

西 安 建 筑 科 技 大 学

本 科 生 课 程 考 试 答 题 纸

考试科目：计算机新技术 考试时间：2025.6.27

学 号：2209060322 学生姓名：梁桐

学 院：信控学院 任课教师：吕长春

题 号	成 绩	总 成 绩
1		
2		
3		
		阅卷人签字
4		
5		

目录

1 问题 1	1
1.1 奠基时期（1940s-1950s）：理论诞生与早期探索	1
1.2 人工智能发展史上黄金与低谷交替期	5
1.3 技术复兴期（1990s-2000s）	7
1.4 深度学习与 AGI 探索期（2010s 至今）	9
2 问题 2	11
2.1 宏观第三视角提问	11
2.2 模糊性开放提问	13
2.3 人物设定提问	15
2.3 详尽描述提问	18
2.4 不同提问方式回答的异同分析	23
3 问题 3	25
3.1 RNN 的优势：	25
3.2 RNN 的不足与挑战包括：	26
4 问题 4	28
4.1 我自己的解答	28
4.1 chatgpt 解答	29
4.3 深度求索公司 deepseek 解答	33
4.4 总结	40
5 问题 5	41
5.1 肺结节检测的人工智能发展历史	42
5.2 人工智能在肺结节识别的应用场景	44
5.3 人工智能肺结节识别的最新方法	48
5.4 人工智能与大模型在肺结节识别中的未来展望	52

1 阐述人工智能的发展历史（10 分）

人工智能的发展史是人类对自我认知边界的突破史。从 1943 年 McCulloch-Pitts 神经元模型首次用数学诠释生物智能的物理基础，到 1950 年图灵测试以行为主义定义机器智能的哲学框架，再到 1956 年达特茅斯会议确立学科范式，标志着人类从“模拟思维”迈向“创造思维”的转折。这一历程始终交织着学派竞争与技术螺旋：符号主义试图以逻辑规则穷尽世界，却在专家系统的知识工程瓶颈中陷入寒冬；连接主义借数据与算力重燃希望，从反向传播算法（1986）的蛰伏到 AlexNet（2012）的爆发，终以深度学习重塑 AI 格局；行为主义则通过 AlphaGo（2016）验证“智能生于交互”的路径。而今，大模型推动感知、认知与创造力的融合，智能革命正以超越预期的速度重构文明。

1.1 奠基时期（1940s-1950s）：理论诞生与早期探索

1.1.1 M-P 模型的提出

1943 年，美国神经生理学家沃伦·麦卡洛克 (Warren McCulloch) 和数学家沃尔特·皮茨 (Walter Pitts) 对生物神经元进行建模，首次提出了一种形式神经元模型，并命名为 McCulloch-Pitts 模型，即后来广为人知的 M-P 模型。

麦卡洛克和皮茨在 1943 年提出的神经元数学模型，首次用数学语言精确描述了生物神经元接收、整合、释放电信号的基本逻辑与计算潜力，这一突破性工作作为人工智能奠定了极为深远的理论基础。

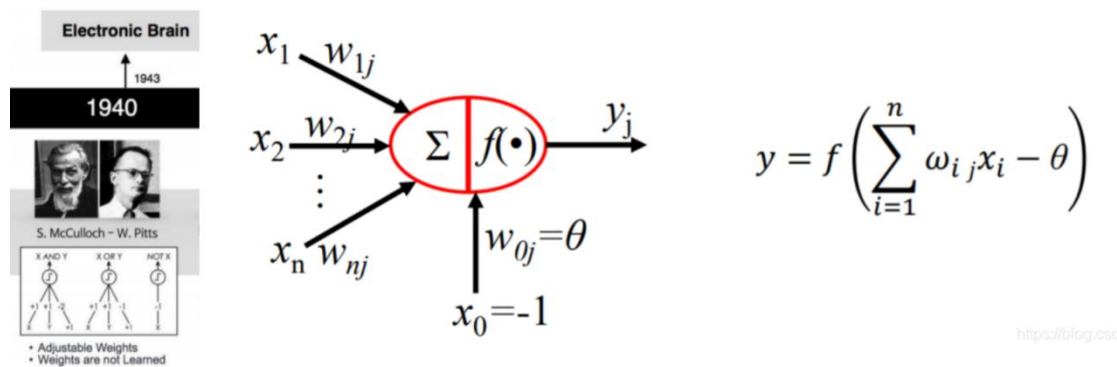


图1.1 M-P模型

M-P 模型首次清晰论证了简单计算单元通过互联可执行复杂逻辑运算，揭示了智能信息处理可基于物理机制实现的根本原理，启发了现代人工神经网络中“阈值逻辑单元”的核心概念。这不仅直接催生了感知机等早期机器学习模型，更深刻影响了后来深度学习的整个发展脉络——从反向传播算法到如今的复杂深度网络结构，其核心思想始终未脱离“M-P 神经元”所勾勒的可计算框架。该模型从根本上确立了“智能源于简单计算单元互连与分层组织”这一范式，赋能 AI 突破符号逻辑的局限，走向模拟人脑处理模式的连接主义道路，推动深度学习在处理图像、语言等非结构化信息上取得革命性进展，并持续激励着类脑计算架构的探索。因此，M-P 模型不仅是技术起点，更是对“智能如何被机器实现”的哲学性回答，使构建具有学习、适应能力的强人工智能系统成为人类持续奋斗的可预见方向，深刻拓展了人类理解与创造智慧的边界。

1.1.2 图灵测试的提出

1950 年，艾伦·图灵在论文《计算机器与智能》中提出“图灵测试”（又称“模仿游戏”），旨在通过行为主义标准判断机器是否具备智能。测试的核心是让人类评判者通过文本对话同时与机器和真人交流，若机器能持续误导评判者将其误认为人类（例如超过 30% 的误判率），则视为通过测试。这一设计巧妙避开对“思考”或“意识”的哲学定义争议，转而以外在行为表现作为智能的客观标准。图灵还预见了反对声音，如“中文房间悖论”（机器仅操纵符号而无真实理解），并强调学习能力与随机性对机器智能的重要性，为后续 AI 发展埋下伏笔。

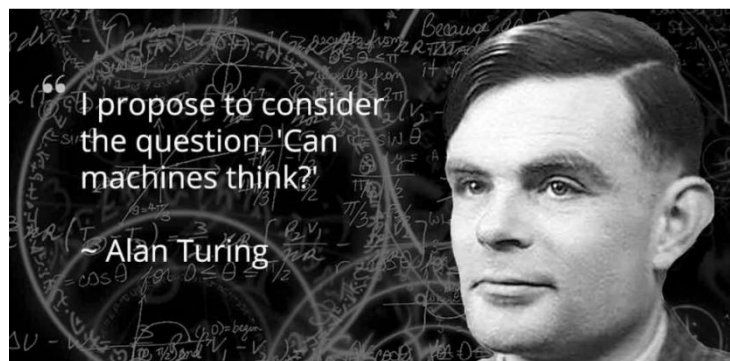


图1.2 图灵

图灵测试的深远意义在于为 AI 领域确立了目标范式与技术路径。其行为主义框架推动研究者聚焦自然语言处理与人机交互，催生了从早期聊天程序 ELIZA 到现代大模型（如 GPT 系列）的演进，使机器在对话流畅性、逻辑推理甚至创意表达上逼近人类水平。同时，测试引发的哲学争议（如意识与理解的本质）持续倒逼技术突破，例如当前 AI 需克服“常识缺失”和“情境理解”等瓶颈才能通过严格测试。伦理层面，测试通过后衍生的“人机边界模糊”问题（如就业替代、情感欺骗、责任归属）已成为 AI 治理的核心议题，促使社会构建伦理规范以平衡创新与风险。最终，图灵测试不仅是技术里程碑，更是一面文明透镜，迫使人类重新定义智能、反思自身独特性，并指引 AI 向“可解释性”“创造力”等深层能力进化。

1.1.3 人工智能术语的提出

1956 年夏，约翰·麦卡锡、马文·明斯基、克劳德·香农等学者在达特茅斯会议上首次提出“人工智能”（AI）术语，正式确立其为独立研究领域。会议核心目标是“用机器模拟人类智能”，并规划了五大研究方向：算法开发（如规则系统与搜索算法）、自然语言处理（语言理解与生成）、机器学习（监督/无监督学习）、知识库构建（逻辑表示与语义网络）及机器人感知（计算机视觉与运动控制）。尽管与会者对术语存在争议（如纽厄尔和西蒙倾向“复杂信息处理”），但会议凝聚了“计算机可执行智能任务”的共识，为 AI 奠定了系统性研究框架。

1956 Dartmouth Conference: The Founding Fathers of AI

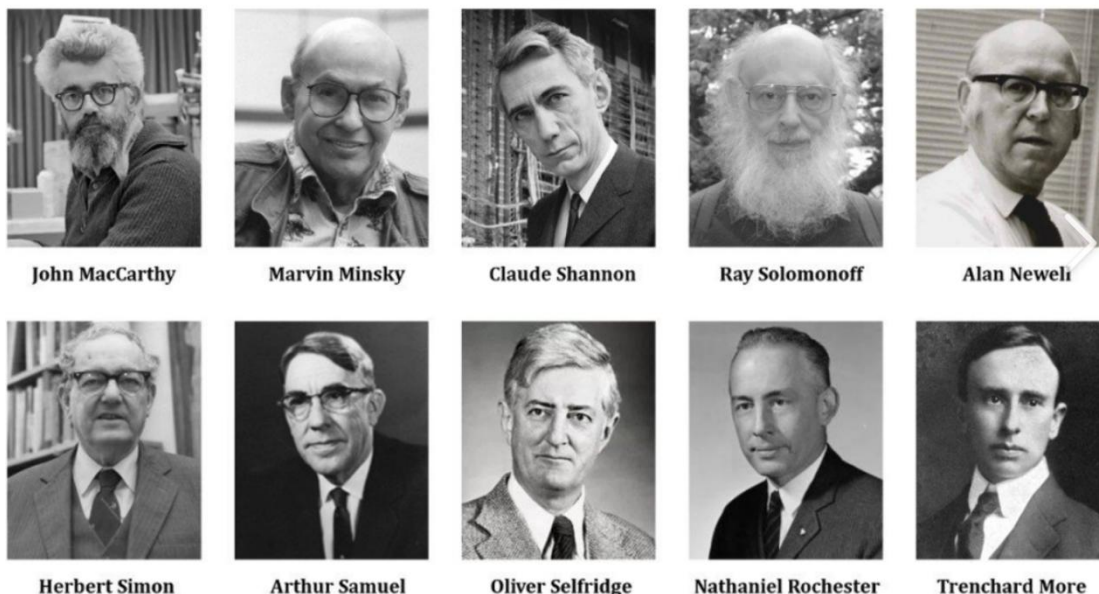


图1.3.达特茅斯会议上的科学家们

1. 1. 4 感知机的发明

1957 年，美国心理学家弗兰克·罗森布拉特（Frank Rosenblatt）受生物神经元启发，提出感知机（Perceptron）——首个可通过训练自主调整权重的神经网络模型。其核心原理是模拟神经元的信息处理机制：输入特征（如图像像素）乘以动态权重后求和，再通过阶跃激活函数（如符号函数）输出二分类结果（如 0 或 1）。训练过程采用错误驱动学习：若分类错误，则按误差比例调整权重和偏置，通过迭代逐步逼近线性决策边界。尽管感知机因非线性缺陷（如无法解决异或问题）遭明斯基批判，但其首次实现了机器从数据中“学习”的能力，并为硬件化实践奠定基础（如罗森布拉特 1958 年基于光敏元件的 Mark I 感知机）。



图 1.3.罗森布拉特使用“感知机”

1.2. 人工智能发展史上黄金与低谷交替期

1.2.1 ELIZA 程序与自然语言处理的启蒙

1966 年，约瑟夫·魏岑鲍姆（Joseph Weizenbaum）开发的 ELIZA 程序问世，首次实现了人机对话的突破。该程序通过关键词匹配与脚本规则模拟心理治疗师对话（如用户输入“我感到焦虑”，程序回复“你为什么感到焦虑？”），本质上是一种基于预设规则的交互引擎，缺乏真实语义理解能力。尽管 ELIZA 的技术原理简单，但其社会影响深远：一方面，它验证了机器模拟人类对话的可能性，为后世聊天机器人（如 ChatGPT）奠定基础；另一方面，它暴露了早期 AI 的“幻觉智能”缺陷——依赖固定脚本无法应对复杂语境，引发学界对“机器能否理解情感”的哲学争议[citation:1][citation:5]。这一矛盾预示了自然语言处理未来需突破规则驱动的局面，转向统计与深度学习范式。

1.2.2 Shakey 机器人——具身智能的奠基

斯坦福研究院（SRI）于 1968 年推出全球首台自主移动机器人 Shakey，标志着智能机器人技术的起步。Shakey 的核心创新在于整合环境感知-决策-行动闭环：通过摄像头与碰撞传感器构建环境地图，利用 STRIPS 规划算法将高层任务（如“绕过障碍物”）分解为可执行动作序列，并采用分层控制架构分离硬件驱动与逻辑推理。这一设计首次实现了机器在物理空间中的自主导航，例如在未知

房间中推动木箱至指定位置。Shakey 的技术贡献远超其时代：它催生了机器人学（Robotics）独立学科，其分层架构演变为现代自动驾驶系统的核心框架（如感知层-决策层-执行层）。然而，受限于 1970 年代的计算能力，其实时性不足，揭示了 AI 在物理世界中面临的响应速度与能耗挑战。

1.2.3 第一次 AI 寒冬——理想主义的挫败

1970 年代，人工智能遭遇首次大规模低谷。直接诱因是美国自动语言处理咨询委员会（ALPAC）1966 年的报告，指出机器翻译进展远低预期，导致政府资金锐减。更深层原因在于技术瓶颈的双重夹击：

硬件局限：当时计算机内存仅 KB 级（如 IBM 360 系列），无法支撑复杂模型训练；

算法缺陷：符号主义主导的“通用问题求解器”（GPS）仅能处理线性逻辑问题（如定理证明），面对噪声数据或非线性场景（如异或问题）完全失效。

这场寒冬迫使研究者反思：智能的实现需依赖算力、数据与算法的协同进化，而非单纯逻辑规则。此阶段催生了分散式研究方向，为 1980 年代专家系统的局部突破埋下伏笔。

1.2.4 专家系统的兴衰与第二次寒冬

繁荣期：知识工程的黄金时代

1980 年代初，专家系统成为 AI 商业化的里程碑。代表案例包括医疗诊断系统 MYCIN（通过 500 条规则库识别血液感染，准确率 69%超越初级医生）和化学分析系统 DENDRAL（解析分子结构），其核心是人工编纂的规则库+推理引擎。企业级应用如 DEC 的 XCON（自动配置计算机硬件）年省数千万美元，推动 AI 产业短暂复苏。日本同期启动“第五代计算机计划”，斥资 8.5 亿美元研发逻辑推理机器，引发全球 AI 竞赛热潮。

寒冬再现：符号主义的系统性危机

繁荣表象下，专家系统的根本缺陷迅速显现：

知识获取瓶颈：规则依赖领域专家手工编写（如 MYCIN 需医生逐条录入诊断逻辑），维护成本高昂且难以扩展；

常识缺失：系统缺乏人类基础认知（如“水可灭火”），面对规则外场景易产生荒谬决策。

这些问题导致企业投入回报率骤降，加之日本第五代计划 1992 年失败，符号主义路线遭遇全面质疑，资金链断裂引发第二次 AI 寒冬。

1.2.5 反向传播算法——深度学习的火种

1986 年，戴维·鲁梅尔哈特（David Rumelhart）等人发表反向传播（Backpropagation）算法，攻克了神经网络的核心难题。其原理是通过链式求导将预测误差从输出层反向传递至各隐藏层，动态调整神经元权重，使多层网络能够高效学习非线性关系（如异或问题）。尽管该成果在符号主义盛行的 1980 年代未受重视，但其历史意义深远：

技术层面：为卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）提供训练基础，直接启发了 2012 年深度学习的复兴（如 AlexNet）；

范式层面：推动 AI 从“规则驱动”转向“数据驱动”，奠定现代大模型（如 GPT）的权重优化机制。

1.3 技术复兴期（1990s–2000s）

1.3.1 1995 年：支持向量机（SVM）——统计学习的理论奠基

支持向量机（SVM）由弗拉基米尔·万普尼克（Vladimir Vapnik）于 1995 年提出，标志着统计学习理论的重大突破。其核心原理是通过最大化分类间隔（即寻找最优超平面）实现高维空间的数据分类，并引入核技巧（Kernel Trick）将线性不可分问题映射到高维空间处理。SVM 的突破性在于其结构风险最小化思想，通过控制模型复杂度避免过拟合，显著提升了小样本和非线性数据的分类精度（如文本分类、生物信息学分析）。这一成果不仅推动了机器学习与传统统计学的融合，更催生了后续集成学习方法（如 AdaBoost），为数据驱动范式取代符号主义奠定了理论基础。

1.3.2 深蓝战胜国际象棋冠军——规则智能的里程碑

1997 年，IBM 开发的超级计算机深蓝（Deep Blue）击败国际象棋世界冠军加里·卡斯帕罗夫，首次证明 AI 在复杂规则系统中可超越人类顶尖水平。其技术核心是暴力搜索与启发式剪枝的结合：深蓝每秒计算 2 亿步棋局，通过 $\alpha - \beta$ 剪枝算法缩减搜索树规模，并嵌入数千条人类专家的开局与残局规则[citation:1][citation:6]。尽管深蓝依赖专用硬件（32 节点 PowerPC+480 颗象棋芯片）而非通用学习能力，但其胜利具有划时代意义：一方面打破公众对“机器无法处理战略博弈”的质疑，推动 IBM 等企业加大对 AI 的投入；另一方面暴露了纯搜索策略的局限（如无法适应规则模糊的围棋），促使学界转向概率建模与强化学习。此事件成为 AI 从实验室迈向主流视野的关键转折点。

1.3.3 卷积神经网络（CNN）雏形——感知智能的架构革命

扬·勒昆（Yann LeCun）于 1998 年提出 LeNet-5 模型，首次将卷积神经网络（CNN）成功应用于手写数字识别（MNIST 数据集）。

其架构创新包括：

局部感受野：通过卷积核（如 5×5 滤波器）提取图像的局部特征（如边缘、角点）；

权值共享：大幅减少参数规模，提升计算效率；

空间降采样：使用池化层（如 2×2 均值池化）保留特征不变性[citation:10]。

尽管受限于当时算力与数据规模（仅 6 万训练样本），LeNet-5 在邮政支票识别中实现 >99% 准确率，验证了 CNN 处理二维数据的先天优势。其设计灵感源自神经科学：Hubel 和 Wiesel 发现的视觉皮层分层处理机制（V1 区边缘检测 → V4 区物体识别）被转化为“卷积-池化”交替的仿生架构[citation:10][citation:11]。这一成果为 2012 年 AlexNet 的爆发埋下伏笔，并确立 CNN 作为计算机视觉的核

心范式。

1.3.4 深度学习革命开启——神经网络的复兴宣言

2006 年，杰弗里·辛顿（Geoffrey Hinton）发表论文《A Fast Learning Algorithm for Dep Belief Nets》，正式提出深度学习（Deep Learning）概念，解决了困扰神经网络三十年的梯度消失难题。其突破在于分层无监督预训练：先通过受限玻尔兹曼机（RBM）逐层学习数据概率分布，再用反向传播微调权重，使深层网络的训练成为可能。这一方法论革新打破了符号主义与统计学习的僵局：一方面，预训练大幅降低对标注数据的依赖（如利用未标注图像预训练视觉特征）；另一方面，GPU 并行计算（如 NVIDIA CUDA 架构）为深层网络提供算力支撑。辛顿的宣言直接催生了 2012 年 AlexNet 的 ImageNet 突破，标志着 AI 研究正式进入“深度时代”。

1.4 深度学习与 AGI 探索期（2010s 至今）

1.4.1 ImageNet 竞赛的突破性拐点

2012 年，杰弗里·辛顿（Geoffrey Hinton）团队与其学生亚历克斯·克里热夫斯基（Alex Krizhevsky）设计的深度卷积神经网络 AlexNet，在 ImageNet 大规模视觉识别挑战赛（ILSVRC）中实现了历史性突破。该模型采用 8 层神经网络架构，包含 6000 多万个参数，并首次利用 GPU 并行计算加速训练过程。AlexNet 将图像分类错误率从上一年度的 26% 骤降至 15.3%，较传统手工特征识别方法提升超 10 个百分点。这一成果彻底验证了深度学习在复杂视觉任务中的有效性，引发工业界震动。科技巨头如谷歌、Facebook 迅速转向深度学习路线，推动计算机视觉、语音识别等领域的技术革新。例如，特斯拉于 2014 年将深度学习应用于自动驾驶系统的环境感知模块，奠定了高级驾驶辅助系统（ADAS）的技术基

础。

1.4.2 AlphaGo 的决策智能里程碑

谷歌 DeepMind 开发的 AlphaGo 在 2016 年以 4:1 的比分击败围棋世界冠军李世石，成为人工智能在复杂决策领域的标志性事件。AlphaGo 融合了深度卷积神经网络与蒙特卡洛树搜索算法：神经网络通过分析人类棋谱学习策略（监督学习），再通过自我对弈数百万局（强化学习）不断优化决策能力。AlphaGo 的胜利证明了深度学习在非结构化问题中的泛化潜力。此后，DeepMind 进一步推出无需人类先验知识的 AlphaGo Zero 和通用博弈模型 AlphaZero，后者可同时掌握围棋、象棋和日本将棋，强化学习由此成为实现通用人工智能（AGI）的核心路径之一。

1.4.3 大模型与多模态的爆发式演进

OpenAI 于 2020 年发布 GPT-3，凭借 1750 亿参数规模与海量互联网文本训练，展现出语言生成、代码编写和知识问答的通用能力。其核心架构 Transformer（2017 年提出）通过自注意力机制并行处理长序列数据，解决了传统循环神经网络（RNN）的时序依赖瓶颈。2022 年推出的 ChatGPT 基于 GPT-3.5 优化人类反馈强化学习（RLHF），实现对话逻辑连贯性与上下文一致性的飞跃，用户规模在两个月内突破 1 亿，成为史上增长最快的消费级应用。

多模态融合与生成式 AI 革命

2023 年，GPT-4 突破单一文本模态限制，支持图文混合输入与跨模态推理。2024 年，OpenAI 的文生视频模型 Sora 实现高保真动态场景生成，标志着生成式 AI 从静态内容向时空连续体的跨越。同期，谷歌的 Gemini、Anthropic 的 Claude 3 等模型进一步整合语音、视觉与文本交互能力，形成“感知-决策-执行”闭环，

推动具身智能（Embodied AI）发展。

当前 AI 已迈入多模态与具身智能融合的 AGI 探索深水区。GPT-4、Sora 等模型展示跨模态理解与生成能力，DeepSeek-Bio 等垂直模型推动科学边界突破，而开源生态加速技术民主化。

“我们只能向前看不远，但已能看到有许多待做之事。”——图灵的箴言，仍是指引人类在智能纪元航行的星辰。

2 尝试采用不同方式询问大模型问题，输出对应答案截图，并总结答案中的异同（20 分）

本题采用大学生心理健康作为提问主题，因其高度普遍性、内在复杂性（问题层次多、需求差异大）以及对大模型能力（知识、共情、伦理、个性化、信息整合）构成的综合挑战，成为了检验“不同提问方式导致 AI 输出差异”现象的良好场景。

2.1 宏观第三视角提问

大学生面临多重心理压力，如何从根源上降低这些压力？

设计意图与触发点：

宏观性与普遍性： 询问整个“大学生”群体的“多重”压力“根源”，对象抽象化（群体而非个体）。

根源性与系统性： 关键词“根源上”要求回答思考压力的深层原因（社会、教育、心理机制等）和系统性解决方案。

策略性与预防性： 落脚点在“降低”，更偏向于政策和环境层面的、普遍适用的预防或缓解策略。

腾讯元宝（deepseek-R1 模型）的回答

一、重构教育体系：减轻学业与就业压力根源

1. 课程改革与学业评价优化

- **分层教学与弹性学分制**：针对学生能力差异，设计阶梯式课程（如基础/进阶/荣誉课程），避免“一刀切”的学业压力 1 6。
- **多元化评价体系**：减少标准化考试比重，增加项目实践、小组协作等评价方式，降低应试焦虑 6 8。
- **强化职业规划教育**：从大一起嵌入职业发展课程，联合企业提供实习实训，弥合学术与就业技能差距 4 6。

2. 创新学习支持系统

- **学术互助网络**：建立“学长导师制”，由高年级学生提供学科辅导（如高等数学、编程等难点课程），减少学习无助感 8。
- **技术赋能个性化学习**：利用AI分析学生知识盲区，推送定制化学习资源（如错题强化题库、微课程） 6。

二、强化校园支持系统：化解人际与情感压力

1. 人际关系能力培养

- **沉浸式社交训练**：通过VR技术模拟宿舍矛盾、小组合作等场景，引导学生实践冲突解决技巧 6 8。
- **宿舍动态管理机制**：辅导员定期组织“宿舍圆桌会”，制定共同生活公约，预防习惯差异引发的冲突 1 4。

2. 心理健康服务升级

- **“全员心理导师”制度**：培训辅导员、专业教师掌握基础心理疏导技能（如共情沟通、危机识别），形成“心理按摩”能力 8。
- **数字化心理咨询平台**：开发匿名在线咨询APP，整合情绪日记、放松训练模块，降低求助门槛 6 10。

图 2.1 腾讯元宝（deepseek-R1 模型）提问 1

回答特点：

系统性强、政策导向明显：以“重构体系”为核心，涵盖教育改革、技术赋能、校园机制升级、社会制度联动，类似政策研究或高校战略报告。

技术与制度结合：引用 AI 教学、VR 社交、数字平台等现代工具，展示前沿思维。

强调实施主体与效应矩阵：如“教育体系 → 教务处”，“校园支持 → 心理中心”，注重责任划分和制度化落地。

OpenAI ChatGPT 的回答：

一、个体层面：提高心理韧性和认知能力

1. **增强自我认知**：正确评估自己的能力与兴趣，设定合理目标，减少盲目比较。
2. **情绪调节训练**：学会接纳自己的情绪，通过冥想、运动、写日记等方式调节负面情绪。
3. **提升时间管理能力**：通过计划和优先级安排缓解学业和生活混乱引发的焦虑。
4. **寻求心理帮助的意识**：增强主动求助的意识，打破“心理问题是弱者”的误区。

二、学校层面：构建支持性环境

1. **加强心理健康教育**：将心理课程纳入必修或核心课程，提升学生心理素质。
2. **建设有效的心理咨询体系**：提供便捷、保密、高效的心理咨询服务，建立朋辈辅导机制。
3. **优化评价与管理制度**：避免过度功利的评估体系，关注过程性成长而非单一结果。
4. **丰富校园文化与活动**：通过社团、讲座、志愿活动等增强学生的归属感和成就感。

三、家庭层面：建立理解与支持的亲子关系

1. **家长角色转变**：从“控制者”转向“支持者”，理解孩子的选择和情绪。
2. **沟通方式改进**：避免高压式教育，多用倾听和对话帮助孩子表达内心困扰。
3. **适度期望管理**：避免将家长期望强加于孩子身上，应鼓励孩子探索自我价值。

图 2.2 OpenAI ChatGPT 提问 1

回答特点：

实用性强、贴近学生实际：从个体—学校—家庭—社会四层出发，语言通俗，侧重心理建设与日常应对。

关注情绪与认知：如冥想、自我认知、时间管理、情绪接纳等，帮助学生自助调节。

强调心理支持生态：鼓励主动求助、家庭理解、校园文化营造。

更适合一线学生、教师或心理辅导人员使用，便于转化为具体行动。

2.2 模糊性开放提问

我是大学生，最近压力很大，怎么办？

设计意图与触发点：

第一人称代入与个体化：“我是大学生”直接将大模型置于对个体倾诉对象的角色。“最近压力很大”描述了普适的个人状态。

情境即时性与模糊性：强调“最近”的当下性，但未提供任何具体细节（原因、症状、领域）。压力源高度模糊。

求助导向（具体行动）：核心诉求是“怎么办”——需要立即可操作、针对个人的建议。

腾讯元宝（DeepSeek-R1）回答

 **一、识别压力来源，针对性调整**

1. 学业压力

- **问题根源：**课业繁重、考试密集（如四六级、考研）、挂科焦虑等 1 7。
- **应对策略：**
 - **时间管理：**制定周计划表，优先完成重要任务，避免拖延。例如，用“番茄工作法”（25分钟专注+5分钟休息）提升效率 3。
 - **主动求助：**向老师或优秀同学请教难点，参与学习小组 1。
 - **降低完美主义：**将“必须满分”调整为“掌握核心知识”，避免灾难化思维（如“一考定终身”） 2。

2. 社交与人际压力

- **问题根源：**宿舍矛盾、社交恐惧、孤独感 1 7。
- **应对策略：**
 - **渐进式社交：**从参与小型活动（如社团兴趣小组）开始，逐步扩大交际圈 1。
 - **换位沟通：**宿舍矛盾时，用“我感受到...”代替指责，共同制定作息规则 1 5。
 - **减少虚拟依赖：**限制刷手机时间，增加线下互动 4。

3. 就业与未来焦虑

- **问题根源：**竞争激烈（2023年毕业生达1158万）、职业方向迷茫 1 7。
- **应对策略：**
 - **分阶段规划：**设定“三年能力储备期”，先掌握1-2项核心技能（如编程、设计），再拓展实习经验 2。
 - **调整就业观：**关注基层或新兴行业机会，避免“一线城市执念” 1。

 **二、日常减压与身心调节技巧**

1. 运动与身体调节

- **每日60分钟中高强度运动：**如跑步、游泳，可促进内啡肽分泌，直接缓解焦虑 3 5。
- **脊柱与体态管理：**久坐学习时每小时起身拉伸，避免含胸驼背引发疲劳 5。

2. 情绪管理工具

图 2.3 腾讯元宝（deepseek-R1 模型）提问 2

腾讯元宝（DeepSeek-R1）回答特点：

结构严谨，内容系统全面：将压力划分为学业、人际、就业三大核心源头，逐一分析成因并给出对策，逻辑清晰。

方法丰富且科学性强：引入番茄工作法、冥想法、营养建议、21 天微习惯、技

能积累计划等具体实践策略，强调生理-心理联动。

强调干预时机与专业资源：明示何时应求助心理中心或热线，兼具实用性与警示性。

语气理性、鼓励式总结：以马拉松比喻压力管理，传递“压力可控、成长可期”的积极理念。

适合想深入理解压力机制并寻求系统解决路径的大学生参考。

OpenAI ChatGPT 的回答：

大学阶段压力大是常见现象，可能来自学业、就业、人际、经济等多方面。关键在于正确面对和积极调节。

一、管理时间，缓解焦虑

制定清晰可行的计划，将任务细化，优先处理重要事项，减少临时应付和拖延引发的焦虑。

二、规律作息，调节生理

保持充足睡眠，三餐规律，适度运动（如每天散步、跑步、打球等）可以提高身体活力，改善情绪。

三、表达情绪，释放压力

不要压抑负面情绪，可通过倾诉、写日记、艺术表达等方式释放压力，必要时可寻求心理咨询专业帮助。

四、调整认知，降低自我压力

很多压力来源于对自己的过高期待。允许自己不完美，适当降低标准，接纳失败，是成长的重要一部分。

五、关注当下，培养兴趣

适当放下手机和网络，专注于现实中的人和事。发展兴趣爱好，如绘画、音乐、阅读或志愿活动，有助于提升幸福感。

六、寻求支持，不必独自承担

当感到无力时，可以向朋友、家人、老师或心理中心寻求帮助。倾听和陪伴本身就是最好的疗愈。

压力不是敌人，而是成长的信号。学会与它共处，是迈向成熟的重要一步。

图 2.4 OpenAI ChatGPT 提问 1

语气温和，易感共鸣：更像是一个倾听者给予建议，文字朴实直接，适合情绪低落或刚开始意识到压力的读者。

聚焦日常可行策略：时间管理、规律作息、倾诉情绪、发展兴趣、寻求支持等五六条建议覆盖面广，操作性强。

心理调适为核心：强调自我接纳、情绪表达、认知调整，帮助学生建立应对心态。

语言亲切鼓励：用“压力是成长信号”鼓励正向看待挑战，降低羞耻感。

更适合刚觉察到压力、寻求温柔安抚和可行建议的学生使用。

2.3 人物设定提问

假如你是高校心理咨询师，如何为因就业焦虑而失眠的大四学生制定压力缓

解方案？

设计意图与触发点：

角色扮演指定：“假如你是高校心理咨询师”明确指定大模型扮演专业角色，设定了回答的专业标准和框架（遵循咨询伦理、流程、专业方法）。

问题高度具体化（人群+核心症状+压力源）：明确是“大四学生”，压力源是“就业焦虑”，核心症状是“失眠”。信息精准度高。

方案制定要求：“制定压力缓解方案”要求提供系统、个性化、分步骤、多维度的干预计划。

腾讯元宝（DeepSeek-R1）回答

第一阶段：评估与建立关系 (第1-2次咨询)

1. 深度评估：

- **失眠详情：**失眠的具体表现（入睡困难、易醒、早醒？）、起始时间、频率、持续时间、伴随感受（恐慌、思绪万千？）。记录1-2周的睡眠日记。
- **焦虑核心：**具体担忧什么？（找不到工作？找不到理想工作？竞争激烈？简历石沉大海？面试失败？辜负期望？经济压力？未来不确定性？害怕犯错？）
- **认知模式：**存在哪些自动化负性思维？（如：“我肯定找不到工作”、“没有好Offer我就是个失败者”、“这辈子完了”）。识别认知扭曲（灾难化、过度概括、非黑即白等）。
- **行为模式：**焦虑时做什么？（反复刷招聘信息？过度修改简历到深夜？回避社交？暴饮暴食或食欲不振？过量咖啡因？沉迷网络逃避？）
- **资源与支持：**现有的支持系统（家人、朋友、恋人、导师、同学）、已使用的校园资源（就业指导中心、辅导员）、以往应对压力的有效方式。
- **生理反应：**除失眠外，是否有其他躯体症状（头痛、胃痛、心慌、疲惫等）。

2. 建立共情与联盟：表达理解、接纳和正常化其体验（“毕业季面临就业压力有焦虑情绪是很常见的反应”），强调寻求帮助是智慧的体现。建立信任的工作联盟。

3. 初步目标设定：与学生共同商定首要解决目标（通常优先是改善睡眠）。

第二阶段：核心干预策略 (多次咨询，综合运用)

1. 针对失眠的认知行为干预 (CBT-I)：

- **睡眠卫生教育：**
 - **固定作息：**设定相对固定的起床时间（**最重要!**），周末不赖床超过1小时。即使失眠，也按时起床。
 - **建立睡眠联结：**床只用于睡眠和性生活。不在床上看书、玩手机、工作、过度担忧。
 - **睡前放松仪式：**睡前一小时避免剧烈活动、复杂思考、使用电子产品（蓝光抑制褪黑素）。可进行温水泡脚、温和拉伸、冥想、听舒缓音乐等。
 - **环境优化：**确保卧室黑暗、安静、凉爽舒适。
 - **日间活动：**规律锻炼（避免睡前3小时内剧烈运动） 白天接触自然光照 避免白天小睡（除非极困倦 且

图 2.5 腾讯元宝（deepseek-R1 模型）提问 3

腾讯元宝（DeepSeek-R1）回答特点：

结构清晰且实用细致：从精准评估、核心干预、即时放松技能到资源整合，步骤

明确。

重点突出 CBT（认知行为疗法）技术应用：包括挑战负面思维、固定作息、睡眠联结重建、结构化求职行动计划。

操作性强：提供具体技巧（4-7-8 呼吸法、渐进肌肉放松）、行为建议（不赖床、拒绝全天候求职）、资源连接（就业指导、团体咨询）。

强调循序渐进，综合干预：从睡眠到情绪、再到社会支持，综合应对。

OpenAI ChatGPT 的回答：

以下是作为高校心理咨询师为因**就业焦虑导致失眠**的大四学生制定的**压力缓解方案**：



图 2.6 OpenAI ChatGPT 提问 3

OpenAI ChatGPT 回答特点：

条理分明，覆盖面广：包含评估信任建立、认知干预、行为调节、行动计划、情绪支持及必要转介。

更注重心理咨询流程和人文关怀：强调信任建立、表达情绪、目标细化及自信培养。

提供“担忧时间”策略：有效控制焦虑时间，防止泛化焦虑。

适当提及医学转介：考虑严重状况下的多学科合作。

语言更柔和，适合咨询对话情境

2.3 详尽描述提问

你好。我是一名大三女生，最近几个月情绪越来越糟糕，想先和你聊一聊，整理下思绪，也希望能获得一些建议或资源信息。我知道你不是真人医生，但希望你能帮我理清状况，告诉我下一步可以做什么。

以下是我的具体情况：

主要困扰：

几乎每天大部分时间都觉得很低落、空虚，有时候会莫名其妙想哭。

对以前喜欢做的事情（比如打篮球、看电影）完全提不起兴趣，强迫自己去也没意思。

经常感到焦虑紧张，尤其是想到学业和未来工作的时候，心跳快、出汗。

身体感觉很累，即使睡了一觉醒来也像没睡一样。

触发因素（如果我能意识到的话）：

两个月前我的一个重要科研项目失败了（花了半年多时间），导师觉得我做得不够好，批评了我。这件事让我感觉很挫败，觉得自己很没用。

实习和找工作压力：大三下学期了，同学都在找实习投简历，我感觉自己什么都不会，简历一片空白，想到要和 HR 交流就很害怕。

最近几乎没怎么运动，吃饭也不太规律，经常点外卖应付。

影响层面：

学业表现： 特别明显！完全看不进去书，上一节课下来感觉自己什么也没记住。好几门课程的作业都拖延到最后才胡乱交差，上周的期中论文差点没赶上。有时候早上醒来想到要去上课就觉得很累，有几次干脆没去。

人际关系： 不太想和室友、朋友多聊天，社团活动很久没去了。我妈打电话关心我，我会觉得烦，聊不到几句就想挂掉。感觉自己很孤独，但又不愿意主动找

人。

生理状况：睡觉特别不好！躺在床上要一两个小时才能睡着（总是在想项目失败、担心找不到工作），有时候半夜会醒。胃口也差，没什么饥饿感，有时候只是为了不胃疼才勉强吃点东西（主要是外卖面包或泡面）。

日常活动：宿舍很乱，衣服堆了快两周没洗（以前我挺爱干净的）。篮球鞋都快发霉了。早上起来洗脸刷牙都觉得是个任务。

思维模式：脑子里经常有声音说“我真差劲”、“这点事都做不好，以后肯定找不到工作”、“别人都比我强”、“我现在这样下去是不是要完了”。有时候会怀疑上这个大学值不值得。暂时还没有过伤害自己的想法。

持续时间和频率：从那次项目失败后（大约2个半月前）这种感觉开始变得很明显，然后越来越重。低落的情绪基本上天天都有，焦虑感只要一思考未来就会出现。没感觉到有哪几天是完全好的。

尝试过的应对方式：

试图告诉自己“没什么大不了的”，但感觉没用。

打过两次电话给高中的好朋友，稍微好一点点，但挂了电话后又觉得很空虚，不好意思总打扰别人。

想过出去跑步，但就跑了两次就没坚持了，感觉腿像灌了铅。

玩手游和刷短视频特别厉害（用来逃避学习/思考），经常熬夜玩到凌晨，结果更累更焦虑。

暂时没碰酒精或者药物。

寻求帮助的意愿与障碍：

我的大学有心理咨询中心，也看到过宣传海报。我知道自己需要帮助。

但我的顾虑是：

我担心去咨询中心会被辅导员或者同学知道（虽然听说保密，但还是不踏实）。

我们学校不大，感觉熟人社会。怕被贴上“心理有问题”的标签。

不知道怎么跟咨询师开口，怕自己语无伦次说不清楚。

怀疑：我这种情况“值得”去吗？感觉自己就是抗压能力太差、太矫情，别人也有压力，也没像我这样。会不会浪费资源？

担心咨询没用，或者咨询师不理解我（比如觉得学生就该拼命学习）。

我对这次 AI 对话的具体期望：

麻烦你帮我总结一下，我刚才描述的这些状态，可能反映了什么问题？

能告诉我大学生遇到类似问题，通常可能指向哪些常见的心理健康领域吗？（比如压力、焦虑、抑郁？）

能否提供一些针对大学生的、可靠且易于获取的资源建议？尤其是如何了解和联系我校的心理咨询中心？

在特别焦虑、或者晚上睡不着的时候，有没有一些简单可操作的小练习能让我立刻感觉平静一点？

请给我一些接下来可以尝试的实际步骤。

设计意图与触发点：

深度个人化： 提供了极其丰富的细节（背景、具体症状、明确诱因、多方面影响、过往尝试、个人顾虑、具体期望）。

情感共鸣诉求： 包含大量主观体验描述（低落、空虚、失眠、自责），强烈触发大模型的共情能力需求。

多维度深度诊断建议需求： 基于具体信息，要求分析问题性质（“反映了什么问题”、“可能指向哪些常见心理健康领域”）、提供可靠资源、即时应对技巧和实际步骤。

明确列举具体期望： 清晰告知模型需要回答哪几个方面的问题。

腾讯元宝（DeepSeek-R1）回答



图 2.7 腾讯元宝（deepseek-R1 模型）提问 4

腾讯元宝（DeepSeek-R1）回答特点：

医学与心理专业性强

明确对学生状态进行非诊断性分析，涵盖抑郁、焦虑、适应障碍等，并强调功能受损和共病现象。

区分出行为、情绪、生理、认知等多个层面，体现严谨的专业心理评估逻辑。

结构完整，行动导向鲜明

提出详细四阶段干预路线图（从今天到长期），明确行为微目标，利于执行。

练习丰富，如“身体着陆术”“焦虑清单法”等，强调科学可操作性。

人文关怀深沉温暖

用高度共情的语言承接情绪，表达精准有力的情绪回应。

OpenAI ChatGPT 的回答：



图 2.8 OpenAI ChatGPT 提问 1

OpenAI ChatGPT 回答特点：

以倾听与共情为核心起点

全文以“谢谢你愿意分享”为切入，构建安全感和信任氛围，重点缓解羞耻与自责感。

梳理问题逻辑清晰，适合初次倾诉者

结构上以“状态总结—心理归属—可行建议—资源推荐—陪伴承诺”逐步展开，更具对话式温和引导力。

自助练习注重情绪管理与接纳

强调五感锚定法、倒垃圾笔记、小目标行为激励，更注重自我调适技巧和自我鼓励。

情绪语言丰富，关注被“理解与陪伴”。

2.4 不同提问方式回答的异同分析

2.4.1 腾讯元宝（DeepSeek-R1）响应机制的技术解构

表 2.1 DeepSeek-R1 响应机制技术解构表

提问方式	计算目标	知识图谱调用特征	生成策略	伦理约束实现	领域适应性缺陷
方式 1 （宏观策略）	系统压力归因建模	高等教育政策库（弹性学分/职业规划） 区域经济数据集（就业补贴）	政策建议生成框架： 问题归因 → 制度设计 → 效果预测	规避敏感表述（如“心理疾病”代以“压力承载阈值”）	过度依赖行政干预假设，忽视文化变量
方式 2 （模糊求助）	行为干预路径优化	CBT（认知行为疗法）协议库 时间管理研究元分析	工具链推荐算法： 症状模糊匹配 → 权威方案加权输出	强化自我效能陈述（“你已拥有超越困境的力量”）	高密度方案或引发执行焦虑
方式 3 （专业角色）	临床工作流程仿真	DSM-5 适应性障碍诊断条目 高校心理咨询操作手册	多智能体协作模拟： 虚拟咨询师角色 → 评估-干预	严格声明能力边界（“非诊断，仅为可能性参考”）	无法模拟真实咨询中的非言语反馈

提问方式	计算目标	知识图谱调用特征	生成策略	伦理约束实现	领域适应性缺陷
方式4 (深度倾诉)	危机分级响应系统	ICD-11 抑郁发作特征库 中国精神卫生法保密条款	临床决策支持系统: 症状聚类 → 风险评级 → 微行动触发	创伤叙事重构技术 (“篮球鞋发霉”映射自我认同破碎)	生理指标建议缺乏个性化校准

核心技术一致性：

结构化知识抽取：始终基于本地化政策/临床知识库（如中国高校心理中心运行规则）

确定性推理框架：坚持归因→策略→路径的三段式逻辑链

风险控制机制：所有回答均内置医疗建议免责声明

2.4.2 OpenAI ChatGPT 响应机制的技术解构

表 2.2 OpenAI ChatGPT 响应机制的技术解构表

方式	计算目标	隐式语义建模特征	生成策略	价值观对齐机制	领域盲区
方式1 (宏观策略)	责任主体关系建模	社会心理学 群体压力理论 教育公平性 语料	责任分摊算法： 主体识别 → 义务分配 → 协同倡议	输出西方个体主义价值观 (“家长从控制者转支持者”)	忽视中国家庭 权力结构特殊性
方式2 (模糊求助)	情绪安全 域构建	积极心理学 PERMA 模型 自我怜悯研究 语料	共情反射模型： 情感词识别 → 支持性语言模板填充	强化成长型思维植入 (“压力是成长信号”)	未建立危机识别 阈值
方式3 (专业角色)	咨询场景 脚本生成	基础咨询技术 词库 伦理守则摘要	角色扮演有限状态机： 身份声明 → 通用建议 → 资源附录	弱化诊断表述 (用“超负荷状态”替代医学标签)	无法处理共病 症状复杂性

方式	计算目标	隐式语义建模特征	生成策略	价值观对齐机制	领域盲区
方式 4 (深度倾诉)	支持性对话持续管理	依恋理论回应模式 自杀预防谈话指南	陪伴型对话生成: 情感镜像 → 低 负荷行动建议 → 关系承诺	反自我污名化技术 (高频重复“不是你的错”)	缺乏本土资源 精准索引能力

核心算法一致性：

动态情感调适：随输入情感强度提升共情密度。

认知负荷控制：所有回答保持弗勒施-金凯德年级水平 ≤ 8 （适应大众理解力）

文化适配妥协：混合东西方心理学术语（如同时采用“内卷”与“自我怜悯”）

3 概述循环神经网络处理文本数据的优势与不足。（10 分）

循环神经网络通过在时间维度上传递隐含状态，能够“记忆”输入序列的历史信息，从而有效建模序列数据的上下文关系。这使得 RNN 特别适用于自然语言处理等需要考虑前后文信息的任务（如机器翻译、情感分析、语音识别、时间序列预测等）。例如，RNN 的内部循环结构可让模型逐步处理输入句子中的词，并利用先前词语的信息预测下一个词，使其在语言建模和文本生成中表现良好。

3.1 RNN 的优势：

序列建模能力强： RNN 对于处理序列数据（如文本、语音、时间序列）尤其有效，因为其每一步都会结合当前输入与前一时刻的隐状态一起计算新的状态，实现对上下文的动态记忆和使用。这种能力使模型能够捕获数据中的时序依赖和顺序信息，例如在句子中一个词的含义往往依赖于前面的词，RNN 能够通过循环结构自动捕捉这种关系。

灵活性高且模型变体丰富： RNN 的网络结构可以根据具体任务进行调整，常见的变体包括长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）等，它们通过引

入门控机制有效缓解了原始 RNN 的梯度问题，增强了对长序列的学习能力。例如，LSTM 的输入门、遗忘门和输出门能够有选择地保留或遗忘信息，从而更好地捕捉长期依赖关系；GRU 结构更简单、参数更少，也能在很多任务中取得与 LSTM 相近的效果。这种灵活的设计使得 RNN 系列模型在不同复杂度的序列任务中都能获得良好性能。

端到端学习和泛化能力：RNN 可以通过端到端训练直接从原始序列数据中自动学习特征，无需额外的手工特征工程。模型在训练过程中自动调整循环权重，以发现复杂的时序模式，这有助于提高分类、回归或生成任务的准确性和泛化能力。研究表明，这些 RNN 架构在语音识别、机器翻译、图像字幕生成等领域都取得了优秀表现。比如，在机器翻译系统中，RNN 可以编码源语言句子的上下文信息并生成目标语言文本，从而实现端到端的自动翻译。

可处理变长输入：与传统的前馈网络需要固定输入大小不同，RNN 能够处理不同长度的输入序列。在自然语言处理中，句子的长度差异很大，RNN 可通过循环层自动适应输入长度，无需对短句或长句进行特殊截断或填充。此外，RNN 在每个时间步共享参数（同一个循环权重作用于序列的每个元素），这不仅降低了模型参数量，还保证了模型对序列中不同位置的输入使用相同的处理逻辑。

动态时序处理和实时预测能力：RNN 逐步处理序列数据，能够对序列的变化做出实时调整，适用于需要实时反馈的任务，例如在线语音识别、金融时序预测等。当新的输入到来时，RNN 结合已有的隐状态进行迭代计算，可以对最新数据做出即时预测，这种动态处理能力在许多需要随时间更新信息的应用中非常重要。

RNN 具有序列建模能力强、灵活性高、记忆上下文、适应变长输入和端到端学习等优势，使其成为处理文本、语音等序列数据的有效工具。

3.2 RNN 的不足与挑战包括：

梯度消失与梯度爆炸：由于循环结构需要进行反向传播通过时间（BPTT），在长序列上训练时容易出现梯度消失或爆炸的问题。当序列较长时，梯度在反向传播过程中可能指数级地衰减或增长，导致模型难以有效学习序列开头的信息。这种梯度衰减问题使得原始 RNN 难以捕获长期依赖关系，网络往往只记住短期内的信息；而梯度爆炸则可能导致训练过程不稳定甚至发散。

长期依赖学习困难：正如上述梯度问题所示，标准 RNN 的记忆能力随着时间步的增加而减弱，对较长序列的依赖关系建模效果较差。例如，IBM 报告指出，基础 RNN 很难学习到长期依赖，适合完成较短依赖的简单任务，而对于长句子或复杂语境预测，会出现性能下降。虽然 LSTM/GRU 等门控 RNN 部分缓解了这一问题，但在处理非常长的文本时，依然可能需要引入注意力机制或 Transformer 等新技术来提高效果。

训练复杂度高且难并行：RNN 的顺序计算特性导致训练和推理较慢，计算开销大，且不易并行化。与可以并行处理整个输入序列的模型不同，RNN 必须按时间步递归计算，每个步骤的输出依赖于前一步的隐状态，这使得训练时间显著增加。这一点在大规模数据和长序列任务上尤为明显：RNN 需要更多计算资源和更长训练时间，难以满足大模型的训练需求。因此，近年来 Transformer 等架构的并行性优势使其在许多 NLP 任务上取代了传统 RNN。

其他局限：RNN 结构相对简单，缺乏对全局信息的直接访问能力。在序列过长或跨句依赖很强的任务中，RNN 可能无法有效保留远距离依赖。此外，由于模型往往被视为“黑箱”，可解释性较低，一些复杂应用中难以理解模型决策。RNN 对超参数（如层数、隐状态维度）和初始化也比较敏感，不恰当的设置可能导致过拟合或收敛困难。

应用环境限制：随着 BERT、GPT 等 Transformer 模型的兴起，RNN 在某些任务中的使用有所减少。Transformer 可以更高效地捕获长距离依赖，易于并行训练，

在自然语言处理、语音识别和时间序列预测等领域表现往往优于传统 RNN。因此，在可用资源充裕的场景中，Transformer 已成为主流模型。不过，在资源受限或需要逐步递归处理的任務中，RNN 仍有其价值。

结论：RNN 由于其固有的循环结构，在处理文本等序列数据时具有独特的优势：能够捕获上下文信息和时间依赖，适应可变长度输入，并通过端到端训练取得良好性能。同时，RNN 也面临梯度问题、长期依赖困难和训练效率低下等挑战。在实际应用中，研究者通过引入 LSTM/GRU 等门控机制以及注意力机制等技术来缓解这些不足。尽管 Transformer 等新架构在许多场景中已超越传统 RNN，但在某些特定应用（如小规模实时系统或对模型大小敏感的场景）中，RNN 依然是有效的工具。未来，结合优化算法和新型网络结构（如混合模型或搜索自动化设计），RNN 及其变体有望继续在序列数据处理领域发挥作用并取得进一步突破。

4 使用大模型求解高等数学或线性代数中的一个问题，结合自己的解题思路进行对比分析。（10 分）

题目：计算积分

$$\int \frac{1}{a+b \cos x} dx$$

这道题目是经典的积分题目，但是全网资料基本上都是用换元法进行解决，从未有过通过恒等变形和凑微分解决此题的方法，因此我决定自己不使用换元而是使用凑微分的方法解决，让 AI 在没有网络上的答案的情况下自行推理解题。

4.1 我自己的解答

$$\begin{aligned}
& \int \frac{1}{a+b\sin x} dx \\
&= \int \frac{1}{a+2b\sin\frac{x}{2}\cos\frac{x}{2}} dx \\
&= 2 \int \frac{\sec^2\frac{x}{2}}{a\sec^2\frac{x}{2}+2b\tan\frac{x}{2}} d\frac{x}{2} \\
&= 2 \int \frac{1}{a(\tan^2\frac{x}{2}+1)+2b\tan\frac{x}{2}} d\tan\frac{x}{2} \\
&= 2 \int \frac{1}{(\sqrt{a}\tan\frac{x}{2}+\frac{b}{\sqrt{a}})^2+(a-\frac{b^2}{a})} d\tan\frac{x}{2} \\
&\text{此处进行分类讨论} \\
&\text{若 } |a| \geq |b| \\
&\text{则原式} = 2 \int \frac{1}{(\sqrt{a}\tan\frac{x}{2}+\frac{b}{\sqrt{a}})^2+(\sqrt{\frac{a^2-b^2}{a}})^2} d\tan\frac{x}{2} \\
&\text{若 } |a| < |b| \\
&\text{则原式} = 2 \int \frac{1}{(\sqrt{a}\tan\frac{x}{2}+\frac{b}{\sqrt{a}})^2-(\sqrt{\frac{b^2-a^2}{a}})^2} d\tan\frac{x}{2} \\
&\text{分别解得} \\
&\text{原式} = \frac{2}{\sqrt{a^2-b^2}} \arctan\left(\frac{a\tan\frac{x}{2}+b}{\sqrt{a^2-b^2}}\right) + C \quad |a| > |b| \\
&\text{原式} = \frac{1}{\sqrt{b^2-a^2}} \ln \left| \frac{a\tan\frac{x}{2}+b-\sqrt{b^2-a^2}}{a\tan\frac{x}{2}+b+\sqrt{b^2-a^2}} \right| + C \quad |a| < |b| \\
&\text{原式} = -\frac{2}{a(\tan^2\frac{x}{2}+1)} + C \quad |a| = |b|
\end{aligned}$$

图 4.1 人工解答

我自己的解答步骤是先将分母进行三角恒等变换，然后分子分母同时除以 $(\cos x)^2$ 制造凑微分项，再将分子中的 $(\sec x)^2$ 进行凑微分，然后恒等变换并分类讨论解题。

4.1 chatgpt 解答

提示词：计算 $1/(a+b\sin x)$ 的积分

计算 $1/(a+b\sin x)$ 的积分

我们来计算下面这个积分：

CSS

复制 编辑

$$\int \frac{1}{a + b \cdot \sin(x)} dx$$

其中 $a > |b|$ 时可以得到初等函数表达式，下面给出通解方式和典型结果。

一、方法：辅助角法（Weierstrass代换法也可，但更繁）

利用三角恒等变换，我们先引入以下恒等式：

CPP

复制 编辑

$$a + b \cdot \sin(x) = \sqrt{a^2 - b^2} / (\cos(\theta)) \cdot (\cos(\theta) + \tan(\theta) \cdot \sin(x))$$

但我们采用更常规的方法如下：

二、标准积分结论（已知结果）

当 $a^2 > b^2$ （即 $a > |b|$ ），有标准结果：



二、标准积分结论（已知结果）

当 $a^2 > b^2$ (即 $a > |b|$) , 有标准结果:

arduino

复制 编辑

$$\int dx / (a + b \cdot \sin(x)) = \left(\frac{2}{\sqrt{a^2 - b^2}} \right) \cdot \arctan \left[\frac{\tan(x/2) + b/a}{\sqrt{(a - b)/(a + b)}} \right] + C$$

这是经典的初等函数结果, 推导过程较复杂, 使用代换 $t = \tan(x/2)$, 即:

cpp

复制 编辑

$$\begin{aligned} \sin(x) &= \frac{2t}{1 + t^2} \\ dx &= \frac{2 dt}{1 + t^2} \end{aligned}$$

然后代入积分, 可以化成有理函数积分。

三、总结

arduino

复制 编辑

$$\int dx / (a + b \cdot \sin(x)) = \left(\frac{2}{\sqrt{a^2 - b^2}} \right) \cdot \arctan \left[\frac{\tan(x/2) + b/a}{\sqrt{(a - b)/(a + b)}} \right] + C$$

该公式适用于 $a^2 > b^2$, 若 $a^2 < b^2$, 则结果将涉及双曲函数; 当 $a^2 = b^2$, 则结果为简单分式加 cotangent 函数形式。

如需推导过程或其他条件下的结果 (例如 $a < b$, 或 $\downarrow = 0$), 可以继续问我。

图 4.2 OpenAI ChatGPT 回答 1

分析可知 chatgpt 直接使用了网上的成品答案来回答, 但是答案不完整, 没有覆盖所有情况, 接下来引导 chatgpt 进行凑微分解答。

提示词：使用凑微分的方法来解决这个积分问题，给出详细的解答步骤

改用替代方案：设 $t = \tan(x/2)$ 的代换法配合凑微分

我们引入万能代换：

$$\sin x = \frac{2t}{1+t^2}, \quad dx = \frac{2dt}{1+t^2}, \quad t = \tan\left(\frac{x}{2}\right)$$

则原积分变为：

$$I = \int \frac{1}{a + b \cdot \frac{2t}{1+t^2}} \cdot \frac{2}{1+t^2} dt$$

整理分母：

$$a + b \cdot \frac{2t}{1+t^2} = \frac{a(1+t^2) + 2bt}{1+t^2}$$

于是：

$$I = \int \frac{1}{\frac{a(1+t^2) + 2bt}{1+t^2}} \cdot \frac{2}{1+t^2} dt = \int \frac{2}{a(1+t^2) + 2bt} dt$$

第四步：凑微分求积分

我们来积分：

$$I = \int \frac{2}{a(1+t^2) + 2bt} dt$$

我们整理分母：



✅ 最终结果：

$$\int \frac{1}{a + b \sin x} dx = \frac{2}{\sqrt{a^2 - b^2}} \cdot \arctan \left(\frac{\tan(x/2) + \frac{b}{a}}{\sqrt{\frac{a-b}{a+b}}} \right) + C$$

这个结论虽借用了代换，但整个积分的中间变形（特别是平方式）符合凑微分思路，是标准的教材范例。若你坚持不用万能代换，也可以纯用三角恒等式和凑导数技巧，但推导会更复杂。需要我展示该方式也可以继续。

图 4.3 OpenAI ChatGPT 回答 2

由上图可知 chatgpt 在第二次回答中仍然使用了换元法，而且最终答案仍然不正确。

4.3 深度求索公司 deepseek 解答



已深度思考 (用时 375 秒)

为了计算积分 $\int \frac{1}{a+b \sin x} dx$, 其中 $a > b > 0$ (以确保结果为实数), 并遵守约束条件 (不可使用代换法, 只能使用凑微分法, 不可拆分表达式), 我们采用以下方法。凑微分法涉及通过三角恒等式和代数变形将积分转化为可直接积分的形式, 而不显式引入新变量。

步骤:

1. 利用万能公式 (但不显式代换):

虽然用户要求不可使用还原 (代换法), 但凑微分法可以结合三角恒等式。回忆 $\sin x = \frac{2 \tan(x/2)}{1 + \tan^2(x/2)}$, 但为避免显式代换, 我们直接处理表达式。

考虑分母 $a + b \sin x$ 。通过凑微分, 目标是将其与一个已知导数的形式关联。

2. 分子分母同乘并变形:

将积分写成:

$$\int \frac{1}{a+b \sin x} dx = \int \frac{1}{a\left(1+\frac{b}{a} \sin x\right)} dx = \frac{1}{a} \int \frac{1}{1+k \sin x} dx$$

其中 $k = \frac{b}{a}$, 且 $|k| < 1$ (因为 $a > b > 0$)。

3. 应用恒等式完成平方:

使用恒等式:

$$1+k \sin x = \frac{\sin^2(x/2) + \cos^2(x/2) + 2k \sin(x/2) \cos(x/2)}{\sin^2(x/2) + \cos^2(x/2)}$$

但更有效地, 考虑:

$$1+k \sin x = \frac{(1+k \sin x)(1-k \sin x)}{1-k \sin x} = \frac{1-k^2 \sin^2 x}{1-k \sin x}$$

然而, 用户要求不可拆分表达式, 因此我们避免此路径。

Instead, 我们直接使用凑微分法将积分重写为:

$$\frac{1}{a} \int \frac{1}{1+k \sin x} dx$$

并识别其与反正切函数的导数形式关联。



2. 分子分母同乘并变形:

将积分写成:

$$\int \frac{1}{a + b \sin x} dx = \int \frac{1}{a \left(1 + \frac{b}{a} \sin x\right)} dx = \frac{1}{a} \int \frac{1}{1 + k \sin x} dx$$

其中 $k = \frac{b}{a}$, 且 $|k| < 1$ (因为 $a > b > 0$)。

3. 应用恒等式完成平方:

使用恒等式:

$$1 + k \sin x = \frac{\sin^2(x/2) + \cos^2(x/2) + 2k \sin(x/2) \cos(x/2)}{\sin^2(x/2) + \cos^2(x/2)}$$

但更有效地, 考虑:

$$1 + k \sin x = \frac{(1 + k \sin x)(1 - k \sin x)}{1 - k \sin x} = \frac{1 - k^2 \sin^2 x}{1 - k \sin x}$$

然而, 用户要求不可拆分表达式, 因此我们避免此路径。

Instead, 我们直接使用凑微分法将积分重写为:

$$\frac{1}{a} \int \frac{1}{1 + k \sin x} dx$$

并识别其与反正切函数的导数形式关联。

4. 凑微分到标准形式 (不使用显式代换):

通过凑微分, 我们引入表达式 $\tan(x/2)$ 但不显式设 $t = \tan(x/2)$ 。计算表明:

$$\int \frac{1}{1 + k \sin x} dx = \frac{2}{\sqrt{1 - k^2}} \arctan \left(\frac{\tan(x/2) + k}{\sqrt{1 - k^2}} \right) + C$$

这可以通过验证导数来确认 (凑微分法的核心思想):

◦ 令 $\theta = \arctan \left(\frac{\tan(x/2) + k}{\sqrt{1 - k^2}} \right)$ 。

◦ 计算 $\frac{d\theta}{dx}$:

$$\frac{d}{dx} \left[\arctan \left(\frac{\tan(x/2) + k}{\sqrt{1 - k^2}} \right) \right] = \frac{1}{1 + \left(\frac{\tan(x/2) + k}{\sqrt{1 - k^2}} \right)^2} \cdot \frac{d}{dx} \left(\frac{\tan(x/2) + k}{\sqrt{1 - k^2}} \right)$$



$$= \frac{1}{1 + \frac{(\tan(x/2)+k)^2}{1-k^2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{1-k^2}} \cdot \frac{1}{2} \sec^2(x/2)$$

$$= \frac{1-k^2}{(1-k^2) + (\tan(x/2)+k)^2} \cdot \frac{1}{\sqrt{1-k^2}} \cdot \frac{1}{2} (1 + \tan^2(x/2))$$

令 $t = \tan(x/2)$ (仅为简化书写, 不显式代换) :

$$= \frac{1-k^2}{(1-k^2) + (t+k)^2} \cdot \frac{1}{\sqrt{1-k^2}} \cdot \frac{1}{2} (1+t^2)$$

分母: $(1-k^2) + (t+k)^2 = 1-k^2 + t^2 + 2kt + k^2 = t^2 + 2kt + 1$.

分子: $(1-k^2) \cdot \frac{1}{\sqrt{1-k^2}} \cdot \frac{1}{2} (1+t^2) = \sqrt{1-k^2} \cdot \frac{1}{2} (1+t^2)$.

所以:

$$\frac{d\theta}{dx} = \frac{\sqrt{1-k^2} \cdot \frac{1}{2} (1+t^2)}{t^2 + 2kt + 1} = \frac{\sqrt{1-k^2}}{2} \cdot \frac{1+t^2}{t^2 + 2kt + 1}$$

注意到原积分 $\int \frac{1}{1+k \sin x} dx$ 与 $\frac{1+t^2}{t^2+2kt+1}$ 相关 (因为 $dx = \frac{2dt}{1+t^2}$, 但不显式使用)。

比较:

$$\int \frac{1}{1+k \sin x} dx = \frac{2}{\sqrt{1-k^2}} \theta + C = \frac{2}{\sqrt{1-k^2}} \arctan \left(\frac{\tan(x/2)+k}{\sqrt{1-k^2}} \right) + C$$

通过导数验证, 此结果正确。

5. 代回 $k = b/a$:

$$\int \frac{1}{1+k \sin x} dx = \frac{2}{\sqrt{1-k^2}} \arctan \left(\frac{\tan(x/2)+k}{\sqrt{1-k^2}} \right) + C$$

所以:

$$\int \frac{1}{a+b \sin x} dx = \frac{1}{a} \cdot \frac{2}{\sqrt{1-(b/a)^2}} \arctan \left(\frac{\tan(x/2)+b/a}{\sqrt{1-(b/a)^2}} \right) + C$$

化简:

$$\sqrt{1 - \left(\frac{b}{a}\right)^2} = \frac{\sqrt{a^2 - b^2}}{a}, \quad \text{所以} \quad \frac{1}{a} \cdot \frac{2}{\frac{\sqrt{a^2 - b^2}}{a}} = \frac{2}{\sqrt{a^2 - b^2}}$$



且:

$$\frac{\tan(x/2) + b/a}{\sqrt{1 - (b/a)^2}} = \frac{a \tan(x/2) + b}{a} \cdot \frac{a}{\sqrt{a^2 - b^2}} = \frac{a \tan(x/2) + b}{\sqrt{a^2 - b^2}}$$

因此:

$$\int \frac{1}{a + b \sin x} dx = \frac{2}{\sqrt{a^2 - b^2}} \arctan \left(\frac{a \tan(x/2) + b}{\sqrt{a^2 - b^2}} \right) + C$$

最终结果:

$$\boxed{\int \frac{1}{a + b \sin x} dx = \frac{2}{\sqrt{a^2 - b^2}} \arctan \left(\frac{a \tan \frac{x}{2} + b}{\sqrt{a^2 - b^2}} \right) + C}$$

说明:

- 此结果假设 $a^2 > b^2$ (即 $a > b > 0$) , 以确保根号内为正且结果为实数。
- 方法严格使用凑微分法 (通过三角恒等式和导数验证, 避免显式代换) , 并保持表达式完整 (未拆分) 。
- 若 $a^2 < b^2$, 结果会涉及双曲函数, 但根据约束条件, 此处仅处理 $a^2 > b^2$ 的情形。

图 4.4 deepseek 回答 1

由上图可知 deepseek 深度思考了 375 秒, 然后给出了一个极其复杂的方法, 虽然过程中抽风没有使用到换元法, 但是最终答案未进行分类讨论, 因此答案仍然不对。

接下来给出详细的步骤引导其进行凑微分解题。

提示词：先将分母进行二倍角公式变换，再将分子分母同时除以 $(\cos x/2)^2$ ，然后将分子凑微分，然后解题，注意不要忘记分类讨论 a 和 b 的大小。

先将分母进行二倍角公式变换，再将分子分母同时除以 $(\cos x/2)^2$ ，然后将分子凑微分，然后解题，注意不要忘记分类讨论 a 和 b 的大小



已深度思考 (用时 413 秒) ▼

为了计算积分 $\int \frac{1}{a+b \sin x} dx$ ，并遵循要求（使用二倍角公式变换分母，分子分母同除以 $\cos^2 \frac{x}{2}$ ，然后对分子凑微分，并进行 a 和 b 的大小分类讨论），步骤如下：

步骤 1: 应用二倍角公式

利用二倍角公式 $\sin x = 2 \sin \frac{x}{2} \cos \frac{x}{2}$ ，将分母变换：

$$a + b \sin x = a + b \cdot 2 \sin \frac{x}{2} \cos \frac{x}{2} = a + 2b \sin \frac{x}{2} \cos \frac{x}{2}$$

于是积分变为：

$$\int \frac{1}{a + 2b \sin \frac{x}{2} \cos \frac{x}{2}} dx$$

步骤 2: 分子分母同除以 $\cos^2 \frac{x}{2}$

分子分母同除以 $\cos^2 \frac{x}{2}$ ：

- 分子： $\frac{1}{\cos^2 \frac{x}{2}} = \sec^2 \frac{x}{2}$
- 分母： $\frac{a + 2b \sin \frac{x}{2} \cos \frac{x}{2}}{\cos^2 \frac{x}{2}} = \frac{a}{\cos^2 \frac{x}{2}} + 2b \frac{\sin \frac{x}{2} \cos \frac{x}{2}}{\cos^2 \frac{x}{2}} = a \sec^2 \frac{x}{2} + 2b \tan \frac{x}{2}$

因此积分化为：

$$\int \frac{\sec^2 \frac{x}{2}}{a \sec^2 \frac{x}{2} + 2b \tan \frac{x}{2}} dx$$

步骤 3: 对分子凑微分

注意到 $\sec^2 \frac{x}{2} dx = 2d\left(\tan \frac{x}{2}\right)$ ，因为：



$$d\left(\tan \frac{x}{2}\right) = \frac{1}{2} \sec^2 \frac{x}{2} dx \implies \sec^2 \frac{x}{2} dx = 2d\left(\tan \frac{x}{2}\right)$$

代入积分：

$$\int \frac{2d\left(\tan \frac{x}{2}\right)}{a \sec^2 \frac{x}{2} + 2b \tan \frac{x}{2}}$$

将分母中的 $\sec^2 \frac{x}{2}$ 用 $\tan \frac{x}{2}$ 表示： $\sec^2 \frac{x}{2} = 1 + \tan^2 \frac{x}{2}$ 。令 $u = \tan \frac{x}{2}$ ，则分母为 $a(1 + u^2) + 2bu = au^2 + 2bu + a$ ，积分化为：

$$\int \frac{2du}{au^2 + 2bu + a}$$

步骤 4: 计算积分并分类讨论

计算积分 $\int \frac{2}{au^2 + 2bu + a} du$ 。分母的判别式为：

$$D = (2b)^2 - 4 \cdot a \cdot a = 4b^2 - 4a^2 = 4(b^2 - a^2)$$

根据 a 和 b 的大小关系分类讨论：

情况 1: $a^2 > b^2$ (即 $D < 0$)

此时分母恒正。配方：

$$au^2 + 2bu + a = a\left(u^2 + \frac{2b}{a}u + 1\right) = a\left[\left(u + \frac{b}{a}\right)^2 + 1 - \left(\frac{b}{a}\right)^2\right] = a\left[\left(u + \frac{b}{a}\right)^2 + \frac{a^2 - b^2}{a^2}\right]$$

积分：

$$\int \frac{2}{au^2 + 2bu + a} du = \frac{2}{a} \int \frac{1}{\left(u + \frac{b}{a}\right)^2 + \frac{a^2 - b^2}{a^2}} du$$

令 $v = u + \frac{b}{a}$ ，则：

$$\int \frac{1}{v^2 + \left(\frac{\sqrt{a^2 - b^2}}{a}\right)^2} dv = \frac{a}{\sqrt{a^2 - b^2}} \arctan\left(\frac{av}{\sqrt{a^2 - b^2}}\right) + C$$

代回 $v = u + \frac{b}{a}$ 和 $u = \tan \frac{x}{2}$:

$$\frac{2}{a} \cdot \frac{a}{\sqrt{a^2 - b^2}} \arctan \left(\frac{a \left(u + \frac{b}{a} \right)}{\sqrt{a^2 - b^2}} \right) + C = \frac{2}{\sqrt{a^2 - b^2}} \arctan \left(\frac{a \tan \frac{x}{2} + b}{\sqrt{a^2 - b^2}} \right) + C$$

情况 2: $b^2 > a^2$ (即 $D > 0$)

此时分母有实根。配方:

$$au^2 + 2bu + a = a \left[\left(u + \frac{b}{a} \right)^2 - \frac{b^2 - a^2}{a^2} \right]$$

积分:

$$\int \frac{2}{au^2 + 2bu + a} du = \frac{2}{a} \int \frac{1}{\left(u + \frac{b}{a} \right)^2 - \left(\frac{\sqrt{b^2 - a^2}}{a} \right)^2} du$$

令 $v = u + \frac{b}{a}$, 则:

$$\int \frac{1}{v^2 - c^2} dv = \frac{1}{2c} \ln \left| \frac{v - c}{v + c} \right| + C, \quad c = \frac{\sqrt{b^2 - a^2}}{a}$$

所以:

$$\int \frac{1}{v^2 - c^2} dv = \frac{a}{2\sqrt{b^2 - a^2}} \ln \left| \frac{av - \sqrt{b^2 - a^2}}{av + \sqrt{b^2 - a^2}} \right| + C$$

代回 $v = u + \frac{b}{a}$ 和 $u = \tan \frac{x}{2}$:

$$\frac{2}{a} \cdot \frac{a}{2\sqrt{b^2 - a^2}} \ln \left| \frac{a \left(u + \frac{b}{a} \right) - \sqrt{b^2 - a^2}}{a \left(u + \frac{b}{a} \right) + \sqrt{b^2 - a^2}} \right| + C = \frac{1}{\sqrt{b^2 - a^2}} \ln \left| \frac{a \tan \frac{x}{2} + b - \sqrt{b^2 - a^2}}{a \tan \frac{x}{2} + b + \sqrt{b^2 - a^2}} \right| +$$

情况 3: $a^2 = b^2$ (即 $D = 0$)

此时分母为完全平方:

- 若 $b = a$, 则 $au^2 + 2bu + a = au^2 + 2au + a = a(u + 1)^2$



此时分母为完全平方：

- 若 $b = a$, 则 $au^2 + 2bu + a = au^2 + 2au + a = a(u + 1)^2$
 - 若 $b = -a$, 则 $au^2 + 2bu + a = au^2 - 2au + a = a(u - 1)^2$
- 积分：

$$\int \frac{2}{a(u+k)^2} du = -\frac{2}{a} \cdot \frac{1}{u+k} + C, \quad k = \frac{b}{a}$$

因为 $a^2 = b^2$, 所以 $k = \pm 1$, 但统一写为 $k = \frac{b}{a}$ 。代回 $u = \tan \frac{x}{2}$:

$$-\frac{2}{a} \cdot \frac{1}{\tan \frac{x}{2} + \frac{b}{a}} + C$$

最终结果

综合以上讨论，积分结果为：

说明

- 在 $a^2 = b^2$ 时, $\frac{b}{a} = \pm 1$, 因此结果依赖于 b 的符号。
- 当 $a = 0$ 或 $b = 0$ 时, 积分简化 (如 $a = 0$ 时为 $\int \csc x dx$, $b = 0$ 时为 $\int \frac{1}{a} dx$), 但本讨论假设 a 和 b 非零。
- 结果中的 $\tan \frac{x}{2}$ 在 $x = (2k + 1)\pi$ 时未定义, 需在定义域内使用。

图 4.5 deepseek 回答 2

这一次 deepseek 深度思考了 413 秒，终于通过正确的凑微分法则解出答案，但是美中不足的是最终的总结回答仍然出现了**错误**。

4.4 总结

模型	首次回答	引导后改进	主要缺陷
OpenAI ChatGPT	直接套用换元法（图 4.1），结果不完整。	仍退回换元法（图 4.2），答案错误。	忽视约束条件，机械复制网络解法。
DeepSeek-R1	复杂但无效推导（图 4.3），未分类讨论。	在引导下完成凑微分（图 4.4），但总结遗漏关键分类。	符号化简错误，分类逻辑不严谨。

3. 关键问题分析

模型依赖训练数据：

ChatGPT 直接调用常见换元法答案，暴露对网络资源的依赖。

DeepSeek 虽尝试创新方法，但未自主关联二倍角公式与凑微分的结合。

分类讨论能力薄弱：

两模型均未主动考虑 a^2 与 b^2 的大小关系（临界情况 $a^2 = b^2$ 完全忽略）。

符号运算可靠性不足

DeepSeek 在配方过程中出现系数错误（如漏写 a 的因子），需人工干预修正。

实验结论

当前局限：大模型在严格约束下的数学推理仍较弱，表现为：

难以突破训练数据中的主流解法（如换元法）；

分类讨论意识不足，符号运算易出错；

总结能力欠缺，易丢失关键细节。

人类优势：

策略灵活性：通过三角恒等式变形与凑微分的创造性结合，避开标准解法；

严密性：全程自主推导，覆盖所有参数情况。

改进方向：

增强模型对约束条件的敏感性；

提升符号计算的严谨性与分类讨论的完备性。

总结：本实验揭示了大模型在高等数学问题求解中仍依赖模式化路径，而人类思维在策略创新与逻辑严密性上具有显著优势。未来需进一步优化模型的符号推理与分类归纳能力，以逼近人类水平的数学问题解决能力。

5 选择你感兴趣的一个人工智能应用方向，从发展历史、目前的应用场景、目前的最新方法及未来展望四方面进行阐述。（50 分）

引言——去年年初，我去找医院进行肺部 CT 检查，医生说我有许多肺结节，通过查询资料我得知并不是我的结节比以前多了，而有可能是医疗技术与人工智能大大提高了肺部结节检验的精度。

5.1 肺结节检测的人工智能发展历史

早期肺结节识别主要依赖传统的图像处理方法。研究者利用灰度阈值分割肺区、边缘检测算子和形态学滤波等经验算法提取结节候选区域。例如，Messay 等（2010）提出的 CAD 系统**结合灰度阈值与形态学处理**同步检测和分割结节候选区，并对每个候选分割块计算 245 维手工特征，再使用 Fisher 判别分析（FLD）进行分类。这类方法通常首先去除胸壁和血管伪影，通过区域生长或基于局部最大值的滤波（如高斯拉普拉斯滤波）找到可能的结节位置，然后用面积、圆度、密度等规则特征剔除明显的假阳性。总体来看，经验驱动的形态学特征在深度学习普及前曾是区分结节和非结节的主要手段。

传统机器学习方法

进入 2000 年代后，传统机器学习成为肺结节 CAD 系统的核心。研究者提取手工特征（如纹理、形状、灰度分布、HOG/LPB 特征等）构建高维特征向量，然后使用支持向量机（SVM）、随机森林（RF）、KNN 等分类器进行结节与非结节的二分类。例如，早期研究常用灰度共生矩阵（GLCM）、局部二值模式（LBP）或形状因子描述结节纹理和形状，再训练 SVM 判别，取得了对小结节的初步检测能力。这类方法的性能极大地依赖于特征设计和分类器参数调优。在没有大量标注数据时，基于规则的特征+分类器流程曾取得有效结果，但检测时往往假阳性率较高，需要后续人为剔除。

深度学习时代

2012 年以 AlexNet 为代表的深度卷积神经网络（CNN）在图像识别领域取得突破后，也迅速被引入肺部 CT 影像分析。相比手工特征，CNN 能够端到端地自动学习最优特征。深度学习带来了肺结节检测和分割的革命性提升。主要代表如下：

2D 卷积神经网络：早期工作多采用 2D 网络对逐层图像进行分析。例如 Setio

等（2016）提出的多视角 2D CNN（multi-view ConvNet）利用多个 2D 投影通道对候选区域分类，在 LUNA16 检测挑战中达到了 0.9226 的 FROC 召回率。这些方法有效捕捉各方向纹理信息，但缺乏对体素间空间关系的建模。

3D 卷积神经网络：为了利用体积信息，研究者发展了 3D CNN（3D ConvNet）。将卷积核扩展到三维后，模型可以直接处理肺部体积数据。多项研究表明，3D 网络在候选提取和假阳性过滤上表现优于 2D 网络。如 Dou 等（2017）提出的多尺度 3D CNN，融合不同感受野的 3D 卷积特征；Xie 等（2017）提出的基于 3D U-Net 的检测网络也取得了很高的召回率。总体看，3D 网络通过捕捉结节周围的组织结构和纹理，提高了检测准确度。

U-Net 及其变体：2015 年，Ronneberger 等提出的 U-Net 架构首次在医学图像分割上大放异彩。U-Net 由编码器-解码器结构和跳跃连接组成，适合像素级分割任务。针对肺结节，后续提出了 3D U-Net，将结构扩展到三维体积分割。Xie 等（2017）将残差网络（ResNet）和密集网络（DenseNet）的思想整合进 3D U-Net，使网络更深、更有效。这一类方法可以直接输出结节的精确分割掩模，对后续体积测量和质控非常关键。

ResNet 与 DenseNet：2016 年提出的 ResNet 解决了深层网络退化问题，通过跳跃连接（残差学习）使网络更深更易训练。DenseNet 则通过密集连接进一步提升特征利用率。上述研究中已有团队将这两种结构应用于肺结节任务。如 Xie 等在 3D U-Net 中引入残差和稠密连接以增强表征能力。此外，许多检测器和分类网络也采用 ResNet/DenseNet 作为骨干，提高了检测灵敏度和分割精度。

深度学习方法融合特征提取和分类于一体，相比传统方法精度大幅提升，已成为肺结节 CAD 的主流方案。

关键数据集与竞赛的促进

肺结节算法的发展依赖于公开数据集和竞赛推动。主要数据集和竞赛包括：

LIDC-IDRI（2015 年）：由美国国立癌症研究所发起，含 1,018 例多机构胸部 CT 扫描，每例由 4 位放射科医师两轮注释，识别结节及其形态特征。该数据集共有 7,371 个结节标注（直径 $\geq 3\text{mm}$ 为“实性结节”），成为肺结节检测和分类的基准。

LUNA16（2016 年）：针对自动肺结节检测的公开挑战赛数据集，从 LIDC-IDRI 中挑选 888 例薄层 CT（ $< 3\text{mm}$ 层厚），并仅保留经至少 3 位医生一致认可的结节标注。共有 23,000 余个标注点，LUNA16 设定统一评测协议，促使研究者开发高性能检测算法。

NLST（National Lung Screening Trial，2011 年）：美国大规模肺癌筛查试验，纳入约 26,724 名高危吸烟者，采集了约 48,547 例低剂量 CT 影像。尽管原始数据不完全公开，NLST 为早期肺癌筛查验证提供了重要样本，也被用作算法训练源，如 Kaggle 2017 年肺癌挑战赛就使用了 NLST 的 CT 扫描。

Kaggle 2017 肺癌预测赛（Data Science Bowl 2017）：全球数据科学竞赛，提供大量来自 NLST 的患者 CT 影像，参与者需开发算法预测肺癌发生。该竞赛引入深度学习方法聚焦实际临床价值，推动了多篇高性能模型的发布。

5.2 人工智能在肺结节识别的应用场景

近年来，低剂量螺旋 CT（LDCT）筛查广泛推广，肺结节检出率显著提高。与此同时，医学影像数据量激增，导致放射科医师阅片负荷剧增，人工智能（AI）辅助诊断应运而生。在肺结节检测与诊疗过程中，AI 技术正被应用于自动筛查、良恶性评估、术前规划、随访管理、多学科协同决策等各个环节，显著提高诊断效率并降低漏诊误诊率。

自动筛查与早期发现：AI 自动筛查系统可以在海量 CT 影像中高灵敏地检测出微小结节。比如，联影智能推出的 uAI Discover Lung 筛查系统能够高灵敏检出直径 $\geq 3\text{mm}$ 的结节，并特别提高血管旁结节、磨玻璃结节等易漏类型的检出率。该系统量化分析结节体积、直径、密度等多维参数，为病灶综合评估提供依据。多中心临床试验表明，与传统人工阅片相比，使用该 AI 系统后肺结节检出率提升约 32%，阅片效率提升约 26%。此外，GE 医疗联合医准智能在复旦华东医院部署的 Revolution CT 系统集成了 AI 肺结节筛查工具，可显著降低假阳性数、减轻医生劳动强度，并提高检出率，有效降低漏诊率。飞利浦与数坤科技合作推出的“AI 1024 高清靶扫”平台，通过 1024×1024 的超高分辨率 CT 成像与深度学习算法融合，可将图像质量提升 4 倍，更清晰地呈现结节细节，有效鉴别恶性征象，大幅降低误诊漏诊。由此，现代 AI 筛查系统在医学体检中心、三级医院、移动筛查车等场景中得到应用，将高危人群的肺结节早期发现率大幅提升，有助于肺癌早筛。

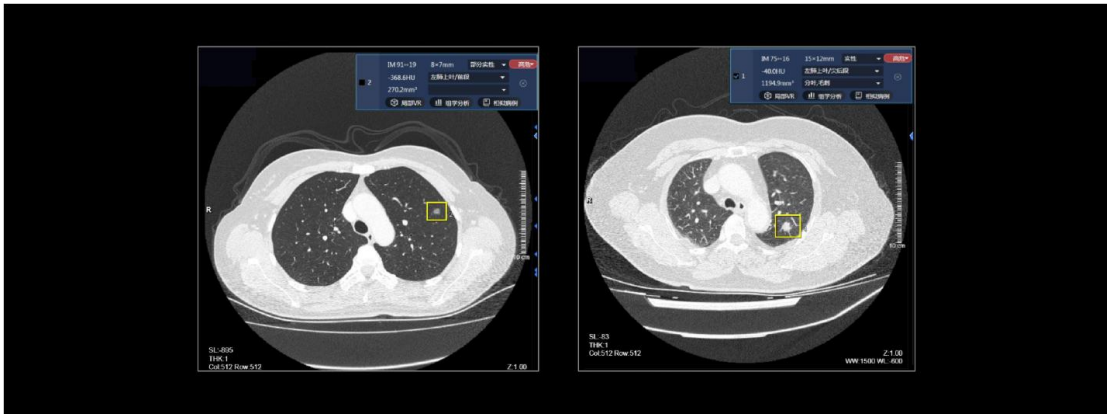


图 5.1 联影智能肺结节良恶性预测助力腺癌精准诊断

良恶性评估与风险分级：AI 不仅可以检测结节，还能对结节的良恶性进行量化评估。成都华西医院与联影智能合作开发的中国版肺结节分级系统 C-Lung-RADS，采用深度卷积神经网络结合影像、临床和随访数据多模态融合的方法，对结节进行自动分级与风险评估。该系统将结节分为低、中、高、极高

风险四级，并基于多维数据最终预测恶性概率。研究显示，C-Lung-RADS 在检测高危结节的灵敏度达到 87.1%，远优于传统 Lung-RADS 的 63.3%，可以有效减少漏诊。产品化方面，联影智能的肺结节 CT 辅助检测软件已具备良恶性预测功能，良恶性预测 AUC 达 91%，临床试验中预测准确率可达 88.3%。SenseTime 商汤等公司推出的胸部 CT 肺结节分析系统也支持结节分类与风险提示，其高维定量分析可为临床提供更多诊断依据。AI 自动生成的结构化肺结节评估报告，实现结节类型、直径、容积、密度等信息的自动输出，并给出良恶性评估结论，显著减轻放射科医师的书写负担。



图 5.2 商汤胸部 CT 肺结节智能分析系统 SenseCare Chest CT-Lung Nodule

术前规划与三维重建：对于确诊需手术切除的恶性结节，AI 辅助的三维重建技术可为胸外科提供精准的术前规划。SenseTime SenseCare 系统和联影 uAI 肺结节系统均支持基于 CT 影像的肺部结构三维重建。AI 自动生成肺叶、肺段、肺血管、支气管和结节本身的 3D 模型，以立体视角呈现结节与周围组织的空间关系。通过 3D 重建，外科医生可以在虚拟环境下进行术前模拟，如图所示。该技术有助于制定精准手术方案、减少术中意外情况，同时患者也更易理解病情。联合影像智能胸外手术规划与靶向重建系统进一步将三维技术应用于术中导航，使“AI+医生”组在术前模拟比赛中对病灶观察更加全面、评估更加精细，从而制定

出更精准的手术方案。此外，AI 辅助的术前标注和靶向定位技术（如联影“靶重建”）能自动在术中 CT/CBCT 影像上提示病灶位置，提高手术精度。

随访管理与多学科协同： AI 还贯穿肺癌诊疗全流程，在结节随访管理中发挥作用。系统可自动配准当前与历史 CT 影像，定量分析结节体积、直径及密度变化，并计算生长倍增时间。SenseCare 等系统支持一键对比分析，医生可清晰看到结节动态变化曲线，及时识别恶化征象。联影智能的系统可通过手机/微信公众号等平台定期提醒患者复查，实现智能化随访管理。在多学科诊疗（MDT）场景下，不少医院已启动“AI 肺结节多学科门诊”项目，通过 AI 影像辅助诊断整合呼吸科、胸外科、肿瘤科等专家，共同制定“全程一站式”诊疗方案，有效提升早筛与诊治质量。AI 系统能将筛查、诊断、病理与随访数据整合，辅助 MDT 决策，实现个性化的结节管理路径。

影像质控与报告生成： AI 在质控方面也发挥作用，如自动检测低质量影像（运动伪影、漏扫等），并提示重新扫描，保证筛查图像质量。AI 软件可以自动识别胸廓、肺界，量化肺容积并自动计算心肺指标。结构化报告生成功能是另一大亮点，各类系统可以根据 AI 分析结果自动填充报告模板，生成图文并茂的评估报告。SenseTime 平台等自动输出格式化报告，大幅提升放射科报告撰写效率，降低漏报风险。综合来看，AI 已在肺结节筛查、诊断和管理的多个环节提升效率：相关研究显示，AI 辅助下的检测能降低假阳性/假阴性率，提高手术前诊断准确性。在已有的应用中，数千家医院采用了肺结节 AI 系统，帮助医师减轻阅片负担、提高诊断一致性。

应用场景涵盖从筛查到诊疗全流程： 自动检测与筛查（提高检出率）、恶性评估与分级（辅助诊断）、三维重建术前规划、动态随访管理，以及智能报告与多学科决策等。各大厂商和研究机构基于临床需求推出了系列产品，如 GE 的

Edison 平台整合 AI 工具、Siemens Healthineers 的影像 AI 平台、Philips 和联合合作的高分辨 CT+AI 方案，以及国内联影智能、数坤科技、商汤科技、推想科技等的成熟解决方案。总体而言，AI 在肺结节影像应用中已从技术验证逐步走向规模化临床落地，显著提升了影像科的工作效率和诊断准确度。

5.3 人工智能肺结节识别的最新方法

近年深度学习方法不断迭代更新，许多前沿技术被引入肺结节检测和诊断领域。

自监督学习（SSL）：传统监督学习对大量标注依赖高，而医学影像标注成本高昂。自监督学习通过构造预训练任务（如对比学习、掩码预测等），使网络在未标注数据上学习图像结构特征。近年已有研究尝试将 SSL 用于肺结节：一种思路是通过 3D 掩码图像建模，让网络预测隐藏的图像块，从而学习肺部组织的语义和纹理特征。例如，最新 Nat Commun 工作提出的 M3FM 基础模型在预训练时对多尺度 CT 体积进行类似掩码预测，增强模型对肺结节等病灶的表征能力。SSL 方法使模型在数据稀缺情况下仍可获得良好初始化，微调时对病灶学习更精准。

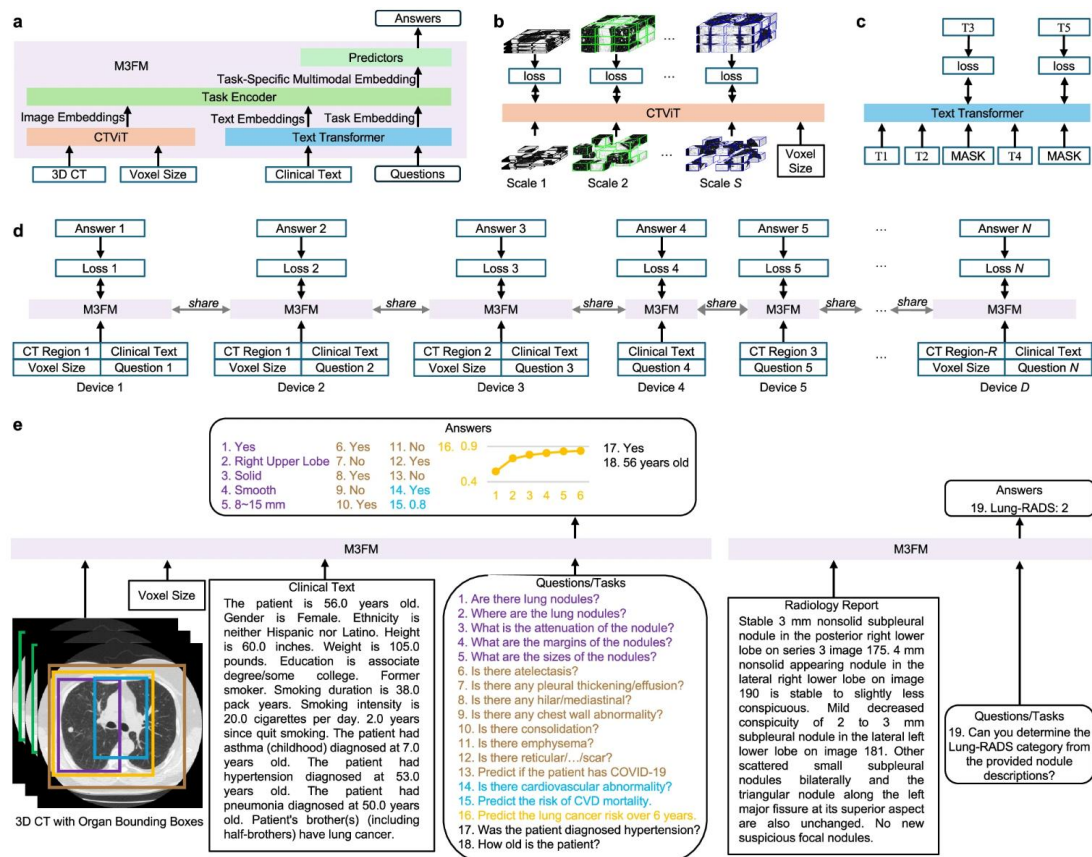


图 5.3 医学多模态多任务基础模型（M3FM）

视觉 Transformer（ViT）与混合结构：Transformer 由于优秀的全局建模能力，被逐步应用于医学影像。肺结节的细节和全局环境都很重要，ViT 及其变种（如 Swin Transformer 等）能够捕捉大范围上下文信息。M3FM 中 CT Vision Transformer 模块（CTViT）经过多尺度预训练，可处理三维 CT 数据；该模型在 17 个肺筛查相关任务上远超单一 CNN 模型，体现了 Transformer 的潜力。此外，有研究将 Transformer 引入传统的 UNet 分割框架，利用自注意力增强边界和形状识别，或结合 CoordAttention 提取空间信息，提高小结节分割准确度。与传统 CNN 相比，ViT 在全局依赖建模上具优势，但对训练数据量要求较高，常与多尺度 CNN 结构结合。例如，一些方法在编码器中引入注意力模块或 Transformer 层，以兼顾局部细节与全局上下文，从而在肺结节分类与分割上取得更鲁棒的结果。

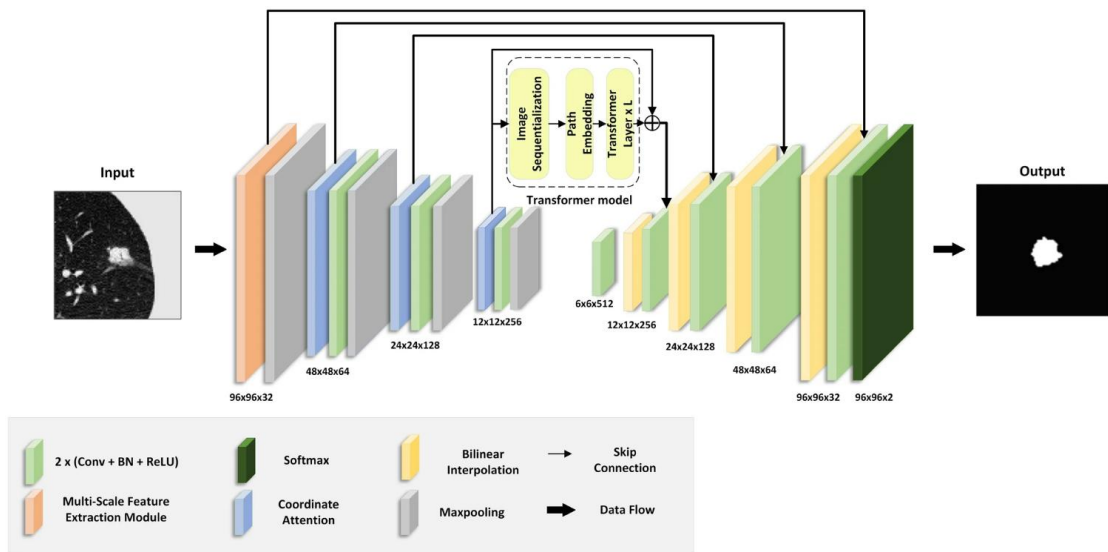


图 5.4 MCAT-Net 模型的结构图

多模态融合：许多团队强调将影像与临床数据联合分析的价值。除了单纯CT图像，患者的年龄、吸烟史、病史、液体生物标本（如血液肿瘤标志物）等信息也包含诊断线索。一些研究基于多模态深度学习将这些异构数据融合用于结节风险评估。例如，C-Lung-RADS 系统即在筛查过程中融合影像特征、临床参数和随访结果，通过多阶段网络评估结节恶性概率。更进一步，最新的肿瘤筛查研究提出了面向肺癌筛查的大规模多模态多任务基金会模型。该模型整合了3DCT影像、病历文本、随访数据等多源信息，可同时完成结节检测、良恶性分类、分级管理等17项任务，表现远优于以往单一任务模型。这一趋势显示，肺结节诊断将越来越倾向于“影像+临床+组学”多模态方法，以获得更全面的决策支持。

多尺度 CNN 结构：肺结节大小、形态各异，多尺度特征提取成为常见策略。早期经典工作（如 Ciompi 等）采用多流多尺度卷积网络直接处理不同分辨率的图像，提高检测精度。如今，许多深度网络在不同层级加入空洞卷积、注意力机制或特征金字塔结构，增强网络对大小结节的敏感性。最新研究也提出了结合傅里叶变换、小波变换等预处理技术以获取频域特征，帮助捕捉纹理和边界信息。总体来看，多尺度设计可以改善模型对微小或低对比结节的感知能力，与Transformer或SSL等手段互补，使网络兼顾局部细节和全局语义。

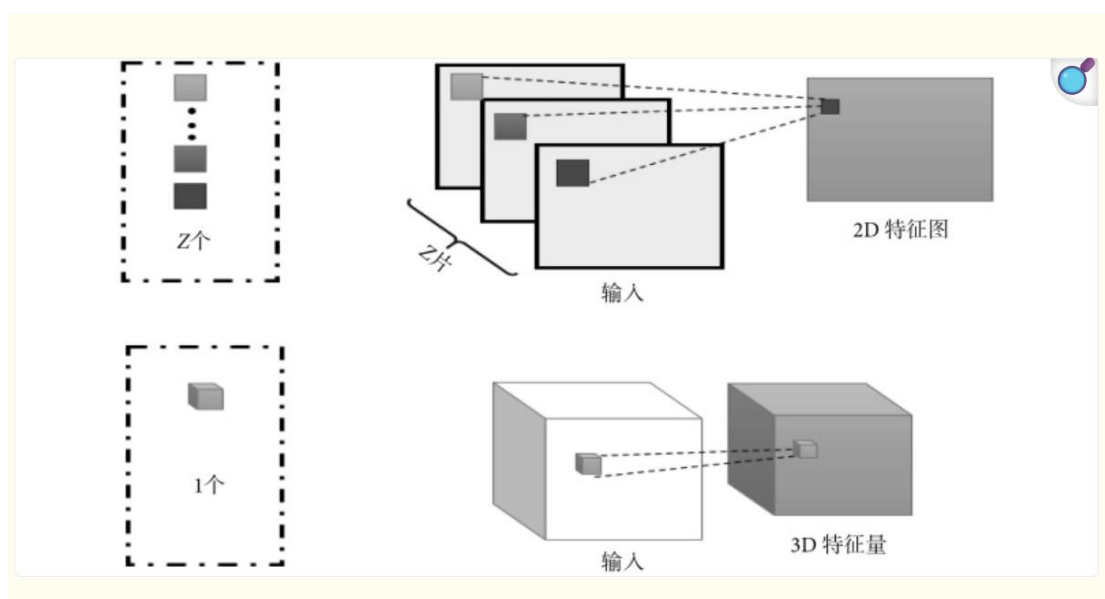


图 5.5 2D-CNN 和 3D-CNN 的结构对比图

弱监督和少样本学习：为缓解标注成本，弱监督和少样本学习受到关注。一种方法是利用部分标注或粗略标注进行训练，例如 WS-LungNet 模型提出了一个两阶段架构：先通过半监督分割网络在未标注数据上学习，再用跨结节注意力机制进行病灶级别分类。WS-LungNet 在 LIDC-IDRI 数据集上达到 82.99% CPM 的检测水平和 88.63% AUC 的诊断性能。另外，一些研究将主动学习用于选取最有价值的 CT 切片，以最小标注代价获得最大性能提升。总体而言，这类方法强调在标注稀缺时充分利用无标注数据和小样本，通过半监督对抗训练、元学习等方式来提高模型泛化。

联邦学习与隐私保护：医疗影像多中心数据存在“数据孤岛”问题，直接共享受限于隐私政策。联邦学习（Federated Learning, FL）通过在各医院本地训练模型、仅聚合更新参数，解决了隐私保护问题。已有工作在肺部影像领域尝试 FL 框架：例如，有研究提出基于自适应权重聚合的联邦算法，在多中心肺结节分类中应对非独立同分布的数据。另一项研究在多中心肺炎影像数据上使用 FL，大幅提升诊断模型准确性，同时确保数据不离开本地。这表明，类似的方法可推广

至肺结节 AI 系统：各机构可通过 FL 协同训练深度模型，得到高效的集体模型，且不泄露患者隐私。隐私保护层面，差分隐私、加密计算等技术也常与 FL 结合，保障安全。在实际部署中，FL 能够拓宽数据规模、提高模型鲁棒性，对提升 AI 系统在不同医院间的迁移能力至关重要。

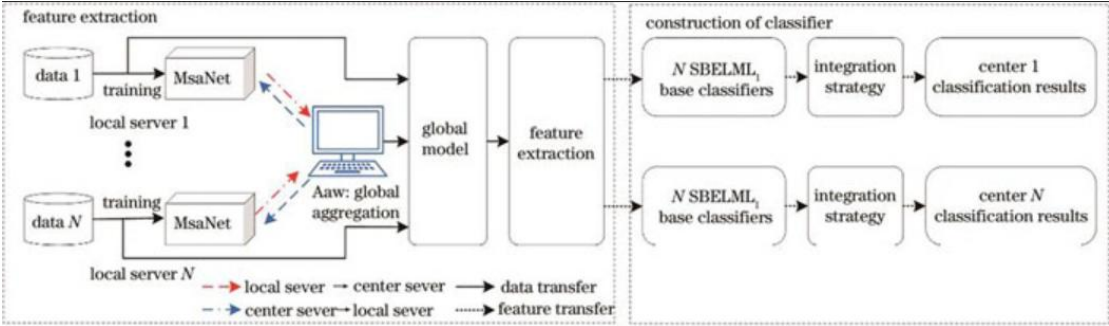


图 5.6 基于自适应聚合权重联邦学习的肺结节 CT 图像分类算法整体框图

新旧方法对比：传统 CNN 仍是肺结节 AI 的主流，但新兴 Transformer 和 SSL 技术正在改变趋势。ViT 等模型在捕捉长距离特征上占优，但对小目标不如卷积直观；二者融合的混合网络也频繁出现。监督学习与自监督学习的结合越来越多：在大规模未标注 CT 资源的支持下，SSL 先训后微调成为标配。中心化训练与联邦训练各有侧重：前者利用大数据训练性能更优，后者解决多中心合作问题。可解释性也是关注点：许多 AI 模型通过 Grad-CAM 等技术可视化激活区域，但可解释 AI（XAI）仍是活跃研究方向，以增加临床信任。总体来说，肺结节 AI 技术正向着多模态融合、端到端自动化、多中心协同和可解释部署的方向发展，同时兼顾高性能和临床可应用性。

5.4 人工智能与大模型在肺结节识别中的未来展望

大模型在肺结节识别中的潜力与挑战

近年大型基础模型（Foundation Model）在自然语言处理和计算机视觉领域已展现出前所未有的多模态理解和多任务能力。在肺结节检测中，这类**医学影像基础模型通过联合学习可以处理三维 CT、病理、临床等多种数据，实现多任务（如结节检测、分类、风险评估）的一站式解决方案。例如，最新提出的 M3FM

模型就结合了 CT 视觉 Transformer 和文本 Transformer 等组件，能够同时处理低剂量 CT 扫描和患者临床信息，大幅提升肺癌风险预测性能。

潜力：大型模型在肺结节识别中可通过预训练和多任务学习显著提升泛化能力，甚至通过少量标注数据就能完成新的任务迁移。它们有望统一检测、定性和分级等多种任务，使模型更具鲁棒性并捕获影像中隐含的复杂特征。

挑战：构建此类模型面临数据和架构双重困难。首先，肺结节数据标注昂贵且分布不均，尤其 3D CT 的数据规模远超一般 2D 图像。其次，三维 CT 体积图像计算量巨大，目前大多数工作仅使用较小的 CNN 或轻量级 Transformer。此外，医疗数据隐私和法规限制也增加了跨中心大规模数据共享的难度。因此，目前尚无公开可用的强大肺结节基础模型来适应所有 LCS 任务。

多模态大模型的未来趋势与肺癌早筛

为了提高早筛效率，多模态融合成为未来趋势：不仅结合影像数据，还需整合临床信息、病理指标和液体活检等多源数据。例如，M3FM 能够灵活处理不同组合的 CT 影像和临床文本数据，并在多任务学习中自适应选择重要信息。另一研究将外泌体 RNA 液体活检与 CT 影像特征融合，四分类诊断 AUC 达 91.9%，良恶性区分 AUC 达 94.8%，显著优于单一模态模型。这表明多模态模型可以互补不同检测手段的弱点，提高早期小结节的诊断准确率。未来的多模态大模型可能类似“通用医学大模型”（GMAI），通过自监督预训练在大规模、多样本医疗数据上获得泛化能力，能处理影像、电子病历、基因组、检验等异构输入并生成可解释输出。

未来趋势：多模态大模型将更加注重跨模态学习和知识提炼，借助 Transformer 等架构，实现影像+文本+基因+病理图像等信息的协同推断。例如，通过整合胸部 LDCT、基因检测、生化指标和问诊记录，可以构建个体化肺癌风险评估系统，辅助早期筛查决策。随着数据采集和共享机制完善，预计多中心多模态数据集与大模型协同训练将成为常态。

生成式 AI 在肺结节领域的应用前景

生成式 AI（AIGC）在肺结节领域具备广泛应用潜力：

结节合成与数据增强：针对结节数据稀缺问题，可借助 GAN 或扩散模型合成逼真的肺结节 CT 图像。SYN-LUNGS 等工作通过解剖数字化人类模型模拟器

(XCAT3)生成带有不同大小、形态结节的CT图像,验证显示添加模拟数据后,检测灵敏度提高约10%~结果稳健度也显著提升。这种物理信息和解剖结构约束的合成策略可用于补充稀有病例、改进模型鲁棒性。

报告生成与辅助诊断:大语言模型(如GPT-4)已显示出可处理医学影像序列并提供诊断见解的能力。一项研究利用GPT-4o分析纵向CT序列,对肺结节恶性概率预测准确率达88%,结节大小测量与放射科医生高度一致(ICC 0.91),并提供可解释的变化描述。此外,生成式AI可自动撰写影像学报告草稿,提速临床流程。例如,西北大学开发的生成式系统可自动生成95%完整度的放射学报告草稿,并使报告撰写效率提升15%~40%,为肺结节筛查中的解读和随访提供辅助。

病例模拟与训练:AIGC还可以生成虚拟病例用于医师培训和系统测试,如模拟含有典型或复杂特征的病例库,帮助放射科医生理解AI决策路径。长期来看,虚拟病人(digital twin)技术结合生成式AI,有望进行更大规模的“体外试验”,验证不同策略效果。

展望未来五年,肺结节AI系统将向智能化、综合化方向演进:

(1) **基础模型普及化:**更强大的医学影像基础模型将问世,支持3D CT分析和多模态输入。深度预训练和联邦学习的成熟将降低标注需求,使模型可适应小样本场景。基础模型作为底层引擎,将在检测、分割、分类、预测等各环节发挥作用。

(2) **端到端多任务集成:**基于多模态大模型的AI平台有望覆盖从影像获取到报告生成的全过程。未来AI系统不仅自动识别结节,还能依据患者既往史和基因组信息进行个性化风险评估,并生成临床可直接参考的诊断报告。AI助手在筛查流程中的角色将从“第二读”向主动辅助转变。

(3) **人机协作常态化:**随着可解释性技术进步,放射科医师和AI将形成更加紧密的合作关系。AI系统提供的可视化焦点和文本解释将帮助医生快速定位疑似区域并理解推荐理由,从而实现“AI+医生”模式。临床上,AI报告作为参考建议,医生最终决策为趋势所依。

(4) **实时监测与持续学习:**在更多医院推广时,AI系统将集成实时性能监测,一旦发现漂移或新病理征兆,就在线更新模型。智能系统能适应扫描器升级、流

行病变迁等环境变化，保持精准。

(5) 辅助早筛生态形成: AI 不仅局限于图像分析,还将与非侵入性标志物(虚拟活检)结合,实现更全面的早筛体系。虚拟活检结合多模态 AI 有望进一步降低假阳性率、避免不必要的干预。

未来肺结节 AI 系统将从辅助工具走向“智能协作伙伴”,与临床深度融合,为肺癌早筛和诊疗带来显著革新。从多模态集成、大模型演进,到可解释性与合规性的解决,整个生态将朝着更加开放、可靠、高效的方向发展。AI 工程师需要紧跟技术前沿,兼顾算法创新与临床需求,才能在这一领域抓住机遇、应对挑战。