

# 卫生信息化国际发展动态

## （三） 智能生成

### 1. 标题：智能生成在医疗保健临床服务中应用的初步证据：系统评价

来源：JMIR Med Inform.

时间：2024 年 3 月.

链接：<https://medinform.jmir.org/2024/1/e52073>.

**概要：**智能生成工具和应用程序（GenAI）被越来越多地用于医疗保健。医生、专家和其他提供者已将 GenAI 用作辅助或工具，以收集知识、提供信息、培训医患或医生与患者家属间交流，但是 GenAI 的应用除帮助临床服务提高诊断、治疗和患者结果的准确性外都无法实现预期，然而随着应用不断深入，将 GenAI 作为一种智能技术注入服务的有效性必须经过验证，以明确 GenAI 在实际临床服务中应用。本研究将查寻 GenAI 如何协助、指导和自动化医疗保健中临床服务的初步证据，审查对象是发表在同行评审医学期刊上的文章。研究筛选了 2020 年 1 月 1 日至 2023 年 5 月 31 日期间发表的 0.38% (161/42,459) 文章，这些文章来自 PubMed，遵循 PRISMA 指南，选择具有至少 1 个临床使用、评估和验证要素的高度相关研究，以提供 GenAI 在临床服务中使用证据。文章根据其临床服务功能或活动的相关性进行分类，使用文章中提供的描述性和分析性信息。在研究的 161 篇文章中，有 141 篇（87.6%）报告了使用 GenAI 进行知识访问、整理和过滤来协助医疗服务，GenAI 用于放射学（19/161, 11.8%）、心脏病学（14/161, 8.7%）、胃肠道医学（12/161, 7.5%）和糖尿病（17/161, 10.6%）领域的疾病检测（12/161, 7.5%）、诊断（4/161, 2.5%）和筛查过程（6/161, 3.7%）。研究表明，GenAI 主要用于提高诊断准确性和利用知识获取进行筛选和诊断。虽然这已解决知识获取的问题，也可能提高诊断准确性，但与其在医疗保健中能创造更高价值的目标还相距甚远，还需要进行更多的应用和研究，但前景是乐观的。

## 2. 标题：医疗保健中智能生成：应用、集成和处理的实施科学知情转化路径

**来源：** Reddy Implementation Science.

**时间：** 2024 年 3 月.

**链接：** <https://doi.org/10.1186/s13012-024-01357-9>

**概要：** 智能生成现已成为医疗行业的一种变革工具，或将彻底改变临床决策和改善健康结果。智能生成可以生成文本和图像等新数据，在加强患者护理、彻底改变疾病诊断和扩大治疗选择上都能发挥重要作用，但是，人们对其在医疗保健中效用和影响仍然知之甚少，对其伦理和医学法律影响、融入医疗服务提供和人力利用等问题也感到担忧，而且其在医疗保健服务中实施和整合智能生成也没有明确途径。因此，本研究旨在全面概述智能生成在医疗保健中的应用，并重点介绍该技术在医疗保健中的应用及其转化，并强调在临床医学中采用智能生成需要认真规划、执行和管理，重点需要考虑数据隐私、安全性以及临床医生专业知识的不可替代作用等因素。技术接受模型(TAM)和不采用、放弃、扩大、传播和可持续性(NASSS)模型等框架被认为是当前可以促进负责任的整合，允许预测和主动解决采用问题，促进利益相关者参与，并负责任地转变护理系统，以发挥智能生成的潜力。智能生成虽然有潜力通过自动化系统、增强临床决策和专业知识的民主化，通过诊断支持工具提供及时、个性化的建议来改变医疗保健，账单、诊断、治疗和研究中的智能生成还可以使医疗保健服务更加高效、公平和有效，但是，在集成智能生成还是需要特别细致的变更管理和风险缓解战略，单靠技术是无法改变复杂的医疗保健生态，在实施科学基础上建立结构化采用计划必不可少。研究认为，负责任地引入智能生成可以带来巨大的医学进步，基于实施科学、增量部署和围绕机遇与限制的平衡消息传递的战略采用也有助于促进安全、符合伦理的智能生成，广泛的实际试验和与临床优先级一致的迭代才可以推动开发。因为负责任的医疗服务是以人类福祉为中心，而不是技术新颖性，所以智能生成也只是可以提高医疗保健的可及性、可负担性和质量，随着这些模式的快速发展，对其进行持续的优劣势重新评估和透明沟通，对于恢复信任、发挥积极潜力以及改善患者预后才是至关重要的。

（徐健编辑）

## 译文一：

# 智能生成在医疗保健临床服务中应用的初步证据：

## 系统叙述性评价

Dobin Yim, Jiban Khuntia, Vijaya Parameswaran, Arlen Meyers, 徐健（译）

## 介绍

### 背景

智能生成工具和应用程序（GenAI）自动从文本、图像、声音、动画、模型或其他媒体输入中学习模式和结构，以生成具有相似特征的新数据。GenAI 用于无需人工协助的搜索、编写和创建模型、计算机代码和艺术模型。GenAI 在近十年崭露头角，通过不同产品，如 ChatGPT、Bing Chat、Bard、LLaMA、Stable Diffusion、Midjourney 和 DALL-E，帮助每个行业。几乎所有行业都非常乐观，在使用 GenAI 改变价值链的各个方面进行了大量投资，但是与许多其他技术炒作类似，这种乐观情绪是否能转化为价值结果，还是会成为一种“时髦”，还有待时间的检验。

GenAI 在医疗保健中采用正在兴起，有研究指出，GenAI 被用于乳腺癌诊断的服务交互、减肥手术、心肺复苏和乳腺癌放射学决策。GenAI 有可能通过以比人类更高质量执行任务来转型，这可能会减少人类专家在癌症检测和神经学临床决策的错误。GenAI 的兴起也被称为“第二个机器时代”，据此“机器不是在执行机械工作，而是人的认知工作”。尽管这些例子令人鼓舞，但需要说明和评估 GenAI 在医疗保健中确切帮助，以利对应用和价值的理解。因此，本研究提出两个研究议题（RQ）：（1）GenAI 如何用于医疗保健服务的不同方面？（RQ 1）和（2）GenAI 在医疗保健服务中应用初步证据是什么？（RQ 2）。

出于多种原因，探索这 2 个 RQ 至关重要。探索 GenAI 在医疗保健服务中的应用对于实现其潜在益处、解决伦理问题以及不断改进其应用以增强患者护理和医疗

保健生态系统至关重要。这种影响跨越了不同的领域。例如，GenAI 可以帮助分析数据，以提供个性化的治疗和量身定制的干预措施。它在提高诊断准确性方面显示出价值，在图像和扫描的解释方面具有更高准确性。人工智能应用程序可以通过提供个性化的健康建议、用药提醒和生命体征的实时监测来提高患者的参与度。在提供商方面，GenAI 可以通过简化管理任务和提高效率、早期疾病检测和预防保健来节省成本。同样，了解 GenAI 在医疗保健服务中的使用初步证据对于做出明智的决策、确保合规性、建立信任、指导研究计划和解决伦理问题至关重要。这为 GenAI 负责任和有效地融入医疗保健领域奠定了基础。

GenAI 在医疗保健领域的影响取决于各种因素，包括具体应用、用于培训的数据质量、伦理问题和监管框架。持续的监控、评估和负责任的部署对于最大限度地产生积极影响和减轻潜在的负面影响至关重要。例如，人工智能（AI）可帮助病理学家从病理切片中诊断疾病，从而更快、更准确地诊断并改善患者预后。对肿瘤学文献、临床试验数据和患者记录的分析可以帮助肿瘤学家确定癌症患者的个性化、循证治疗方案，从而可能改善治疗决策。人工智能已被应用于分析糖尿病视网膜病变等疾病的医学图像，有助于早期发现和干预。人工智能分析临床和分子数据，帮助医生对癌症治疗做出更明智的决策，并引导他们进行个性化和有效的治疗。

由于预测模型中的算法偏差导致歧视、医疗保健资源分配不均和健康差异加剧，对使用 GenAI 的担忧仍然存在。据报道，数据隐私与对医疗保健中人工智能的明确指导方针的需求仍存在差距。算法中误解或错误可能导致不正确诊断，特别是对于图像解读，这强调了人类监督在关键医疗保健决策中的重要性。此外，实施和维护人工智能系统的成本可能很高，在没有足够人工监督的情况下过度依赖技术可能会导致忽视关键临床细微差别，并可能损害患者护理。因此，必须注意的是，人工智能对医疗保健的影响是一个动态且不断发展的领域。定期更新和审查最新的研究和应用对于了解 GenAI 在医疗保健领域的积极和消极方面是必要的。

在这项研究中，我们使用文献范围界定、综述和综合方法，评估了使用 GenAI 协助、指导和自动化临床服务功能的相关证据。一般而言，技术有助于标准化、提供灵活性，通过关系利益增加体验和满意度，导致更高的转换成本，并提升整体质量和值的服务。然而，高科技可能会降低服务环境中的人际接触、信任和忠

诚度。复杂的技术可能会带来焦虑、困惑和孤立或断开连接、中断和被动压力源，这可能会削弱服务环境中的满意度、忠诚度和保留率。鉴于先前关于技术在服务中的作用的研究中的证据不一，现在是时候评估 GenAI 在多大程度上可能在塑造或破坏医疗保健服务方面发挥作用。总体而言，需要评估和报告新兴 GenAI 使医疗保健服务受益的潜力，而不仅仅是另一种知识和整理工具，以影响进一步的研究和实践活动。

## 目标

这项研究深入研究了 GenAI 如何在医疗保健临床服务过程中用于协助、指导和自动化活动或功能的初步证据，并提供了差异化使用的合理指征。需要更多关于实际使用的证据来断言 GenAI 在医疗保健的数字化转型中发挥着相当大的作用。因此，本研究旨在通过系统地审查其应用的初步证据来确定 GenAI 如何在临床环境中使用，以协助、指导和自动化临床活动或功能。

## 方法

### 文章检索和选择策略

本研究旨在确定医生如何在临床环境中使用 GenAI，正如已发表的研究所证明的那样。本研究的设计遵循 PRISMA（系统评价和荟萃分析的首选报告项目）声明中概述方案。研究文章检索和收录过程的流程图如图 1 所示。

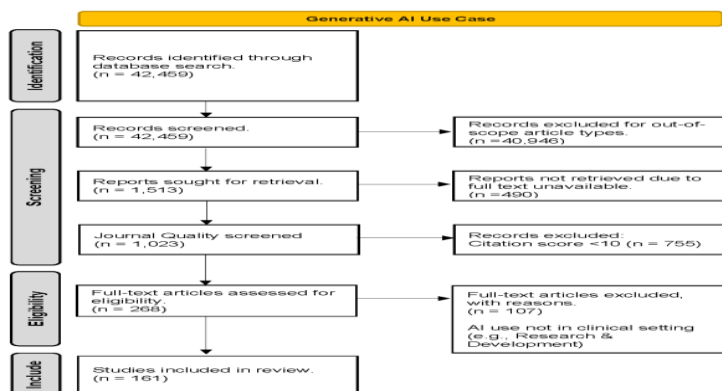


图 1. 智能生成（AI）工具和应用相关文章的文献筛选过程

我们专注于 PubMed 的检索，以确保本研究的医疗或临床服务环境的可信度。PubMed 是美国国家医学图书馆的一部分，也是有关医疗设备、软件应用程序和临床环境中使用的技术的同行评审出版物的值得信赖的国家来源。我们进行了关键字搜索，以检索 PubMed 中相关的 GenAI 出版物，这些出版物在用英语撰写的文章文本的任何位置都使用了“人工智能”。出版物的抽样期为 2020 年 1 月 1 日至 2023 年 5 月 31 日。在第一轮文章评估中，检索到 42459 个结果。

在 PubMed 的文章分类系统中，我们使用描述文章中呈现的材料（例如，综述、临床试验、撤稿出版物或信件）的“文章类型”。我们在 PubMed 分类系统中使用了这种文章类型功能来识别与我们的研究相关的同行评审文章和其他相关类型的出版物。在 PubMed 分类系统中的 52 种文章类型中，共有 2.22%

(86, 42/459, 75) 的文章没有分配文章类型，因此被排除在研究样本之外。我们纳入了临床、多中心、病例报告、新闻、评估和验证研究。我们排除了超出范围的文章类型，例如未分类的文章、政府资助的研究、评论、社论、勘误表、观点文章、非科学文章、撤稿出版物和补充文件。我们还排除了不大引起注意的预印本文章。勘误或撤稿的出版物 (404/42, 459, 0.95%)、补充文件 (117/42, 459, 0.28%) 和 50 种检索返回率太少文章 (243/42, 459, 0.57%) 也被排除在外。

在筛选阶段，排除了综述文章 (6732/42, 459, 15.86%)，其目的与本研究的目标既不一致也不冗余，社论、信件和评论等评论文章也被排除在外

(2455/42, 459, 5.78%)。由于评估研究的研究人员存在利益冲突，来自政府或政府机构资助的文章不予考虑 (8936/42, 459, 21.05%)，预印本文章

(77/42, 459, 0.2%) 因缺乏公众可用性而被排除在外。我们还考虑了文章的全文可用性，32.39% (490/1513) 的文章在资格审查阶段也被排除在外。

由此产生的记录集包括 1023 篇出版物。为确保出版物来源的可信度，我们使用了 CiteScore (Elsevier) 作为引文索引，以删除影响力有限的出版物来源。任何引文索引不可用或小于 10 的出版物来源都被删除，共有 268 条记录。

共有 2 名评分者、1 名作者 (DY) 和 1 名研究生助理 (BB) 评估了 161 篇文章。2 名评分者的一致度为 91.93%，预期一致性为 82.99%。K 值评分为 0.5252

(SE 0.0544; Z 值=9.66; 概率>Z 值=0.0000)。作者和研究生通过阅读论文的标题、摘要和引言段落进行手动编码，以初步了解研究。在阅读了摘要和引言段落之后，每个评分者根据 3 个类别的定义对每篇文章进行了分类。对于难以理解的文章，评分者会进一步阅读文章以更好地理解文章。我们定义了临床服务环境，包括医生与患者接触的生命周期，以诊断、预后和健康状况的管理。例如，药物发现的研究和开发没有被考虑在内。此过程消除了 107 条记录。本研究考虑的最终文章数据集为 161 篇。

## 伦理

本研究收集的数据来自公开来源。该研究不涉及与用户的任何互动。因此，本研究不需要伦理批准。

## 数据提取和分类过程

我们采用了一种改进的主题综合方法进行数据分析，包括对文本进行编码、开发描述性主题和生成分析主题。最初，每位作者对从文章中提取的每一行文本进行编码，并将其分配给不同的维度。这种逐行编码过程有助于识别和捕获关键的文章信息和概念。接下来，每位作者通过对相关代码进行分组并确定从编码数据中出现的常见模式或主题来开发描述性主题。这些描述性主题对人工智能在临床服务环境中的各个方面进行了广泛概述。在描述性主题的基础上，每位作者都生成了分析文章，以加深对数据的理解和解释。分析主题涉及探索文章内部和之间的关系、联系和影响，从而提取有意义的见解。

在整个分析过程中，所有作者都进行了广泛讨论，以完善和最终确定主题综合的结果。通过集体检查和解释数据，研究团队确保了综合结果的稳健性和可靠性。然后合并相似的维度以生成以下 3 个有意义的维度（辅助、指导和自动化）并与研究目标相关，如文本框 1。研究人员手动将每篇文章编码为几组。然后，他们试图通过查看标题、摘要和引言（如适用）将它们综合为 1 个类别中 3 项：*辅助*、*指导*和*自动化*。

## 文本框 1. 在综述中生成式智能工具和应用在临床服务中应用 (N=161)

### 协助

- 通过在临床服务期间获取知识来提高诊断准确性或减少错误 (141/161, 87.6%)
- 活动:
  - 疾病检出 (19/161, 11.8%)
  - 诊断 (14/161, 8.7%)
  - 筛查 (12/161, 7.5%)
- 服务范围:
  - 放射科 (17/161, 10.6%)
  - 心脏病学 (12/161, 7.5%)
  - 胃肠道内科 (4/161, 2.5%)
  - 糖尿病 (6/161, 3.7%)
- 方法和途径:
  - 深度学习 (34/161, 21.1%)
  - 机器学习 (9/161, 5.6%)
  - 图像分析 (13/161, 8.1%)

### 指南

- 建议治疗方案, 逐步说明, 或检查清单, 以改善临床服务 (13/161, 8.1%)
- 个性化治疗计划 (1/161, 0.6%)
- 监控和管理 (1/161, 0.6%)

### 自动化

- 尽量减少或消除人类提供者参与临床服务或随访 (7/161, 4.3%)

除了研究人员手动编码外, 我们还用 ChatGPT (3.5 版;OpenAI) 自动编码。ChatGPT-3.5 快速经济, 对于没有资金支付每月订阅费用的用户来说, ChatGPT-4 的访问量较小。ChatGPT-3.5 训练使用具有“基础”模式的标准用户界面进行一次学习, 并且没有进行微调。未来的研究可能会使用重点数据集进行微调, 以提高分类准确性。然而, 我们的研究表明, 即使没有微调, 分类准确性也很高且稳健。



实施此程序是为了检查任何主观偏见，并证明人工智能在补充人类编码过程方面的潜在用途。这 161 篇文章的摘要和引言使用上下文或一些简短的学习过程输入到 ChatGPT 中，这些过程微调一对特定领域的输入和输出进行训练，从而增强了 ChatGPT 自动编码输出的相关性和准确性。

例如，我们在研究中使用的输入样本是摘要，它总结了文章。输出是专家确定的类别。ChatGPT 通过重复输入和输出来学习如何对一组文章进行编码。单次学习通常由一对输入和输出组成，其性能与大于 2 的样本和零样本学习一样好。ChatGPT 中情境学习（ICL）的好处包括增强相关性，其中基础模型可以更好地为特定领域的任务生成内容，而无需对完整模型进行额外训练；受控输出，例如开发与所需编码类别或变量匹配的单个单词，并减少了手动编码中固有的偏差。我们使用了文本框 1 训练和限制 ChatGPT 仅选择 1 个用例类别中 3 项。我们进一步将 ChatGPT 的分类与专家编码进行了比较，发现两者之间的一致性很高，K 得分为 2.0。

如前所述，手动编码过程涉及评分员对每篇文章进行编码和评估。每个评分者对文章进行编码后，对结果进行比较和讨论，以进一步完善分类定义，并就文章分类的最终分配达成共识。这种“黄金标准”分类与 ChatGPT（3.5 版）执行的自动编码进行了比较，自动编码由 ChatGPT-3.5 执行，使用一次性 ICL 进行分类训练。ChatGPT 通过输入一对文章和分类标签来学习如何对文章进行分类。例如，用户可以提供提示或使用控制标记来指示文章摘要和与文章关联的标签。在我们的上下文中，有 3 篇文章和标签被输入到界面。在对 3 个分类标签进行初始提示训练后，仅向文章摘要提供要求类标签的提示的后续交互将返回 ChatGPT 的提示完成。或者，训练可以涉及文章及其标签大于 1 的示例，这被称为小样本学习。总而言之，ChatGPT-161.3 基于单个 ICL 实例编码了 5 篇文章。

## 结果

### 使用 GenAI 协助医疗保健服务不同方面的综合结果

GenAI 可以通过 3 种方式改善临床服务。首先，在 161 篇文章中，有 141 篇（87.6%）报告了使用 GenAI 通过知识访问、整理和过滤来协助服务。GenAI 的辅助用于疾病检测（19/161, 11.8%）诊断（14/161, 8.7%）和筛选过程（12/161, 7.5%）在放射学领域（17/161, 10.6%）、心脏病学（12/161, 7.5%）、胃肠道内科（4/161, 2.5%）和糖尿病（6/161, 3.7%）。因此，尽管 GenAI 的使用已经渗透到几乎所有与疾病相关和主要服务相关的医疗保健领域，但它主要是为了通过知识获取、整理和过滤来提供帮助。

GenAI 在疾病诊断中的应用具有长期意义。例如，使用常规收集的数据识别“可参考”的糖尿病视网膜病变将有助于人口健康规划和预防；然而，在临床实施之前，对应用程序进行严格的测试和验证至关重要。同样，在远程护理中使用 GenAI 有助于改善血糖和体重减轻，但必须考虑与共同决策所需的患者摄取量变化和临床医生参与增加相关的挑战。在放射学服务中，使用深度学习和机器学习方法的预测模型具有预测准确性和诊断辅助工具，并且自然语言处理已被用于通过生成字幕来提高可读性；然而，研究报告使用高质量图像，强调未来需要标准化的数据收集和成像检测管道。

在心脏病学中，人工智能分析可以进行早期检测、人群筛查和自动评估。它将心电图的范围扩大到需要立即询问解剖结构和心脏功能的临床环境以及资源有限的地点。然而，有证据表明，将人工智能与患者数据（包括健康的社会决定因素）相结合，可以实现疾病预测和早期疾病识别，从而实现更精确和及时的诊断，从而改善患者的预后。

GenAI 有助于提高诊断准确性，尽管它对医疗保健中更高价值创造的关注有限。本综述中的文章报告说他们使用了深度学习（34/161, 21.1%）、机器学习（9/161, 5.6%），以及 GenAI 在辅助过程中图像分析方法（13/161, 8.1%）。使用 GenAI 获取知识有可能为患者服务提供更多选择和灵活性。

## GenAI 用于指导或自动化服务的证据

只有 8.1% (13/161) 的研究通过寻求推荐的治疗方案、分步说明或清单来改善临床服务，从而提供了关于如何使用 GenAI 来指导某些服务的见解。在 161 项研究中，1 项 (0.6%) 研究寻求个性化治疗计划，并讨论了使用 GenAI 的监测和管理服务流程。尽管这种使用类别还处于萌芽状态，但 GenAI 可以帮助在卫生服务中提供速度、效率和定制解决方案，就像在其他情况下一样。

最后，只有 4.3% (7/161) 的文章表明使用 GenAI 来自动化任何可以最大限度地减少或消除人类提供者参与的服务功能。如果使用得当，自动化可以随时随地为所有客户提供可预测、可靠和更快的体验，这将是提供多种医疗保健服务的标准化方式。

GenAI 在服务自动化和指导的某些情况下的使用可能还处于起步阶段，但令人鼓舞。提供商正在尝试探索使用 AI 的独特方法，这需要一系列步骤，例如了解当前工作流程和所需的更改或理想的工作流程，以及调整或设计 GenAI 以帮助工作流程。这类似于修改餐厅送餐选项以适应免下车而不是静等选项。提供商需要做一些工作来完全自动化、简化或重新设计未来使用 GenAI 服务功能。

## 调查结果摘要

为了总结我们的发现，在这项研究中，我们通过综合有关 GenAI 在协助、指导和自动化临床活动和功能方面的应用证据，对关于 GenAI 如何在临床环境中使用的文献进行了系统的范围审查。在 161 篇文章中，有 141 篇 (87.6%) 报告了使用 GenAI 通过知识访问、整理和过滤来协助服务。在放射学 (19/161, 11.8%)、心脏病学 (14/161, 8.7%)、胃肠道医学 (12/161, 7.5%) 和糖尿病 (17/161, 10.6%) 等领域，GenAI 辅助用于疾病检测 (12/161, 7.5%)、诊断 (4/161, 2.5%) 和筛查过程 (6/161, 3.7%)。因此，我们得出结论，GenAI 主要是提供信息，而不是协助和自动化服务功能。据推测，临床服务的潜力是存在的，但尚未实现 GenAI。

## 使用其他数据库搜索进行稳健性检查

为了确保我们发现的全面性和稳健性，我们使用类似的关键词和策略(由审查小组建议)将搜索扩展到 Web of Science。在 2020 年 1 月 1 日至 2023 年 11 月 27 日内采样，我们在所有文本字段中使用了相同关键字“人工智能”。我们的搜索仅限于英文写的同行评议的学术期刊文章。我们使用 Web of science 提供的“高引论文”标准作为过滤机制来跟踪有影响力的论文。考虑到数据库中期刊的非临床背景，我们认为根据文章的重要性进行筛选是合理的。最初的搜索结果包括来自 Web of Science Core Collection 的 1958 篇文章。初步分析年度细分为 2023 年 414 篇，2022 年 651 篇，2021 年 519 篇，2020 年 374 篇。通过删除 PubMed 文章以减少冗余，进一步减少搜索结果，得到 1221 篇文章。

其次，Web of Science 期刊包括医学、非医学和其他临床期刊。因此，我们使用简单的关键字来过滤非医学和临床上下文。我们使用摘要中提到的关键词“medical”和“health”，得到 133 篇文章。最后，我们阅读摘要和标题，排除调查、元综述和非临床研究。这一过程进一步将选择范围缩小到 51 篇相关文章。在 2023 年 11 月 27 日使用 ChatGPT-3.5，我们通过提供 3 个类定义进行了一次学习。我们要求 ChatGPT-3.5 对文章摘要进行分类，其中 63%(32/51)属于辅助类，29%(15/51)属于指南类，8%(4/51)属于自动化类。诊断辅助类文章占多数，与 PubMed 的结果相似。然而，其他类别——规定性指导和临床服务建议——略高。这种差异可以用数据库中收录的期刊的非医学和临床性质来解释。这些期刊的“应用”性质更倾向于探索规范性指导和临床服务推荐用例。

## 讨论

### 主要发现

这项研究设计了 RQ 如何使用 GenAI 来塑造医疗保健服务并给出了证据。结果显示，11.8% (19/161) 研究是关于自动化和指导，而 87.6% (141/161) 反映的是 GenAI 的辅助作用。这些发现对于讨论和区分 GenAI 在医疗保健中的乐观态度与实际应用至关重要。

### 研究意义

人们可能需要对 GenAI 在医疗保健中应用前景进行重新审视。医疗保健组织需要评估 GenAI 的实际使用情况，并以谨慎的态度而不是过高的期望来准备和理解令人兴奋的可能性。与实施和使用 GenAI 的成本、隐私、滥用和监管方面相关的问题将变得更加明显，特别是当人们认为过度依赖而没有明确的有前景结果或实际用途时。

本研究的文献综合表明，GenAI 主要用于通过知识获取来进行筛查和诊断，如预测疾病结果、生存率或疾病分类、提高诊断的准确性。这解决了知识以明确的服务方式及时提供和访问的问题。这可以帮助医疗保健提供者做出更准确和及时的诊断，从而更早地进行治疗和更好的患者预后。这种知识提炼有助于通过 GenAI 提高诊断准确性，GenAI 可以在服务过程中为医生提供足够的知识，然而，这并不是以医疗保健领域的更高价值创造为导向。

研究综合还表明，在指导服务交付过程的不同阶段，GenAI 都已得到一些应用。尽管如此，这种应用可能更令人鼓舞，而且意义重大。可以肯定的是，GenAI 可以分析来自患者的大量不同数据，以提出个性化医疗建议，这可能有助于为个人的治疗计划提供信息。服务交付需要一些指导或分步帮助才能高效并满足按时提供临床服务的持续时间或时间要求，GenAI 可以解决这些问题，但是，尚未发现任何卫生系统使用这一工具的有力证据。

目前，使用 GenAI 的服务功能自动化只出现了极少的实例，尚未得到广泛实施。自动化有助于抵消一些手动活动。但是，自动化可能有助于降低服务功能的成本、效率和灵活性，同时保持类似服务的一些标准。

同样，尽管我们在合成中没有考虑这一领域，因为它超出了服务范围，但 GenAI 也可以用于药物开发和临床试验途径，这是一个尚未在实践中看到的价值。然而，我们并不否认许多实验室和制药公司在药物开发和临床试验中使用了机器学习和人工智能工具和技术。然而，据报道，GenAI 的商业应用并没有成为人们关注的焦点。

GenAI 在医疗保健领域的其他一些合理用途包括管理供应链数据、管理医疗设备资产、维护小工具和设备，以及构建强大的智能信息基础设施以支持其他几项活动。例如，正在积极努力整合 GenAI，特别是在 In Basket 患者消息传递应用程序等管理用例中。然而评估此类工具的临床准确性仍是一个问题。

此外，我们必须以用户为中心的设计和社会技术框架纳入医疗保健用例的设计和构建 GenAI，例如，探索 GenAI 如何防止机会主义开发模型的常见陷阱——基于数据可用性或端点标签，采用以用户为中心的设计框架对于 GenAI 工具至关重要。同样，以科学或研究为导向地使用 GenAI 进行知识搜索、表达或综合是有帮助的。然而，这将在多大程度上转化为变革性的临床医疗保健提供流程，同时创造更高层次的组织能力来创造价值仍然是一个问题。

## 研究的局限性和未来研究的范围

一些局限性和制约因素影响了本研究结果的解释和可推广性。其中一些局限性表明需要在相关领域进行进一步研究，我们将进一步讨论。首先，该研究的结果受到相关高质量出版物的可用性限制，以及排除预印本和未发表的数据，从而限制了在医疗保健临床服务中使用 GenAI 的专门设计研究范围，这影响了综述的全面性和准确性。还可能有一种趋势是，具有积极或显著结果的研究被发表，从而导致潜在的发表偏倚。此外，有害或中立的研究结果可能没有在综述中得到充分体现，从而影响了对于 GenAI 在医疗保健方面的有效性的总体评估。研究应侧重于以患者为中心的结果，包括患者满意度和参与度以及 GenAI 对患者与提供者关系的影响。了解患者的观点对于成功将人工智能技术整合到医疗保健中至关重要。

其次，GenAI 在医疗保健领域的发展迅速，新技术和应用不断涌现。这项研究的结果可能无法捕捉到最新的发展，这项研究的结论可能会很快过时，特别是当某些技术有可能在制度机制之外被采用时，例如使用 GenAI 移动应用程序扫描视网膜病变的图像。此外，对特定 GenAI 应用的深入分析可能会开辟新的方向，未来的研究应侧重于特定的 GenAI 应用，以详细了解其有效性和局限性。这可能包括诊断工具、治疗计划算法和预测分析等应用程序。GenAI 在医疗保健领域的这种异质性涵

盖了广泛的应用，研究这些应用可能使得出关于 GenAI 对临床服务影响的总体结论具有挑战性。

第三，本综述可能无法全面解决在医疗保健中使用 GenAI 的伦理问题和潜在偏见。与数据隐私、算法偏见和负责任地部署人工智能技术相关的伦理问题可能需要更深入的探索。未来的研究应该系统地探索与 GenAI 在医疗保健中的应用相关的伦理问题。这包括与数据隐私、同意、透明度以及人工智能算法在临床环境中的伦理部署相关的问题。最后，更多的数据、论文、文章和一些应用的纵向发展可能会丰富本研究，并增强其目前有限的推广性。需要进行纵向研究来跟踪 GenAI 在很长一段时间内对医疗保健的影响。这将有助于研究人员了解持续影响，确定随着时间的推移可能出现的潜在挑战，并评估这些技术的可扩展性和适应性。

未来的研究可以进行比较有效性研究，以评估 GenAI 与传统医疗保健方法的比较。了解相对优势和劣势将有助于循证决策。此外，目前尚不清楚如何衡量 GenAI 应用程序在临床服务中的有效性，因此需要标准化的研究指标，这些指标可以纳入结果测量和评估框架。未来的研究应该调查 GenAI 与临床医疗保健服务的整合如何影响医疗保健提供者的工作流程。这包括了解决策过程中的时间节省、挑战和潜在改进。通过解决这些领域，未来的研究有助于更全面地了解 GenAI 在临床医疗保健服务中的作用、挑战和潜在益处。

## 切实可行的政策和实务建议

技术扩展往往超出了指导适当传播所必需的适当监管和政策框架的发展。我们呼吁，鉴于 GenAI 的兴起，政策机构和医疗保健组织在积极指导 GenAI 在医疗保健组织的应用发挥作用。

对于包括医疗保健组织和政策制定者在内的利益相关者来说，有哪些可操作的步骤来引导 GenAI 在医疗保健中的整合？对于医疗保健组织，这些步骤可能包括根据实现 GenAI 结果的目标进行技术评估。第一步是评估医疗保健组织内现有的基础设施和技术能力，以确定 GenAI 集成的准备情况。这将提供对当前技术状态的理

解，并确保可以实施必要的升级或修改以支持 GenAI 应用程序，从而获得 GenAI 的好处。

第二步是通过制定培训计划来投资于员工培训和教育，以提高医疗保健专业人员理解和使用 GenAI 技术的技能。训练有素的员工对于有效和合乎伦理地实施 GenAI 至关重要，培养了持续学习和适应能力的文化。

第三，医疗保健组织需要制定和传达明确的协议和指南，以便在不同的医疗保健服务中使用 GenAI，概述伦理考虑、数据隐私措施和问责标准。透明的协议有助于确保负责任和标准化地使用 GenAI，促进医疗保健专业人员和患者之间的信任。

第四，医疗机构需要通过与研究机构和行业合作伙伴的合作，积极参与评估 GenAI 应用在特定医疗领域的有效性和影响的研究。参与研究有助于建立证据基础，为最佳实践提供信息，并将组织定位为医疗保健创新的领导者。最后，如前所述，实施 GenAI 的逐步整合而不是跳入非理性的决定是一个警告。所有卫生系统都需要逐步规划和引入 GenAI 技术，从特定部门或用例的试点项目开始。渐进式集成允许在更广泛实施之前仔细监控性能、识别潜在挑战和迭代改进。

对于政策制定者来说，必须在监管框架层面做很多工作，以更好地实现 GenAI。政策制定者必须建立清晰且适应性强的监管框架，以应对 GenAI 在医疗保健领域带来的独特挑战，确保患者安全、数据隐私和伦理使用。人们担心 GenAI 算法中的偏见可能导致患者在提供护理方面的歧视，而政策指南在这方面对适当训练和使用 GenAI 的作用至关重要。必须制定政策框架，以确保 GenAI 的风险更低、安全和合乎伦理的使用以及负责任的有效性。专家之间的政策和行业伙伴关系以确定相关框架对于指导 GenAI 的未来以帮助改变医疗保健至关重要。强有力的法规将为 GenAI 技术的负责任和标准化集成奠定基础。GenAI 面临的一个潜在挑战是将其集成到不同的传统 IT 系统中，这涉及开发和采用互操作性标准，以确保不同 GenAI 应用程序与现有医疗保健系统之间的无缝通信和数据交换。互操作性提高了效率，减少了冗余，并促进了各种 GenAI 解决方案的集成。在这个过程中，出于伦理考虑和 GenAI 应用的持续改进，为负责任的创新创造激励措施，将推动责任和质量改进的文化，使技术进步与社会需求保持一致。



还需要在政策层面努力分配资源，以加强医疗保健基础设施，包括强大的连接和数据存储能力，以支持 GenAI 应用程序的数据密集型性质。充足的基础设施对于 GenAI 在医疗保健领域的可靠和安全运行至关重要。其中许多增强功能可能需要公共医疗保健系统、私人组织和学术界之间的合作，以利用集体专业知识和资源进行 GenAI 研究、开发和实施。最后，有必要制定政策，解决 GenAI 应用中的潜在偏见，并确保不同人群公平地获得这些技术，以帮助采取积极措施，防止通过采用 GenAI 来加剧现有的医疗保健差异。

## 结论

GenAI 既是一种工具，也是一种复杂技术。复杂性是 GenAI 的基础，因此，GenAI 在医疗保健中的使用带来了一系列前所未有的挑战。GenAI 在卫生系统的各个方面实施和集成的成本很高。在展望 GenAI 在医疗保健领域的未来时，我们瞥见了一个变革性前景，其中技术和同情心融合在一起，以改善人类。当我们站在创新和责任的交汇处时，GenAI 的前景在彻底改变医疗保健方面具有巨大的希望，塑造了一个未来，在这个未来中，个性化、高效和公平的临床服务不仅仅是愿望，而是切实的现实。我们的愿景是拥抱技术与人类之间的共生关系，认识到 GenAI 的力量不仅在于其计算能力，还在于其增强医疗保健专业人员能力的潜力。想象一下，在这个世界里，诊断准确性得到提高，治疗计划真正个性化，每个患者的行程都以精确和同理心为标志。

至关重要的是，这一愿景取决于负责任的采用。我们设想一个未来，监管框架确保 GenAI 的合乎伦理的使用，保护患者隐私并维护公平原则。这是一个跨学科合作蓬勃发展的未来，将医疗保健提供者、政策制定者、技术人员和伦理学家的专业知识联系起来，以应对这一不断变化的环境的复杂性。

未来，人工智能对人类生活的影响将是深远的。患者体验到的医疗保健系统不仅可以治愈，而且可以理解，在这个系统中，GenAI 的集成有助于更快的诊断、更有效的治疗和更好的结果。人类体验处于最前沿——GenAI 成为医疗保健专业人员更好地与患者建立联系并花更多时间了解他们的独特需求、恐惧和希望的工​​具。当我们踏上这段旅程时，重要的是要记住，医疗保健的核心在于其人类管家的同情

心、同理心和智慧。GenAI 催化赋权，将医疗保健专业人员从平凡的任务中解放出来，进行有意义的互动。它培养了一种技术为人类服务的医疗保健文化，其共同使命是提高护理和生活质量。

在拥抱这一愿景的过程中，我们不仅是技术进步的建筑师，也是未来的守护者，在这个未来中，GenAI 和人类接触将融合在一起，重新定义医疗保健的可能性。让我们的进步以对负责任创新的承诺、对包容性的奉献以及对我们所服务对象福祉的坚定关注为指导。GenAI 在医疗保健领域的未来不仅仅是科学的进化，而且是一种治愈的叙事；同情；以及对一个更健康、更人道的世界的共同承诺。然而，在没有足够的证据的情况下，我们对目前对 GenAI 在医疗保健领域的兴奋持怀疑态度。

对在医疗保健临床服务中使用 GenAI 的初步证据的系统叙述性回顾为人工智能在医疗保健中的应用不断发展提供了宝贵的见解。现有的文献综述揭示了将 GenAI 整合到临床环境中的有希望的进展和关键考虑因素。这些积极的证据强调了 GenAI 通过提供个性化治疗计划、提高诊断准确性和促进创新治疗解决方案的开发来彻底改变医疗保健的潜力。GenAI 在病理学援助、肿瘤决策支持和医学影像解释等领域的应用展示了其增强医疗保健专业人员能力和改善患者预后的能力。

然而，本综述也强调了一些值得仔细考虑的局限性和挑战。可用数据的质量、技术发展的快速步伐以及潜在的算法偏见等问题凸显了在医疗保健中采用 GenAI 的复杂性。伦理问题、数据隐私考虑以及对透明指南的需求强调了深思熟虑和有节制的集成方法的重要性。

当我们浏览初步证据时，很明显，医疗保健组织、政策制定者、研究人员和技术开发人员之间需要共同努力。建立明确的监管框架，促进跨学科合作，优先考虑伦理考虑，是确保负责任地部署 GenAI 的关键步骤。通过有针对性的研究计划、持续评估和持续改进来解决已确定的局限性，对于最大限度地发挥 GenAI 的优势同时降低潜在风险至关重要。

展望未来，必须认识到将 GenAI 整合到医疗保健中是动态和不断发展的。未来的研究应侧重于完善我们对 GenAI 应用程序的长期影响、以患者为中心的结果和可扩展性的理解。通过共同应对本综述中概述的挑战，利益相关者可以为医疗保健领域做出贡献，其中 GenAI 是提供个性化、高效和公平临床服务的强大盟友。

**\*注：原文和译文版权分属作者和译者所有，若转载、引用或发表，请标明出处。**

译文二：

## 医疗保健中智能生成：关于应用、集成和处理的实施科学信息转化路径

Sandeep Reddy, 徐健（译）

### 背景

人工智能（AI）现已成为医疗各个领域越来越受欢迎的工具，并有可能改变临床决策和改善健康结果。智能生成是人工智能的一个领域，最近因其能利用机器学习算法生成新数据（如文本、图像和音乐）而受到关注。智能生成被证明是各行各业的变革催化剂，医疗保健业也不例外。智能生成具有分析大量数据集和产生有价值见解的卓越能力，已成为增强患者护理、彻底改变疾病诊断和扩大治疗选择的强大工具。医疗保健专业人员现在实践中可以利用这项尖端技术潜能获得前所未有的准确性、效率和创新水平。

尽管有潜在的好处，但智能生成在医疗保健中的效用和影响仍然知之甚少，并引发了伦理和医学法律问题。此外，目前尚不清楚智能生成应用程序如何集成到医疗保健服务交付中，以及医疗保健人员如何适当应用它们。此外，目前还不确定智能生成能在多大程度上改善患者的治疗效果，以及如何评估。最后，还需要探索智能生成在增强临床和管理任务之外的价值。

要实现智能生成在医疗保健领域的巨大潜力，需要基于实施科学转化方法。这些方法使人意识到，仅靠技术进步不会在一夜之间彻底改变医疗保健。真正的变革需要精心策划的社会技术转型，以人为本。基于实施科学的方法提供了基于先前医疗 IT 部署的经验证据的可推广路线图。因此，开创智能生成汇集的医疗保健领导者将很好地利用这些模型来加强患者的安全性、信任和影响。为了促进智能生成在医疗保健中的适当整合和应用，本文旨在概述智能生成在医疗保健中的应用，然后指导其转化应用。

# 智能生成

智能生成是一类机器学习技术，它从训练数据中学习生成新数据，生成与原始数据相似的数据。这在各种应用中都很有用，例如图像和语音合成。另一个独特的功能是它们可用于执行无监督学习，这意味着它们可以在没有明确标签的情况下从数据中学习。这在标记数据稀缺或获取成本高的情况下非常有用。此外，智能生成模型可以通过从真实数据中学习基础数据分布，然后生成与真实数据在统计上相似的新数据来生成合成数据。生成模型与其他类型的机器学习模型的不同之处在于，它们旨在赋予机器合成新实体的能力。它们旨在学习数据集的底层结构并生成与原始数据相似的新样本。这与判别模型形成鲜明对比，判别模型旨在学习不同类别数据之间的边界，而这些模型侧重于分类、回归或强化学习等任务，其目标是根据现有数据进行预测或采取行动。智能生成如表中所述的几类：

表 1 智能生成模型

智能生成模型	描述	应用
生成式对抗网络 (GAN)	GAN 由 2 个神经网络组成，一个生成器和一个鉴别器，它们相互竞争。GAN 通常用于图像合成、超分辨率、风格转换等	图像合成、风格转换、面部老化、数据增强、3D 对象创建
变分自动编码器 (VAE)	VAE 是一种自动编码器，它为编码过程增加了额外的约束，使网络生成连续的结构化表示。这使得它们对于生成新图像或其他数据点等任务很有用	图像生成、异常检测、图像去噪、潜在空间探索、游戏内容生成
自回归模型	这些模型根据先前的输出预测序列中的下一个输出。它们已被广泛用于语言建模任务（如文本生成），以及生成音乐甚至图像	文本生成（例如，GPT 模型）、音乐创作、图像生成（例如，PixelRNN）、时间序列预测
基于流的模型	这些模型利用变量变化公式对复杂分布进行建模。它们的特点是既能生成新样本，又能进行有效的推理	高质量图像合成、语音和音乐建模、密度估计、异常检测
基于能量的模型 (EBM)	在 EBM 中，目的是学习一个能量函数，该函数将低能量值分配给数据分布中的数据点，并将较高能量值分配给其他点。EBM 可用于广泛的应用，包括图像合成、去噪和绘画	图像合成与恢复、模式识别、无监督和半监督学习、结构化预测
扩散模型	这些模型逐渐学会通过反转扩散过程来构建数据，扩散过程将数据转换为高斯分布。它们	高保真图像生成（DALL-E2）、音频合成、分子结构生成

## 智能生成模型

### 描述

### 应用

在生成高质量、多样化的样品方面显示出显著的效果

虽然有几种智能生成模型，但本文将主要关注两种在医疗保健环境中流行的模型：*生成式对抗网络*和*大型语言模型*。

## 生成式对抗网络

生成式对抗网络（Generative Adversarial Network, GAN）在学习方法上与传统的生成建模技术不同。GAN 使用博弈论框架与竞争网络。GAN 由两个神经网络组成，一个是生成器，一个是鉴别器，它们相互竞争。生成器创建假数据并传递给鉴别器。然后，鉴别器判断接收到的数据是否与已知的真实数据相似。随着时间的推移，生成器在生成看起来真实的数据方面会变得更好，而鉴别器在区分真假数据方面会变得更好。这种对抗性训练过程允许 GAN 以无监督和半监督的方式来学习表征。相比之下，传统的生成建模技术通常依赖于显式概率模型或变分推理方法。

GANs 与表示学习相关的最新进展包括学习潜在空间表示的进展。这些发展的重点是提高 GAN 将生成的噪声向量转换为类似于训练集数据的合成样本的能力。该领域最新发展的一些具体例子包括应用于图像生成、半监督学习、领域适应、注意力控制生成和压缩的 GAN。这些进步旨在增强 GAN 的表征学习能力，并使其能够生成更真实和多样化的样本。

GAN 已被用于生成逼真的图像。这些模型可以学习数据集的基础分布，并生成与原始数据相似的新图像。这在计算机图形学、艺术和娱乐等领域都有应用。此外，GAN 可用于通过生成合成样本来增强训练数据。这在原始数据集较小或不平衡的情况下会有所帮助，从而提高机器学习模型的性能。由机器学习算法或神经网络创建的合成数据可以保留真实数据的统计关系，同时提供隐私保护。合成数据也被考虑用于增强隐私。

## 大型语言模型

大型语言模型（LLM）是强大的 AI 模型，在各种自然语言处理（NLP）任务中显示出前景。特别是，OpenAI 的 GPT-4、Anthropic 的 Claude 和 Google 的 PaLM2 的出现不仅极大地刺激了 NLP，而且极大地刺激了整个 AI 领域的进步，评论员们正在讨论 AI 实现人类水平的表现。像 OpenAI 的 GPT-4 这样的 LLM 是基于自回归模型的。自回归模型用于生成序列，例如自然语言中的句子，通过根据前一个项目预测下一个项目。LLM 与传统语言模型的区别在于它们的能力和训练方法。LLM 与 GPT-4 一样，利用 Transformers 架构，该架构已被证明可以有效理解句子中单词的上下文。转换器使用一种称为“聚焦性”的机制来权衡预测时单词的重要性。这种机制允许模型考虑句子的整个上下文，使其成为序列预测任务的强大工具。LLM 是在大量文本数据上训练。在训练过程中，模型学习是给定前一个单词，预测句子中的下一个单词。它通过调整其内部参数来做到这一点，以最小化其预测与训练数据中实际单词之间的差异。

LLM 的主要优势之一是它们能够执行许多语言处理任务，而无需额外的训练数据。这是因为他们已经接受过大量文本语料库的训练，使他们能够根据收到的输入生成连贯且与上下文相关的响应。这使得它们特别有用，可以作为文本摘要模型的参考或预言机。文本摘要是一项复杂的任务，涉及理解一段文本的要点，然后将这些要点浓缩成较短的形式。LLM 可用于生成文本摘要，然后可以将其用作其他摘要模型的参考或“黄金标准”。这可以通过为这些模型提供可供学习的高质量摘要来帮助提高这些模型的性能。

除了文本摘要之外，LLM 还被用于各种其他应用。在文本分类中，LLM 可用于自动将文本片段分类为预定义的类别。这在各种应用程序中都很有用，从电子邮件过滤器中的垃圾邮件检测到客户评论中的情绪分析。最后，LLM 已被用于归因的自动评估。这涉及确定一段文本的来源或作者。例如，LLM 可用于确定特定推文是否由特定人撰写，或识别匿名文章的作者。

需要注意的是，虽然 LLM 很强大，但它们也有局限性。因为它们一次生成一个组件的序列，所以它们本质上是顺序的，不能并行。此外，它们是因果关系，这意味着它们在进行预测时只能使用过去信息，而不能使用未来信息。由于梯度消失问题，尽管像转换器这样的架构有助于缓解这个问题，但是他们可能很难捕获长距离依赖关系。

## 智能生成在医疗保健中的应用

促进文本和图像创建的智能生成模型被视为医疗保健环境中的一种有前景的工具。智能生成可以通过改进诊断、降低提供医疗保健所需的成本和时间以及改善患者预后来改变医疗保健（图 1）。

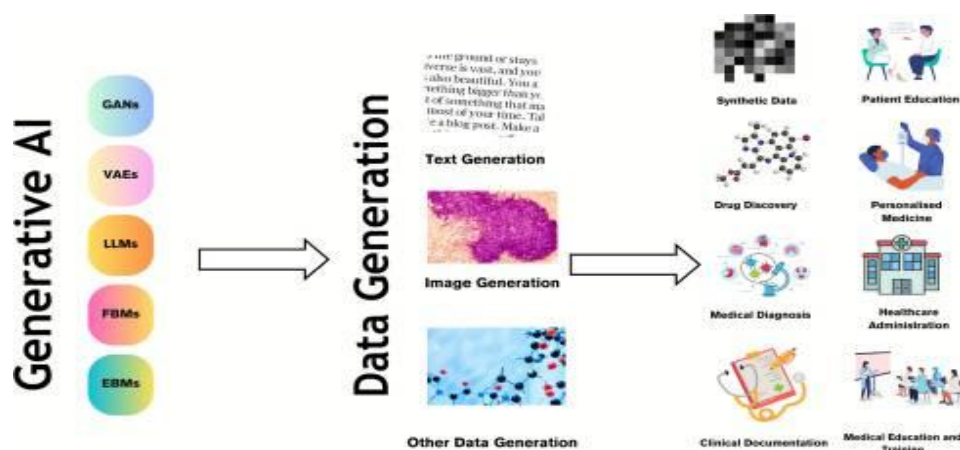


图 1 智能生成在医疗保健中的用例。生成式对抗网络（GAN）和大型语言模型（LLM）等智能生成模型用于生成各种数据模式，包括文本和图像数据，然后用于各种场景，包括药物发现、医学诊断、临床文档、患者教育、个性化医疗、医疗保健管理和医学教育等用例

## 生成合成数据和数据增强

使用 GAN 等生成式 AI 模型创建的合成数据是一种越来越有前景的解决方案，可以平衡有价值的信息访问和患者隐私保护。通过使用智能生成模型，可以创建真实和匿名的患者数据用于研究和培训目的，同时还可以实现广泛的多功能应用。此外，GAN 可通过学习底层数据分布来综合电子健康记录（EHR）数据，从而实现出色的性能并解决数据隐私问题等挑战。这种方法在可用真实世界患者数据数量有限



的情况下特别有用，或者由于隐私问题而限制对此类数据的访问。此外，使用合成数据有助于提高机器学习模型的准确性和稳健性，因为它允许在训练过程中使用更多样化和更具代表性的数据范围。此外，生成具有不同特征和参数的合成数据的能力可以使研究人员和临床医生调查和测试各种假设，从而获得新的认识和发现。

## 药物发现

智能生成模型也被用于生成具有所需结构或功能的新型小分子、核酸序列和蛋白质，从而有助于药物发现。通过分析成功药物的化学结构和模拟变异，智能生成可以以比传统药物发现方法快得多的速度产生潜在的候选药物。这不仅节省了时间和资源，还有助于识别使用传统方法可能被忽视的药物。此外，智能生成的使用还可以帮助预测新药的疗效和安全性，这是药物开发过程中的关键一步。通过分析大量数据，智能生成可以帮助识别临床试验期间可能出现的潜在问题，最终可以减少药物开发的时间和成本。此外，智能生成通过识别在疾病中起作用的特定生物过程，可以帮助确定药物开发的新靶点，最终导致开发更有效的治疗方法。

## 医学诊断

生成模型可以在大量的医疗记录和图像数据集（如 MRI 和 CT 扫描）上进行训练，以识别与疾病相关的模式。例如，GAN 已被用于图像重建、合成、分割、配准和分类。此外，GAN 可用于生成合成医学图像，这些图像可用于训练机器学习模型以进行基于图像的诊断或增强医学数据集。LLM 可以通过汇总和重组以自然语言文本格式呈现的信息来增强多个 CAD 网络的输出，例如诊断网络、病变分割网络和报告生成网络。与传统的 CAD 系统相比，这可以为患者创建一个更加用户友好和易于理解的系统。

EHR 和其他患者记录是丰富的数据存储库，LLM 可用于以复杂的方式分析这些记录。他们可以处理和理解这些记录中使用的信息和术语，这使他们能够提取和解释复杂的医疗信息。这种能力超越了简单的关键字匹配，因为 LLM 可以从不完整的

信息中推断出含义，甚至可以利用庞大的医学语料库来理解数据。此外，LLM 可以整合和分析来自 EHR 中多个来源的信息。它们可以关联来自实验室结果、医生笔记和医学成像报告的数据，以更全面地了解患者的健康状况。这在患者有多种可能相关的病症或症状的复杂病例中特别有用。

LLM 与 GPT-4 一样，尽管缺乏针对特定医学的培训，但仍表现出医学知识。这些模型最令人印象深刻的方面之一是它们能够将这些知识应用于决策任务。例如，当呈现一个假设的患者场景时，LLM 可以根据所描述的症状生成潜在诊断列表，建议适当的测试以确认诊断，甚至提出治疗计划。在一些研究中，这些模型在体检中表现出接近及格的表现，显示出与医学生相当的理解水平。然而，存在局限性，模型的输出可能存在一定的风险，不能完全替代门诊医生的临床判断和决策能力。

## 临床文件和医疗保健管理

GPT-4 和 PALM-2 等 LLM 可用于生成患者数据摘要。这在收集大量数据并需要快速准确地解释的医疗保健环境中特别有用。例如，EHR 可能包含患者数据，例如病史、药物、过敏和实验室结果。可以训练智能生成模型来阅读这些数据，理解关键点并生成简明扼要的摘要。该摘要可以突出关键信息，例如诊断、处方药和推荐的治疗方法。它还可以识别患者健康随时间推移的趋势。通过自动化这一过程，医疗保健提供者可以节省时间并确保不会遗漏任何重要内容。此外，这些摘要可用于改善不同医疗保健提供者之间以及提供者与患者之间的沟通，因为它们提供了对患者健康状况的清晰简洁的概述。LLM 自动化此类流程的能力可以减轻当前的文档负担以及随之而来的世界各地许多医生面临的倦怠。目前，由于组织政策或健康保险要求，许多临床医生需要填写超出常规临床护理要求的冗长文件。研究表明，许多医生在临床上每花费一小时以上的时间进行电子健康记录任务。此外，与文档相关的认知负担和挫败感会降低工作满意度。导致他们的倦怠。实施自然语言处理工具以自动化文档可以减轻这种负担。嵌入在相关信息平台中的 LLM 可以承担文档，并提供草稿版本供临床医生批准。例如，医院可以使用 LLM 来生成常规进度记录和出院总结。

此外，这些基于 LLM 的应用程序有可能通过在 EHR 中嵌入时提供一层审查来减少医疗错误和捕获遗漏的信息。除了自动化文档外，集成到 EHR 中的 LLM 还可以帮助减少医疗错误并确保不会遗漏重要信息。研究发现，许多住院患者会出现可预防的医疗错误，通常是由于误诊、处方错误或检查结果未正确随访等问题。此外，LLM 有可能通过分析患者病历和标记护理中的差异或差距来作为决策支持工具。例如，法学硕士可以将当前的症状和诊断与过去的病史进行交叉引用，以提示医生需要进一步调查的情况。此外，他们可以扫描药物清单并警告潜在的不良反应或禁忌症。

智能生成还可用于自动化医疗保健中的日常任务，例如安排预约、处理索赔和管理患者记录。例如，人工智能模型可用于开发智能调度系统。这些系统可以通过聊天机器人或语音助手与患者互动，以安排、重新安排或取消预约。他们可以考虑医生的可用性、患者的首选时间和预约的紧迫性等因素，以优化日程安排流程。智能生成还可以自动化保险索赔流程。它可以阅读和理解索赔文件，验证信息，检查任何差异并处理索赔。这可以大大减少处理索赔所需的时间，并最大限度地减少错误。通过自动执行这些任务，医疗保健提供者可以节省时间和资源，并改善患者体验，因为他们可以获得更快的响应和更高效的服务。

## 个性化医疗

智能生成可以分析患者的基因组成、生活方式和病史，以预测他们对不同治疗的反应。这是通过在大型患者信息数据集上训练人工智能来实现的，使其能够识别人类医生可能不会立即发现的模式和相关性。例如，人工智能可能会注意到具有某种遗传标记的患者对特定药物的反应特别好。然后，这些信息可用于创建针对个体患者需求量身定制的个性化治疗计划。这种方法可以带来更有效的治疗，因为它考虑了可能影响患者对药物反应的独特因素。它还可以改善患者的预后，因为可以根据人工智能的预测来优化治疗。

智能生成也可用于心理健康领域，特别是用于创建认知行为疗法（CBT）的交互式工具。CBT 是一种心理疗法，通过改变患者的思维和行为方式来帮助患者管理

病情。智能生成可用于创建针对个体患者需求量身定制的个性化场景和响应。例如，人工智能可能会生成一个触发患者焦虑的场景，然后引导患者完成一系列反应，以帮助他们管理自己的反应。这可以为患者提供一个安全和可控的环境来练习他们的应对策略，从而有可能改善心理健康结果。

## 医学教育与培训

在医学教育和培训背景下，该技术可用于生成各种虚拟患者病例。这些病例可以基于各种疾病、患者人口统计学和临床场景，为医学生和医疗保健专业人员提供全面的学习平台。在医学教育中使用智能生成的主要好处之一是能够创建一个安全和可控的学习环境。医学生可以与这些虚拟患者互动，做出诊断并提出治疗计划，而不会对真实患者造成任何风险。这允许学生在低风险的环境中犯错误并从中吸取教训。智能生成还可以创建罕见或复杂的患者病例，让学生有机会在临床实践中可能不经常遇到的领域获得经验和知识。这对于让学生为意外情况做好准备并提高他们解决问题的能力特别有益。此外，人工智能在医学教育中的使用可以提供更加个性化的学习体验。人工智能可以适应每个人的学习速度和风格，呈现更符合他们学习需求的案例。例如，如果学生正在与特定的医疗状况作斗争，人工智能可以生成更多与该疾病相关的案例以进行额外的练习。

除了创建虚拟患者案例外，生成式 AI 还可用于模拟医疗保健专业人员和患者之间的对话。这可以帮助学生提高他们的沟通技巧，并学习如何以敏感和善解人意的方​​式传递困难的新闻。此外，人工智能与医学教育的整合可以为教育工作者提供有价值的数​​据。人工智能可以跟踪学生的表现，确定需要改进的领域并提供反馈，帮助教育工作者完善他们的教学策略和课程。

## 患者教育

智能生成可以通过多种方式用于患者教育。它可用于根据患者的具体状况、症状或问题创建个性化的教育内容。例如，如果患者患有糖尿病，人工智能可以生成

有关管理血糖水平、饮食、运动和药物的信息。智能生成还可以让患者参与互动学习体验。患者可以提出问题，人工智能可以生成响应，从而创建对话，帮助患者更好地了解他们的病情。这对于可能害羞或尴尬地向医疗保健提供者提出某些问题的患者特别有用。此外，智能生成还可以创建视觉辅助工具，例如图表或信息图表，以帮助患者理解复杂的医学概念。例如，它可以生成一个图表，显示特定药物在体内的作用方式。

智能生成可以被编程为生成不同阅读水平的内容，有助于提高不同教育和理解水平的患者的健康素养。它还可用于为患者创建后续教育内容和提醒。例如，它可以生成一系列电子邮件或短信，提醒患者服用药物，以及有关为什么它很重要的信息。此外，智能生成可用于提供心理健康支持，对患者对其健康状况的担忧或焦虑做出回应。这可以帮助患者在健康旅程中感到更多支持和减少孤独。最后，智能生成可以生成多种语言的教育内容，使不以英语为第一语言的患者更容易获得医疗保健信息。

## 平移路径

智能生成在医疗保健领域的转化路径是将这种先进技术整合到临床环境中的过程。这一过程有可能通过自动化任务和生成相关信息来彻底改变医疗保健的提供方式，从而提高医疗保健服务的效率。智能生成可以自动执行日常任务，例如数据输入、预约安排，甚至是患者护理的某些方面，例如监测生命体征或给药。这种自动化可以为临床医生腾出大量时间，使他们能够更专注于直接的患者护理。通过减轻医疗保健提供者的管理负担，智能生成可以帮助提高护理质量并提高患者满意度。除了自动化任务外，智能生成还可以为临床医生生成相关信息。例如，它可以分析患者数据以预测健康结果，识别潜在的健康风险并建议个性化的治疗计划。这种从数据中产生见解的能力可以帮助临床医生对患者护理做出更明智的决策，从而有可能改善患者的治疗效果。

然而，人工智能生成的信息的准确性和完整性至关重要。不准确或不完整的信息可能导致误诊或治疗不当，从而对患者造成伤害。因此，必须确保人工智能系统

经过精心设计和全面测试，以产生可靠的结果。尽管有潜在的好处，但在临床医学中采用智能生成并不是一个简单的过程。它需要仔细的计划和执行。这包括了解医疗保健提供者和患者的需求，选择正确的人工智能技术，将其集成到现有的医疗保健系统中，并培训员工有效地使用它。此外，还有一些法律和伦理方面的考虑，例如数据隐私和安全，需要得到解决。此外，重要的是要管理对智能生成能做什么和不能做什么的期望。临床医生的专业知识和他们对患者产生共鸣的能力对于提供高质量的护理仍然至关重要。

智能生成在临床实践中的成功转化取决于基于实施科学的深思熟虑的采用策略。两种模型提供了强大的支架：个人用户层面的技术接受模型（TAM）和组织整合的不采用、放弃、扩大规模、传播和可持续性（NASSS）框架。TAM 以社会心理学理论为基础，提供了一个基于证据的模型，说明最终用户的看法如何影响对智能生成等新技术的接受。其核心原则认为，感知的有用性和感知的易用性被证明是吸收的最决定性因素。TAM 提供了一种可量化的方法，用于预测和影响部署工作必须考虑的采用。通过对员工进行细分和评估信念，可以采取量身定制的干预措施，解决技能差距、敬业度、工作流程整合和明显收益等障碍。同样重要的是，NASSS 框架提供了一种整体方法，用于评估与成功嵌入创新有关的多层次变量。它的七个关键领域包括技术设计、价值主张、采用者优先事项、组织动态、更广泛的背景因素及其复杂的相互作用。总之，这些镜头以负责任的方式加强了引入的智能生成，监控进度并根据新出现的反馈进行重新校准。融合 TAM 和 NASSS 的观点为深思熟虑地将生成式人工智能引入 21 世纪的医疗保健提供了一个强大的蓝图。它们为这种创新所需要的社会技术转型带来了可实施的战略，促进了认同，促进了整合，提供了持续的价值，并最终改变了护理。

基于这些框架，以下内容讨论了医疗保健组织或服务在将智能生成集成到其服务交付中时应考虑的关键组件或步骤。该描述将使合作伙伴能够了解如何让他们的组织和员工做好准备，以采用和集成智能生成，以实现最佳的护理服务。然而，该描述并未涵盖促进将智能生成引入医疗保健所需的更广泛的政策和立法方面。这些特征是各个司法管辖区所独有的，并且还在继续快速发展，因此不属于本文的范围。

## 第一部分：接受和采用

人工智能在医疗保健领域的成功实施取决于最终用户（包括医疗专业人员和患者）对其应用的理解和接受。这种理解促进了对人工智能系统的信任，使其能够有效使用，并有助于应对伦理和监管挑战。此外，对人工智能的扎实掌握可以促进不断学习和适应人工智能技术不断发展的环境。因此，投资于提高所有合作伙伴的意识对于确保人工智能在医疗保健领域的有效采用和利用至关重要。利用 TAM 和 NASSS 框架在医疗保健中实施智能生成涉及考虑以下组件：

- **感知有用性：** 这是指一个人认为使用特定系统会提高他或她的工作绩效的程度。在医疗保健中智能生成的背景下，这可能是人工智能如何帮助诊断疾病、预测患者结果、个性化治疗计划和提高管理效率的方式。例如，人工智能可以根据患者的病史、当前的健康状况和庞大的类似病例数据库为患者的结果生成预测模型。
- **感知易用性：** 这是指一个人认为使用特定系统可以不费吹灰之力的程度。对于医疗保健领域的智能生成，这可能意味着医疗保健专业人员理解和使用人工智能系统是多么容易。这包括用户界面、人工智能输出的清晰度和可用的技术支持水平。
- **使用态度：** 智能生成在医疗保健领域的价值主张令人信服，具有成本效益、速度和个性化治疗方案等优势。如果医疗保健专业人员认为人工智能系统有用且易于使用，他们可能会对使用它产生积极的态度。通过提供充分的培训和支持，并展示人工智能在类似医疗环境中的成功应用，可以进一步加强这种积极的态度。
- **使用行为意图：** 一旦医疗保健专业人员对人工智能系统持积极态度，他们就更有可能会打算使用它。通过提供在安全和支持性环境中使用人工智能系统的机会，以及将人工智能系统集成到现有工作流程中，这一意图可以转化为实际使用。
- **实际系统使用：** 最后一步是人工智能系统在日常医疗实践中的实际使用。这可以通过提供持续的支持以及根据用户反馈和性能数据不断监测和改进人工智能系统来鼓励。

除了这些因素之外，该模型还表明，社会影响和促进条件等外部因素可以影响新技术的接受和使用。就医疗保健领域的智能生成而言，这些因素可能包括监管批准、伦理考虑、患者接受度以及整体医疗保健政策和经济环境。

## 第二部分：数据和资源

采用智能生成涉及在组织内准备数据和资源，以有效利用这项技术。这是一个复杂的过程，需要采取系统和战略性的方法，涉及几个关键步骤。

- **确定用例：**医疗保健组织需要首先确定智能生成可以带来价值的特定用例。智能生成旨在解决各种疾病，从糖尿病等慢性疾病到中风等急性疾病。医疗状况的复杂性通常决定了 AI 模型所需的复杂程度。例如，使用人工智能进行癌症诊断成像很复杂，需要很高的准确性。了解具体用例将有助于指导数据准备过程。

- **数据收集：**智能生成模型从数据中学习，因此医疗机构需要收集和准备相关数据来训练模型。这可能涉及从组织内的各种来源收集现有的主要数据，或在必要时收集新数据。然后需要对数据进行清理和预处理，这可能涉及删除重复项、处理缺失值和规范化数据等任务。

- **数据清洗和预处理：**有必要对收集到的数据进行清洗和预处理，以确保其质量和一致性。这可能涉及删除重复项、处理缺失值、标准化格式和解决任何其他数据质量问题。预处理步骤还可以包括数据归一化、特征缩放和数据增强技术，以增强训练过程。重要的是要强调数据集质量的统一性，以实现无缝的跨领域数据集集成。此外，数据质量至关重要，因为智能生成算法从数据中学习。数据质量会受到各种因素的影响，例如噪声、缺失值、异常值、数据偏差、分布不平衡、不一致、冗余、异质性、数据重复和集成。

- **数据注释和标记：**根据用例，组织可能需要对数据进行注释和标记，以提供用于训练智能生成模型的基本事实和临床标准信息，特别是用于使用本地数据微调 LLM。这可能涉及图像分割、对象检测、情绪分析或文本分类等任务。准确和全面的注释对于有效训练模型至关重要。



- **数据存储和管理：**它们将需要建立或利用强大的数据存储和管理系统来处理智能生成所需的大量数据。这可能涉及设置数据仓库、云存储或利用数据管理平台。同时确保数据井井有条、可访问且安全，以便进行高效的训练和模型部署。数据联合是一种可以在这里考虑的技术，因为它可以创建一个物理上分散但功能统一的数据库。这项技术在医疗保健领域特别有用，因为它允许各种数据源将数据保存在其防火墙内。但是，在使用 LLM 的大多数情况下，此步骤可能不需要，特别是当它们通过应用程序编程接口（API）调用或云服务进行利用时。

- **计算资源：**生成式 AI 模型通常需要大量的计算能力和资源来训练和推理，例如 GPU 或云计算服务。LLM 的内部开发和培训需要大量的计算资源，组织必须仔细考虑。通过云服务或 API 提供的商业 LLM 使组织免于这种基础设施负担。然而，对于那些打算训练针对其特定数据和用例进行调整的专有模型的人来说，确保足够的计算能力至关重要。

影响计算要求的因素包括模型大小、训练数据量和所需的迭代速度。例如，一家旨在数百亿个文本示例上训练具有超过十亿个参数的模型的公司可能会追求高性能计算集群或利用基于云的机器学习平台。精确的硬件配置（包括 GPU/TPU、CPU、内存、存储和网络）可随着模型架构和训练计划而扩展。

持续的模型开发和微调也需要可用的计算。组织可以选择继续分配内部资源或通过云服务外包周期。如果不断增强内部 LLM 是优先事项，预算规划应考虑这些经常性的计算需求。总之，虽然利用外部 LLM 可以最大限度地减少基础设施投资，但严谨的内部 LLM 计划可与工业研究实验室的计算规模相媲美。

### 第三部分：技术整合

将智能生成集成到医疗保健信息系统或平台中可以带来许多好处，例如改善疾病诊断、增强患者监测和更高效的医疗保健服务。然而，GAN 和 LLM 等生成式 AI 技术的理解和实现起来很复杂。该技术的成熟度、可靠性和易于集成到现有系统中是影响其采用的关键因素。因此，将智能生成集成到医院或医疗保健信息系统中涉及多个步骤，从了解系统需求到实施和维护 AI 解决方案。将智能生成集成到医疗

保健系统中的第一步是确定实施的重点领域。这可以是改善患者护理、简化管理任务、提高诊断准确性或预测患者结果的任何事情。一旦确定了需求，就需要选择正确的 AI 模型。生成式 AI 模型，如 GAN，可用于合成医学图像或生成患者数据等任务。LLM 可用于 EHR 分析，并作为临床决策支持工具。选择模型后，需要根据收集的数据对其进行训练。这包括将数据输入模型并调整模型的参数，直到它能够准确预测结果或生成有用的输出。

一旦 AI 模型经过训练和测试，就可以将其集成到医疗保健信息系统中。这涉及在 AI 模型和现有系统之间开发接口，确保模型可以访问所需的数据，并且其输出可以被系统使用。开发这样的接口或 API 可以将智能生成模型无缝集成到组织或临床工作流程中。集成后，需要对人工智能系统进行广泛的测试，以确保其功能性、可用性和可靠性。

定期维护也是必要的，以便在有新数据可用时更新模型，并在模型性能下降时重新训练模型。此外，收集医疗保健专业人员的定期/预定反馈将确保组织能够进行必要的改进以提高系统的性能。

在将外部 LLM 用于医疗保健应用时，严格的数据处理实践对于保护敏感的患者信息至关重要。当文本或语音数据被路由到第三方 LLM 服务进行分析时，内容包含必须保密的受保护健康信息（PHI）和个人身份信息（PII）。

虽然 LLM 本身是静态分析模型，而不是持续学习的系统，但托管这些模型并为预测提供动力的供应商仍然以物理或计算方式访问提交的数据。无论供应商如何保证隐私承诺、义务和限制，关于摄取客户内容以进行模型再训练，数据泄露或意外保留的残余风险仍然存在。为了降低这些风险，医疗保健组织和 LLM 供应商之间的全面法律合同是确保符合健康法规的 PHI/PII 保护的基础。商业伙伴协议、数据使用协议和主服务提供商合同允许正式编纂允许的 LLM 数据处理、存储、传输和处置协议。此类合同还规定了在发生卖方违约行为时的责任和执行机制，包括通知、赔偿和恢复原状条款。严格的访问控制、加密方案、活动审计协议和授权程序应补充这些合同保护。虽然 LLM 本身可能不会像永久学习系统那样无休止地积累医疗保健

数据，但对于规避风险的法律和合规团队来说，对发送到 LLM 预测服务的数据的长期命运进行尽职调查仍然是非常可取的。为新兴的临床 LLM 整合建立稳健的数据处理可以防止有问题的监管、伦理和声誉风险。

虽然超出了本文详细讨论的范围，但该组织还将负责确保人工智能系统符合相关的医疗保健法规和隐私法，例如美国的《健康保险流通与责任法案》（HIPAA）或欧盟的《通用数据保护条例》（GDPR）。

## 第四个组成部分：处理

虽然智能生成在临床医学中有几个潜在的应用，但其实施也存在一些挑战。一些挑战包括：

- *数据可用性*：智能生成需要大量数据才能有效地训练模型。然而，在临床医学中，由于隐私问题和法规，数据往往受到限制。这可能会使有效训练模型变得困难。

- *训练数据中的偏差*：智能生成模型需要大量训练数据来学习模式并生成新数据。如果训练数据有偏差，生成式 AI 模型也会有偏差。例如，如果训练数据偏向于特定的人口统计群体，则智能生成模型可能会为该群体产生有偏见的结果。

- *透明度*：虽然像 ChatGPT 这样强大的 LLM 表现出令人印象深刻的对话能力，但其庞大的训练语料库的不透明来源理所当然地引起了人们的注意。在基础数据的来源、版权状态和同意政策方面缺乏透明度的情况下，法律和伦理盲点仍然存在。对于商业提供的法学硕士，可以理解的是，培训过程的细节仍然是专有知识产权。但是，在模型开发过程中未经许可使用抓取的网页、私人讨论或受版权保护的内容仍然会产生责任。最近指控 LLM 提供商未经授权抓取的诉讼说明了日益增长的反弹。

- *模型可解释性*：生成式 AI 模型可能很复杂且难以解释，这使得临床医生难以理解模型是如何得出结论的。这可能使人们难以信任模型的输出并将其纳入临床决策。

- **生成不准确:** 虽然 LLM 在会话应用中表现出令人印象深刻的流畅性和多功能性, 但是, 当应用到医疗保健等高风险领域时, 它们的可靠性就会崩溃。如果没有医学决策所需的事实知识和推理能力的背景基础, 如果临床医生过度信任 LLM, 就会带来巨大的患者安全风险。幻觉错误代表了一种已证明的失败模式, 其中 LLM 自信地生成听起来合理但完全捏造的响应, 这些响应位于其训练分布之外。对于患者评估、治疗计划或其他临床支持功能, 如果不经严格验证, 这种创造性的虚假信息很容易最终导致患者伤害。此外, LLM 经常忽略多步推理中的细微依赖关系, 这些依赖关系是合理医学判断的基础。它们的能力集中在统计关联上, 而不是因果关系上。因此, 它们经常过度简化复杂的决策链, 需要临床医生必须权衡的领域专业知识。因此, 盲目地接受 LLM 产生的诊断或治疗建议而不持怀疑态度可能会传播错误。

- **监管和伦理问题:** 智能生成在临床医学中的应用引发了一些监管和伦理问题, 包括患者隐私、数据所有权和问责制。监管政策、伦理问题和公众舆论构成了更广泛的背景。数据隐私法, 如欧洲的 GDPR 或美国的 HIPAA, 对医疗保健领域的人工智能有影响。这些方面需要得到解决, 以确保智能生成的使用是合乎伦理和合法的。

- **验证:** 需要验证生成式 AI 模型, 以确保其准确性和可靠性。这需要大型数据集和严格的测试, 这可能既耗时又昂贵。

为了最大限度地降低智能生成在医疗保健领域的应用所带来的风险, 建立基于实施科学的处理和评估框架非常重要。NASSS 框架和 TAM 等框架应为后续步骤提供信息, 以促进负责任和合乎伦理地使用智能生成。这种以科学为依据的实施方法包括几个步骤, 以确保对技术进行适当的测试、监控和迭代。NASSS 框架为评估生成式 AI 解决方案将嵌入其中的复杂自适应系统提供了一个有用的视角。该框架研究了条件、技术、价值主张、采用者系统、组织、更广泛的背景以及随时间推移的互动和相互适应等因素。分析这些因素可以揭示在医疗保健组织中采用智能生成的障碍和推动因素。同样, TAM 特别关注影响技术吸收的人为和社会因素。通过评估智能生成系统的感知有用性和感知易用性, TAM 提供了关于患者和提供者如何响应和与该技术互动的见解。TAM 鼓励利益相关者参与系统设计, 以优化用户接受度。

NASSS 和 TAM 都需要一个深思熟虑的变革管理策略来引入智能生成等新技术。这意味着对系统进行迭代测试和试点，与不同的声音共同制定处理政策，强调透明度，提供广泛的用户培训资源，开发评估人工智能质量和公平性的协议，允许用户定制工具，并不断评估影响，以便随着时间的推移进行适当的调整。借鉴这些模型可确保以最终用户需求为指导的负责任和合乎伦理的整合。以下是相应的步骤：

- *建立或利用处理委员会*：该委员会应由人工智能、医疗保健、伦理、法律和患者权益方面的专家组成。该委员会的职责是监督智能生成在医疗保健领域的应用的创建和实施，确保它们符合最高的伦理、法定和专业标准。

- *制定相关政策和指南*：制定政策和指南，解决与智能生成在医疗保健中的使用相关的数据保护和隐私、知情同意、开放性、责任和公平性等问题。该指南还应涵盖潜在的人工智能滥用，并制定精确的报告和解决流程。

- *实施稳健的数据管理实践*：这包括确保数据隐私和安全，获得数据使用的知情同意，以及确保数据质量和完整性。它还涉及使用多样化和具有代表性的数据集来避免 AI 输出中的偏差。

- *减少不准确生成的数据*：总体而言，虽然 LLM 在某些狭窄的应用中具有优势，但它们在回忆最新发现、生物医学知识基础建议和深思熟虑的分析思维方面的局限性在临床角色中构成了风险。缓解这些问题需要技术和工艺保障措施。至少，在考虑将 LLM 用于影响患者的功能之前，对大量经过验证的数据集进行细致的测试、透明的不确定性量化、多模态人机协作和一致的专家监督被证明是至关重要的。通过谨慎的处理，LLM 可以帮助临床医生，但不能取代他们。

- *风险评估*：在实施之前，医疗保健组织必须进行结构化的风险评估，以盘点和量化智能生成采用对患者的潜在危害。包括临床医生、IT 安全、法律/合规、风险管理和人工智能工程师在内的多学科团队应参与其中。对用例、数据依赖性、性能假设、保障措施、处理和责任方案的广泛检查提供了基础。已识别的危险涵盖临床不准确（如不适当的治疗建议）和操作风险（如有偏见的输出或因技术中断而停止的诊断）。其他关键考虑因素包括恶意滥用、作为训练数据传播的缺陷以及泄露敏感记录以损害隐私或信任。

对于每个可能的风险，评估会校准用户类型、信息类和缓解控制等变量的概率和严重性估计。基于领先指标和使用情况审计的持续风险监控可确保初始评估随着不可避免的模型和应用程序变化而随时间推移而进行调整。使用安全保证方法的定期概率建模进一步加强了负责任的处理。总体而言，灵活的量化风险方法使组织能够负责任地追求智能生成的好处，同时保护患者。

- **确保透明度：**通过提供底层算法、数据源和决策过程的清晰文档，确保智能生成模型的透明度。这促进了信任，并使医疗保健专业人员能够理解和解释生成的输出。对于规避风险的医疗保健组织来说，与拒绝合理数据透明度的 LLM 供应商合作会引起人们的担忧。如果模型预测存在不合适、非法或欺诈性的数据，患者安全和组织声誉可能会受到影响。此外，基于可疑的 LLM 数据来源，指控监管不合规、侵犯隐私或虚假陈述的诉讼可能会随之而来。尽管如此，对于许多临床功能，外部开发的 LLM 可以充分帮助医生，而无需完全透明地了解潜在的语料库。简单的对话应用程序可能不会引起什么关注。然而，对于更具影响力的治疗建议或针对患者的疗效，临床医生应相应地验证建议，而不是假定其完整性。总体而言，商业 LLM 训练数据的不可访问性是一个障碍，但并不是一个大规模的交易破坏者，需要对预测的使用方式进行谨慎的处理。尽管如此，透明度仍然是一个持续的倡导问题，医疗保健提供者应该支持。

- **法规遵从性：**确保遵守相关法规框架，例如数据保护法和医疗器械法规。与监管机构合作，制定专门针对医疗保健领域智能生成的指南 除了为智能生成模型提供处理的措施外，建立对模型进行持续监测和评估的程序也至关重要。这包括收集患者和医疗保健专家的意见，以及定期监测性能、安全和伦理考虑因素。通过遵守该框架中的每一步(图 2)，医疗机构可以降低风险，并保证在医疗保健中适当和合乎伦理地使用生成式人工智能。处理框架利用生成式人工智能技术的潜在优势，同时促进开放、负责任和患者安全。

## Generative AI-Translational Path

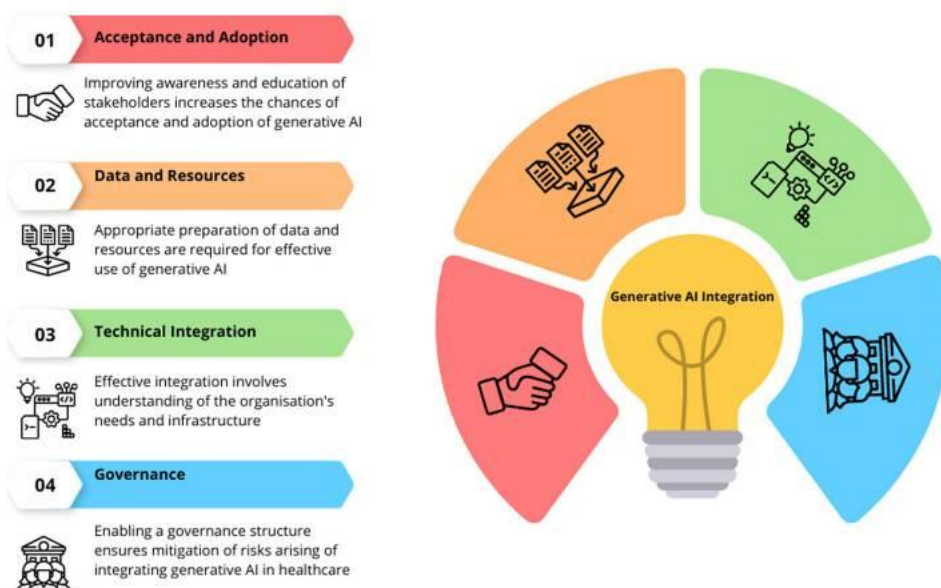


图 2 智能生成在医疗保健领域的转化路径。智能生成需要仔细规划才能将其纳入医疗保健服务。适当的步骤，包括确保合作伙伴的接受度，然后规划数据采集和计算资源。然后，智能生成在医疗保健信息系统中的集成和利用由风险缓解框架管理

## 结论

世界各地的卫生系统都面临着可负担性、可及性和质量不一致的危机，这些危机现都危及到公众健康。生成式人工智能提供了解决方案，通过在科学最佳实践指导下负责任的实施，开始纠正这些系统性故障。

经过验证的框架，如 TAM 和 NASSS 模型，为变更管理、利益相关者对齐和影响优化提供了可操作的路线图。它们允许预测与感知价值、可用性、风险等相关的采用障碍，同时描述干预措施以推动接受。有了基于证据的细致规划，生成式人工智能可以改变生产力、洞察力和护理能力。工作流和文档自动化、个性化预测分析和患者教育聊天机器人等用例证实了巨大的潜力，前提是这些技术支持而不是取代人类的专业知识。强调临床医生控制的结构化集成在解锁效率的同时保证了质量。深思熟虑的翻译是必不可少的，但实现科学提供了经过验证的指导。

争议时代已经过去，全世界患者都将受益，负责任的领导人须立即采取行动，战略试点、迭代扩展、处理创新并重，实现期待已久的进展。生成式人工智能不能

单凭一己之力修复破损的系统，但精心采取的措施可以促进改革，同时维护医疗保健的人道义务。决策成功不仅是技术，而是方法。在智慧和仁慈的指导下，生成式人工智能可能更有助于恢复许多人现在所缺乏的医疗理想：质量、可负担性和对所有人的人文关怀。

**\*注：原文和译文版权分属作者和译者所有，若转载、引用或发表，请标明出处。**