticipate Clinical Outcomes in Robotic Surgery. *JAMA Surgery*, **153**, 770-771. <https://doi.org/10.1001/jamasurg.2018.1512>
- [16] Yang, J.H., Goodman, E.D., Dawes, A.J., et al. (2023) Using AI and Computer Vision to Analyze Technical Proficiency in Robotic Surgery. *Surgical Endoscopy*, **37**, 3010-3017. <https://doi.org/10.1007/s00464-022-09781-y>
- [17] Ryu, S., Goto, K., Kitagawa, T., et al. (2023) Real-Time Artificial Intelligence Navigation-Assisted Anatomical Recognition in Laparoscopic Colorectal Surgery. *Journal of Gastrointestinal Surgery*, **27**, 3080-3082. <https://doi.org/10.1007/s11605-023-05819-1>
- [18] Khan, D.Z., Luengo, I., Barbarisi, S., et al. (2022) Automated Operative Workflow Analysis of Endoscopic Pituitary Surgery Using Machine Learning: Development and Preclinical Evaluation (IDEAL Stage 0). *Journal of Neurosurgery*, **137**, 51-58. <https://doi.org/10.3171/2021.6.JNS21923>
- [19] Soguero-Ruiz, C., Hindberg, K., Mora-Jiménez, I., et al. (2016) Predicting Colorectal Surgical Complications Using Heterogeneous Clinical Data and Kernel Methods. *Journal of Biomedical Informatics*, **61**, 87-96. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2016.03.008>
- [20] Wagner, M., Brandenburg, J.M., Bodenstedt, S., et al. (2022) Surgomics: Personalized Prediction of Morbidity, Mortality and Long-Term Outcome in Surgery Using Machine Learning on Multimodal Data. *Surgical Endoscopy*, **36**, 8568-8591. <https://doi.org/10.1007/s00464-022-09611-1>
- [21] Chen, T., Li, X., Mao, Q., et al. (2022) An Artificial Intelligence Method to Assess the Tumor Microenvironment with Treatment Outcomes for Gastric Cancer Patients after Gastrectomy. *Journal of Translational Medicine*, **20**, Article No. 100. <https://doi.org/10.1186/s12967-022-03298-7>
- [22] 严律南. 人工智能在医学领域应用的现状与展望[J]. 中国普外基础与临床杂志, 2018, 25(5): 513-514.
- [23] Hinton, G.E. and Salakhutdinov, R.R. (2006) Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. *Science*, **313**, 504-507. <https://doi.org/10.1126/science.1127647>
- [24] Lecun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015) Deep Learning. *Nature*, **521**, 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [25] Jaradat, A.S., Al Mamlook, R.E., Almakayee, N., et al. (2023) Automated Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning and Transfer Learning Techniques. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **20**, Article 4422. <https://doi.org/10.3390/ijerph20054422>
- [26] Karhade, A.V., Bongers, M.E.R., Groot, O.Q., et al. (2021) Development of Machine Learning and Natural Language Processing Algorithms for Preoperative Prediction and Automated Identification of Intraoperative Vascular Injury in Anterior Lumbar Spine Surgery. *The Spine Journal*, **21**, 1635-1642. <https://doi.org/10.1016/j.spinee.2020.04.001>
- [27] Zhuang, F.Z., et al. (2020) A Comprehensive Survey on Transfer Learning. *Proceedings of the IEEE*, **109**, 43-76. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2020.3004555>
- [28] Khan, A., Brouwer, N., Blank, A., et al. (2023) Computer-Assisted Diagnosis of Lymph Node Metastases in Colorectal Cancers Using Transfer Learning with an Ensemble Model. *Modern Pathology*, **36**, Article ID: 100118. <https://doi.org/10.1016/j.modpat.2023.100118>

- [29] Ho, T.Y., Chao, C.H., Chin, S.C., et al. (2020) Classifying Neck Lymph Nodes of Head and Neck Squamous Cell Carcinoma in MRI Images with Radiomic Features. *Journal of Digital Imaging*, **33**, 613-618. <https://doi.org/10.1007/s10278-019-00309-w>
- [30] Yin, P., Mao, N., Zhao, C., et al. (2019) A Triple-Classification Radiomics Model for the Differentiation of Primary Chordoma, Giant Cell Tumor, and Metastatic Tumor of Sacrum Based on T2-Weighted and Contrast-Enhanced T1-Weighted MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **49**, 752-759. <https://doi.org/10.1002/jmri.26238>
- [31] Ehteshami, B.B., Veta, M., Johannes, V.D.P., et al. (2017) Diagnostic Assessment of Deep Learning Algorithms for Detection of Lymph Node Metastases in Women with Breast Cancer. *JAMA*, **318**, 2199-2210. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.14585>
- [32] 刘晓鹏, 周海英, 胡志雄, 等. 人工智能识别技术在T1期肺癌诊断中的临床应用研究[J]. 中国肺癌杂志, 2019, 22(5): 319-323. <https://doi.org/10.3779/J.Issn.1009-3419.2019.05.09>
- [33] Mazaki, J., Katsumata, K., Ohno, Y., et al. (2021) A Novel Predictive Model for Anastomotic Leakage in Colorectal Cancer Using Auto-Artificial Intelligence. *Anticancer Research*, **41**, 5821-5825. <https://doi.org/10.21873/anticanres.15400>
- [34] Han, T., Zhu, J., Chen, X., et al. (2022) Application of Artificial Intelligence in a Real-World Research for Predicting the Risk of Liver Metastasis in T1 Colorectal Cancer. *Cancer Cell International*, **22**, Article No. 28. <https://doi.org/10.1186/s12935-021-02424-7>
- [35] Jiang, Y., Zhang, Z., Yuan, Q., et al. (2022) Predicting Peritoneal Recurrence and Disease-Free Survival from CT Images in Gastric Cancer with Multitask Deep Learning: A Retrospective Study. *The Lancet Digital Health*, **4**, E340-E350. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00040-1](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00040-1)
- [36] Zhao, M., Tang, Y., Kim, H., et al. (2018) Machine Learning with K-Means Dimensional Reduction for Predicting Survival Outcomes in Patients with Breast Cancer. *Cancer Informatics*, **17**. <https://doi.org/10.1177/1176935118810215>
- [37] Veldhuizen, G.P., Röcken, C., Behrens, H., et al. (2023) Deep Learning-Based Subtyping of Gastric Cancer Histology Predicts Clinical Outcome: A Multi-Institutional Retrospective Study. *Gastric Cancer*, **26**, 708-720. <https://doi.org/10.1007/s10120-023-01398-x>
- [38] Ribeiro, M.T., Singh, S. and Guestrin, C. (2016) “Why Should I Trust You?”: Explaining the Predictions of Any Classifier. *Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Demonstrations*, San Diego, June 2016, 97-101. <https://doi.org/10.18653/v1/N16-3020>
- [39] Wang, F., Casalino, L.P. and Khullar, D. (2019) Deep Learning in Medicine—Promise, Progress, and Challenges. *JAMA Internal Medicine*, **179**, 293-294. <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2018.7117>
- [40] Cabitza, F., Rasoini, R. and Gensini, G.F. (2017) Unintended Consequences of Machine Learning in Medicine? *JAMA*, **318**, 517-518. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.7797>