基于多模块协同的通用人工智能理论框架——来自人类,迈向无限[[1]](#footnote-1)

闫凯麟

摘 要：近年来，大语言模型（LLM）的兴起显著推动了AGI研究，揭示了从自然语言到复杂推理的潜力。本文提出了一种基于LLM的知识注入神经网络理论框架，通过六个模块的协同实现AGI的全面功能：感知模块（整合外部感官和内在情感处理，基于少样本学习(few-shot算法)和变化驱动的感受熵）、逻辑推理模块（支持自然语言逻辑映射和动态决策）、认知生成模块（基于贝叶斯生成和行为反思提出目标与计划）、度量模块（动态衡量共性和差异）、记忆/知识模块（存储独特记忆和经验，整合LLM与互联网学习）、物理环境模拟模块（构建环境序列和虚拟实验）。模块间通过LLM双向映射实现交流，融入互联网自学习以应对未知任务。核心创新包括逻辑推理的自然语言映射、激素驱动的情感感知机制、动态度量函数、变化驱动的感知熵、感知序列的后果预测、自主思考的认知跳跃、互联网自学习的动态适应以及模块化设计的未来前景。本文通过深入的理论叙述、丰富的跨模块、跨学科视角。为实现完整AGI个体提供了综合性理论基础。

关键词：通用人工智能，大语言模型，逻辑推理映射，模拟激素驱动，感受熵，度量学习，情感驱动的价值观构建，感知序列预测，互联网自学习

**1.** 引言

通用人工智能（AGI）的目标是构建一个完整智能个体，能够感知复杂多模态环境（包括外部感官和内在情感）、进行动态逻辑推理、自主生成目标、提炼经验、形成价值观并与物理世界交互。《人工智能：一种现代方法》（AIMA，Russell & Norvig, 2020）为人工智能提供了广泛基础，涵盖搜索算法、逻辑推理、机器学习、感知处理和博弈论。然而，AIMA的方法较为分散，缺乏整合多模态感知、认知生成、情绪动机、动态记忆和物理环境交互的综合性框架。

大语言模型（LLM）在自然语言处理任务中展现了卓越性能，但其在动态逻辑推理、情感模拟、连续动作预测、共性提取、抽象思维和环境自适应方面存在显著局限。

本文提出了一种基于LLM的已知信息注入神经网络理论框架，通过六个模块的协同实现完整的 AGI：感知模块（整合外部感官和内在情感）、逻辑推理模块、认知生成模块、度量模块、记忆/知识模块和物理环境模拟模块。框架以度量学习、元学习贝叶斯生成模型、prolog语言、模仿学习、LLM和记忆模块为主干，核心创新包括：

• **逻辑推理模块的自然语言映射**：将自然语言输入解析为逻辑语句（如Prolog），生成可执行机器运算符，并映射回人类可理解的语言，支持模块间交流。

• **激素驱动的欲望机制**：通过模拟多巴胺、皮质醇等神经递质作为参数调整其他模块行为，赋予AGI人类般的动机、情感倾向和好恶机制。

• **动态度量函数与共性提取**：实时构建事物间的共性和差异度量，用于相似性联想、启发式思考。

• **变化驱动的感受熵**：以变化为核心，感受属性（如运动、颜色、价值）为辅构建感受熵动态调整感知优先级，模拟人类注意力分配，并将动态感知熵引入记忆回放，优先回放高变化或高价值的记忆，提升学习效率。

• **感知序列的后果预测**： 通过连续感知序列和图联想预测行动的潜在后果，增强空间感知和环境理解。

• **自由思考的认知跳跃：**通过贝叶斯生成模型提出目标，通过反思性自我提问实现自由思考。

• **物理环境模拟与互联网自学习**：动态构建环境序列，模拟虚拟实验，通过互联网自学习应对未知任务。

本框架通过跨模块协同、原创机制（如动态感受熵、情感激素参数），为AGI个体设计提供了独特贡献。本文为纯理论研究，聚焦概念性阐述，算法实现、实验验证和逻辑语言增强作为未来工作。论文结构如下：第2节回顾相关工作；第3节详细描述框架；第4节讨论理论意义、应用前景和未来方向；第5节总结。

**2.** 相关工作

**2.1** 大语言模型与逻辑推理

大语言模型（如GPT-4、LLaMA）在生成方面表现卓越，但其推理能力依赖大规模数据，缺乏动态逻辑规则提取、可执行操作生成和自然语言的双向映射（Brown et al., 2020）。AIMA的逻辑章节（第7-9章）讨论了命题逻辑、谓词逻辑和一阶逻辑，但未涉及自然语言解析或推理的自动化执行。本文提出的自然语言逻辑映射、机器运算符生成和深度学习推理机制，旨在兼顾交互性、执行效率和泛化能力。

**2.2** 元学习与Few-shot学习

元学习通过提取任务共性实现快速适应（Finn et al., 2017），AIMA的机器学习章节（第19章）提及类似概念。Few-shot学习通过度量学习支持小样本泛化（Snell et al., 2017），适用于多模态感知。贝叶斯元学习通过模拟不确定性生成灵感和假设（Ravi & Larochelle, 2017），为认知生成和启发式思考提供支持。本文应用元元学习和动态度量函数，结合MAML算法优化任务适应。

**2.3** 多模态感知与序列建模

多模态学习整合视觉、听觉、触觉等信息（Radford et al., 2021），AIMA的感知章节（第24章）探讨了类似方法。序列建模技术（如循环神经网络）支持连续动作预测和环境建模（Hochreiter & Schmidhuber, 1997）。感知序列建模研究动作后果预测（Sermanet et al., 2018），但未涉及变化驱动的感知优先级。本文提出以环境变化为核心的感受熵机制，结合序列预测和图像记忆，增强空间感知和动态理解。

**2.4** 情绪、价值观

情绪模拟通过激素模型增强人机交互（Picard, 1997），AIMA的效用函数（第16章）提供简单类比。药理学研究模拟多巴胺、皮质醇等神经递质的动态效应（Jorgensen, 2004），为欲望驱动和好恶机制提供生物学理论基础。本文将情绪作为感知模块的内在模态，通过激素参数生成情感响应、性格和价值观，系统化构建情感处理和价值理论。价值观构建从正面反馈中提取共性（Haidt, 2001），支持 AGI 的情感驱动决策。

2.5 **物理环境模拟与机器人导航**

物理模拟技术建模环境动态，如物体位置和物理规律（Todorov et al., 2012）。机器人导航研究依赖环境交互和路径规划（Kober et al., 2013）。现有方法很少整合互联网自学习以应对未知任务或支持虚拟实验。本文提出动态环境序列构建、虚拟环境模拟，增强环境适应性。

**2.6** 认知生成与自由思考

认知理论探索目标生成、行为反思和自由思考（Dehaene et al., 2017），贝叶斯生成模型支持假设生成和思想跳跃（Friston, 2010）。思想跳跃通过图联想和不确定性建模生成创新想法，模拟人类自由思考过程。AIMA 未深入探讨自主目标生成。本文提出基于贝叶斯生成和反思性自我提问的认知生成机制，整合情感感知数据（如多巴胺水平）以增强目标提出和创造性思维。

**3.** 提出的理论框架

本框架由六个模块组成，协同实现完整AGI个体：感知模块、逻辑推理模块、认知生成模块、度量模块、记忆/知识模块和物理环境模拟模块。所有模块通过LLM双向映射进行信息交流，融入互联网自学习以处理未知任务。主干机制包括度量学习、元学习、贝叶斯自生成模型模拟人类思维形成。以下逐一阐述各模块的功能、子模块、输入和理论基础。

**3.1** 感知模块

感知模块处理来自外部传感器（视觉、听觉、味觉、嗅觉、触觉）和内在情感状态的数据，通过少样本学习（few-shot learning）快速适应新环境，以变化驱动的感受熵优化感知优先级，生成连续感知序列支持后果预测和空间感知。通过将情绪作为一种内在感知模态，感知模块整合了外部环境动态和智能体的情感响应，形成一个全面的感知框架。

3.1.1 子模块

• **视觉**：基于视觉中心构建动态坐标系，处理物体位置信息。智能体移动时，坐标系偏移以保持空间一致性。视觉子模块识别物体、颜色、光流和运动轨迹，优先处理动态变化（如快速移动的物体）。将复杂物体分块（如分解为形状、纹理）（AIMA的基于结构的物体识别）下，结合三维特征增强识别（AIMA提到的物理及场景几何结构）。

• **味觉**：分析化学成分，区分甜、酸、苦等味道，支持食物评估和偏好学习。

• **听觉**：处理声音信号，区分人声、乐器或环境噪声，识别情感（如愉悦的笑声）或意图（如警告）。

• **嗅觉**：检测气味分子，分类气味类型（如花香、腐臭），辅助环境评估。

• **触觉**：感知压力、纹理和温度，区分软硬、光滑粗糙，模拟压感传感器增强物体交互。

• **情绪感知**：处理由模拟激素参数（如多巴胺、皮质醇）驱动的内在情感状态，生成即时情绪、长期性格和基于价值的偏好。即时情绪（如高多巴胺引发的愉悦、高皮质醇引发的紧张）响应环境变化和逻辑推理结果。长期激素趋势形成稳定的性格倾向（如乐观、谨慎、冒险），影响决策偏好和交互风格。偏好与价值观通过从正面反馈中提取共性形成，例如，多次食用苹果的愉悦反馈形成“优先选择可食用物体”的价值观。激素与受体模拟动态交互，长时间某激素处于高水平会影响受体活性，从而连接即时情绪、性格和价值观，增强智能体的动机和情感响应。

每个子模块连接一个基于 MAML 算法的元学习器，快速适应新任务（如视觉识别新物体或情绪感知新情境）。元学习器按大类（如计算机视觉、运动、情感处理）组织，连接到元元学习器，提取跨模态共性（如视觉与触觉的物体描述、情绪与听觉的情感关联），提升感知效率。

3.1.2 变化驱动的感受熵

感受熵基于外部环境变化和内在情感波动，动态调整注意力。例如，快速移动的物体、色彩鲜明的物体、高价值物体（如昂贵物品）或强烈的情感状态（如愉悦或紧张）被赋予更高感受熵，模拟人类对动态刺激和情感优先级的敏感性。感受熵根据任务状态调整：在推理任务中降低以专注逻辑，在行动或情感交互中提高以捕捉变化。动态感受熵通过传感器模拟的温度、压力等指标以及激素参数（如多巴胺水平），增强跨模态联想和对环境的综合理解。

3.1.3 感知序列预测与空间感知

感知模块生成连续感知序列，记录视觉、听觉、触觉和情绪等模态的时间演变，支持行动后果预测。例如，移动到桌子可能使苹果进入视野，拿起刀具可能引发危险，高多巴胺状态可能促使探索行为。序列结合循环神经网络原理，预测下一状态（图预测）。通过经验构建前向预测序列，推断未观测环境（如房间布局）或情感趋势（如持续愉悦导致乐观决策），增强空间感知和情感预测能力。图像记忆存储频繁物体的视觉特征，情感记忆存储典型情感模式（如愉悦的触发场景），支持快速识别和响应。

3.1.4 输入

外部传感器数据（图像、声音、压力、气味）。

内在情感数据（激素参数，如多巴胺、皮质醇水平）。

度量模块的共性信息（调整元学习器）和差异信息（调整基础学习器）。

逻辑推理模块的推理结果（触发情绪变化，影响情感感知）。

3.1.5 理论基础

感知模块借鉴多模态学习（Radford et al., 2021）、序列建模（Hochreiter & Schmidhuber, 1997）、少样本学习（Snell et al., 2017）、情感计算（Picard, 1997）和价值观理论（Haidt, 2001）。变化驱动的感受熵受人类注意力分配（Itti & Koch, 2001）和动机系统（Panksepp, 1998）启发。情绪感知子模块通过模拟激素驱动机制，将情感作为内在感知，增强了框架对外部和内在动态的综合响应能力。中继训练、图像记忆和情感记忆为动态感知和情感处理提供了新颖策略。

**3.2** 逻辑推理模块

逻辑推理模块负责评估决策好坏、推理行动路径、调整智能体状态，并通过自然语言映射实现逻辑提取与模块间交流。

3.2.1 子模块

• **衡量决策好坏**：结合逻辑推理和情绪反馈，评估行动的潜在价值。例如，食用苹果因营养价值和愉悦感被评为正面，接触尖锐物体因危险性被评为负面。奖励函数整合逻辑推理（功能性）和情绪变化（情感价值）。

• **推理始末点通路**：针对给定起点和目标，推理是否存在可行路径，优先选择最优路径。例如，在导航任务中，模块评估障碍物、距离和安全性，生成高效移动方案。逻辑通路基于图论，构建最短或最优路径，实时扩展逻辑节点并评估与初始节点的相关性。

• **行动调整状态**：根据感知输入和推理结果，动态调整智能体状态。例如，检测到危险物体后，模块触发回避行为，更新位置和注意力分配。

• **自然语言映射**：从自然语言输入提取逻辑关系（如“苹果好吃吗？”推断为“tasty(apple)”），生成可执行机器运算符（如“若可食用，则食用”），或将推理结果映射为自然语言（如“苹果通常很好吃”），供模块间交流。

3.2.2 逻辑推理映射与机器运算符

自然语言映射识别逻辑指示词（如“如果”“因此”），将输入解析为Prolog语句，实时生成特定逻辑库或基于广泛公理推断真假。评估推理置信度。机器运算符将逻辑规则转化为可执行操作，例如将“consume(apple)”映射为食用函数。分块理解增强复杂输入的解析能力，适用于句子和图像。

3.2.3 输入

• 认知生成模块的反思结果，指导推理训练。

• 记忆/知识模块的感知序列，提供环境上下文。

• 感知模块的情绪变化，影响决策评估。

• 经验模块的经验，辅助路径推理。

3.2.5 理论基础

逻辑推理模块借鉴概率逻辑（De Raedt et al., 2007）、自然语言解析（Kamath et al., 2020）。逻辑通路基于图论（West, 2001）。

**3.3** 认知生成模块

认知生成模块通过贝叶斯生成模型和反思机制生成目标、提出行动计划并优化行为，模拟人类的高阶认知和自由思考能力。该模块通过分析感知序列和推理结果，自主提出任务目标，生成多样化的行动方案，并通过自我反思提升决策质量，从而实现创造性思维和适应性行为。

3.3.1 子模块

• **行动计划提出**：根据任务目标和环境上下文生成可行计划。例如，针对“获取食物”目标，模块提出“移动到厨房”或“检查冰箱”等方案。贝叶斯生成模型整合历史经验和当前感知数据，模拟灵感和启发式思考，生成多样化计划。

• **行为反思**：通过自我提问评估行动结果，例如“食用苹果是否满足营养需求？”或“象棋策略是否有效？”，从而优化未来决策。反思结合逻辑推理和记忆数据，确保可解释性和行为改进。

• **根据感知序列作出反应**：分析连续感知序列（包括外部感官和内在情感数据）识别潜在任务。例如，检测到苹果触发“食用”目标，感知到危险物体触发“躲避”目标，愉悦的情感状态触发“探索”目标。序列预测支持目标生成。

3.3.2 自由意志与思维跳跃

贝叶斯生成模型支持自由思考，生成多样化想法，例如将苹果与橙子或营养需求关联。思想跳跃通过基于图的联想实现，结合传感器模拟的指标（如温度、压力）和情感激素参数（如多巴胺水平）生成灵感。反思性自我提问模拟元认知，构建强化学习的奖励函数，增强自主性和自由思考能力。例如，在社交交互中，模块反思“我的回应是否合适？”，并调整策略。

3.3.3 输入

• 感知模块的感知序列（包括外部感官和情绪感知数据），提供环境和情感动态。

• 逻辑推理模块的计划评估结果，优化反思过程。

• 度量模块的相似性信息，支持联想和灵感生成。

3.3.4 记忆回溯与目标生成（基于感受熵加权抽样）

感受熵加权回忆机制：  
每段记忆片段都关联一个感受熵指标，衡量其感知复杂度、情绪强度与体验丰富度。在随机回溯记忆时，系统以感受熵大小为权重进行抽样，感受熵越高的记忆片段被回忆到的概率越大，从而模拟人类对强烈体验的优先记忆特性。

回溯驱动的新目标生成：  
被激活的高感受熵记忆将经过分析，识别其中潜在的未满足需求、未完成任务或探索机会。如果检测到新的动机线索（如未探索的环境、未解决的问题），模块自主生成新的任务目标，扩展系统的行动空间和探索深度。

行动计划整合与优化：  
新生成的目标通过贝叶斯生成模型推演出多样化行动方案，并与当前任务体系整合，支持系统的创造性思考、目标自拓展与行为适应性提升。

3.3.4 理论基础

认知生成模块借鉴意识理论（Dehaene et al., 2017）、贝叶斯生成模型（Friston, 2010）和元认知研究（Nelson, 1990）。自由思考和思想跳跃受快慢思维启发（Kahneman, 2011），为 AGI 提供高阶认知机制。模块通过整合感知序列中的情感数据（Panksepp, 1998），增强了情感驱动的目标生成能力。

**3.4** 度量模块

度量模块衡量事物间的共性和差异，支持相似性联想、启发式思考，其动态度量函数是模块的核心创新。

3.4.1 子模块

• **共性度量**：识别事物间的共同特征，例如苹果和橙子的“可食用”属性。共性提取通过嵌入空间聚类实现，支持跨模态联想（如视觉和触觉的物体描述）和启发式思考。传感器模拟温度、压力等指标，增强联想能力。

• **差异度量**：量化事物间的独特特征，例如苹果的红色与橙子的橙色，或同一画面的持续时间（如游戏中的蓄力攻击）。差异度量辅助感知模块适应新环境，确保快速区分未知物体。

3.4.2 动态度量函数与抽象思维

度量函数实时调整共性和差异的权重，适应不同任务和环境。例如，在食物选择任务中，优先提取“营养价值”的共性；在危险检测任务中，聚焦“形状”或“速度”的差别。度量基于多维度特征（如形状、颜色、读音），支抽象思维（从具体到通用）。动态度量模拟人类相似性判断，结合传感器数据增强灵感生成。

3.4.3 输入

• 逻辑推理模块的推理结果，提供决策上下文。

• 感知模块的未知感受数据，识别新特征。

3.4.4 理论基础

度量模块借鉴度量学习（Snell et al., 2017）、嵌入空间分析（Bengio et al., 2013）和相似性判断（Tversky, 1977）。动态度量函数和抽象思维为启发式思考提供支持，传感器模拟受多模态感知启发（Radford et al., 2021）。

**3.5** 记忆/知识模块

记忆/知识模块负责将感知数据转化为可供处理的感知序列，存储独特记忆和经验，整合LLM和互联网学习，支持模仿学习、感受熵驱动的记忆回放，并通过情绪增强记忆回放，为推理、意识和决策提供支持。

3.5.1 子模块

• **记忆模块**：提取AGI的自身经历（如感知数据、行为记录），通过时间序列建模技术 [Hochreiter & Schmidhuber, 1997]，将原始感知数据（如视觉、听觉输入）处理成可供预测的连续数据（如时间序列或连续事件流），便于后果预测、模仿学习和记忆回放。连续数据通过时间戳和事件关联组织，保留动态特性（如物体移动轨迹、声音变化）。频繁激活的记忆提高权重，长久未激活的记忆逐渐模糊，模拟人类记忆巩固 [McGaugh, 2000]。图像记忆存储物体视觉特征，支持快速识别。

• **经验模块**：通过知识库（LLM、互联网）实时生成世界公理（如物理定律、常识规则），供逻辑推理模块使用。同时，基于记忆模块的自身经历提取独特的专属经验（如“某人喜欢甜食”），存储个性化因果关系。专属经验结合情绪反馈标记重要性，动态更新以反映AGI的成长。世界公理和专属经验通过LLM整合，减少冗余存储。

• **模仿学习：**模仿学习模块通过调用连续数据和专属经验，快速适应新任务，并在基础行为复制基础上，发展出泛化与创新能力。  
模仿学习主要包括三个子过程：

行为克隆（Behavior Cloning）：直接从连续感知数据和专家行为轨迹中学习，通过监督学习拟合动作策略。例如，观察到专家在面对障碍物时侧移，智能体在类似情境下复制相同策略。

逆强化学习（Inverse Reinforcement Learning, IRL）：推断专家行为背后的隐含奖励函数，而不仅仅复制表面动作。智能体通过推测专家目标和动机，优化自身策略，提升任务适应性。例如，学习社交互动时，推测“维持对话流畅性”为潜在奖励，生成更灵活的回应行为 [Argall et al., 2009]。

模仿泛化与创新：基于元学习（如MAML [Finn et al., 2017]）和迁移学习技术，智能体在不同环境和任务中迁移模仿技能。

在新情境下，智能体能够根据环境差异调整行为（如不同文化下的社交礼仪适配）。

模仿过程中，智能体引入变异探索（如轻微修改专家策略），通过探索-反思机制创新更优解。

模仿学习与记忆模块深度整合，连续数据作为行为历史回放，支持模仿强化，专属经验为动作选择提供个性化修正。情绪反馈机制进一步优化模仿策略：积极情绪（如成功经历）强化模仿偏好，负面情绪促进策略修正。

通过模仿学习，智能体能够快速建立复杂行为模式、灵活适应多变环境，并在模仿基础上逐步形成自身独特的决策风格和技能体系。

• **LLM**：支持模块间信息转换、外部知识提取与内部知识整合。  
主要功能包括：

信息抽取与模块协作：从感知模块、记忆模块及互联网学习模块中提取结构化知识（如物体功能、事件关系），并将自然语言表达映射为内部可执行操作符（如“苹果”→“食物对象”→“可食用”行为标签），支撑逻辑推理与决策制定。

推理辅助与训练指导：结合逻辑推理模块的推理结果，LLM进一步优化连续数据的表征，生成解释性较强的因果模型和预测模式。同时，通过自然语言反馈辅助感知模块（如视觉、听觉子模块）的训练过程，促进多模态感知的泛化学习能力提升。

动态知识积累与泛化：LLM支持从互联网学习模块实时整合外部知识（如新兴社会规则、流行文化趋势），并通过知识蒸馏与矛盾检测机制，筛选出可靠、可泛化的世界模型信息，动态扩展AGI的知识库，避免信息过时与冗余堆积。

3.5.2 输入：

• 感知模块的原始感知数据，提供连续数据处理基础。

• 逻辑推理模块与感知模块的结合，记录行动后果。

• 感知模块的情绪反馈，标记记忆和经验的价值，影响LLM生成文本的情绪。

• 逻辑推理模块的推理结果，辅助感受模块训练和模仿学习策略生成。

3.5.3 理论基础

感知数据转连续数据基于时间序列建模 （Hochreiter & Schmidhuber, 1997）和动态系统分析。记忆模块借鉴记忆巩固理论 （McGaugh, 2000），经验模块结合知识图谱 [Bollacker et al., 2008]和因果学习 （Pearl, 2009）。模仿学习基于行为克隆和逆强化学习 （Argall et al., 2009），感受熵驱动的回放结合深度强化学习 （Mnih et al., 2015），情绪增强回放受情感记忆研究启发 （McGaugh, 2000）。LLM和互联网学习受信息检索 （Manning et al., 2008）启发，为动态知识积累提供支持。

**3.6** 物理环境模拟模块

物理环境模拟模块构建当前环境序列，模拟虚拟环境，预测交互后果。

3.6.1 子模块

当前所处环境：构建三维环境序列，捕获物体位置、速度、材质和动态变化。例如，模拟厨房中的桌子、苹果和刀具，跟踪其状态演变。环境序列基于感知序列，结合空间感知推断未观测区域。

虚拟环境模拟：在虚拟环境中，依据物理定律、力学公式和世界知识（由LLM知识库和逻辑推理模块提供）进行精确推演，支持对认知生成模块提出的实验方案进行仿真。例如，智能体可在虚拟环境中模拟“移动至桌子旁”这一动作，预测苹果进入视野的时间；或模拟“拿起刀具”产生的潜在危险性。  
虚拟环境不仅用于简单预测，更通过基于物理规则的因果推演，评估多种行动方案的可行性与潜在风险，探索尚未直接经验过的未知场景，提高认知生成与决策模块的适应性和创造性。

3.6.2 输入与输出

• 感知模块的感知序列，提供环境信息。

• LLM知识库与逻辑推理模块的推理结果，指导预测和实验。

3.6.3 理论基础

物理环境模拟模块借鉴物理模拟引擎（Todorov et al., 2012）、机器人导航理论（Kober et al., 2013）和环境建模（Sünderhauf et al., 2018）。互联网自学习受信息检索启发（Manning et al., 2008），为动态适应提供支持。

**3.7** 跨模块协同与LLM双向映射

跨模块协同是实现完整 AGI 个体的核心，所有模块通过 LLM 双向映射实现信息转换。感知模块的外部感官（视觉、听觉等）和内在情感数据被处理为连续数据，传输至记忆/知识模块；记忆/知识模块的连续数据和专属经验支持逻辑推理模块生成策略；推理结果触发感知模块的情绪感知子模块生成情感响应（如多巴胺或皮质醇变化）；度量模块提取相关模式；逻辑推理模块优化正式推理；记忆/知识模块通过模仿学习和情感增强的记忆回放优化行为；认知生成模块基于感知序列和推理结果提出目标与计划。互联网自学习贯穿所有模块，处理未知任务时通过自然语言映射查询外部知识，训练 LLM 和感知模块。

• **案例：五子棋**：

**感知模块**：视觉子模块识别棋盘状态，检测己方和对手的潜在连线；情绪感知子模块根据胜利前景生成愉悦情感（高多巴胺），激励进攻策略（Panksepp, 1998）。。

**逻辑推理模块**：通过逻辑推理分析棋盘状态，并输出给其他模块，生成策略（如阻断对手或连接己方棋子）并评估置信度。

**认知生成模块**：反思策略有效性，基于感知序列（如对手连线威胁）提出新目标（如转为防守或诱导失误）。

**度量模块**：提取棋盘配置的共性模式。

**记忆/知识模块**：记忆子模块将视觉和情感数据处理为连续数据（例如，“t1：对手落黑子于 (x,y) → t2：棋盘状态变化，愉悦降低”），存储游戏经验。经验子模块生成世界公理（例如，“五子连线获胜”）并提取专属经验（例如，“对手偏好进攻”）。LLM 提取规则，互联网学习查询高级策略。模仿学习子模块基于连续数据和个性化经验模仿专家策略。变化驱动的感受熵优先回放高价值棋局状态（如关键阻断），结合愉悦情感（多巴胺）强化策略保留（Argall et al., 2009; McGaugh, 2000）。

• **案例：导航任务**：

**感知模块**：视觉和触觉子模块检测障碍物，构建环境序列；情绪感知子模块生成紧张情感（高皮质醇）以响应危险（Panksepp, 1998）。

**逻辑推理模块**：推理最优路径，结合逻辑通路优化移动。

**记忆/知识模块**：记忆子模块将原始数据处理为连续数据（例如，“t1：障碍物出现 → t2：绕行轨迹，紧张情感”），存储导航经验。经验子模块生成世界公理（例如，“障碍物不可通过”）并提取专属经验（例如，“某路径更安全”）。互联网学习查询地图。模仿学习子模块基于连续数据和个性化经验生成模仿策略。变化驱动的感受熵优先回放动态障碍物的连续数据，结合紧张情感（皮质醇）强化躲避行为（Hochreiter & Schmidhuber, 1997; Mnih et al., 2015; McGaugh, 2000）。

**物理模拟模型**：模拟移动后果，验证路径可行性。

**度量模块**：提取良好路径模式的共性。

**认知生成模块**：反思导航效率，基于感知序列（如路径耗时）提出新目标（如寻找捷径）。

• **案例：社交交互**：

**感知模块**：听觉子模块识别对方语调，视觉子模块检测面部表情，情绪感知子模块生成愉悦情感（高多巴胺）以响应正面反馈（Panksepp, 1998）。

**逻辑推理模块**：解析对话意图，生成得体回复（如“你的想法很有趣”）。

**认知生成模块**：反思回应有效性，基于感知序列（如对方微笑）调整沟通策略（如增加幽默）。

**度量模块**：提取友好交互的共性模式（例如，微笑、赞美）。

**记忆/知识模块**：记忆子模块将感知数据处理为连续数据（例如，“t1：微笑 → t2：赞美，愉悦情感”），存储社交经验。经验子模块生成世界公理（例如，“微笑表示友好”）并提取专属经验（例如，“某人喜欢幽默”）。LLM 提取礼仪规则。模仿学习子模块基于连续数据和个性化经验模仿人类友好行为。变化驱动的感受熵结合愉悦情感（多巴胺）强化友好交互记忆（Bollacker et al., 2008; Manning et al., 2008; Pearl, 2009; McGaugh, 2000）。

**4.** 讨论

**4.1** 理论意义  
本框架通过六个模块的协同和原创机制，为通用人工智能（AGI）提供了综合性理论基础：

• **逻辑推理**：自然语言逻辑映射将输入解析为逻辑语句（如 Prolog），生成可执行机器运算符，并映射回人类可理解的语言，增强模块间通信的交互性和执行效率。分块理解技术优化复杂输入解析，提升推理的动态适应性。

• **感知与情感**：通过将情绪作为感知模块的内在模态，结合激素驱动机制（模拟多巴胺、皮质醇等），生成情感响应、性格和价值观，模拟人类动机、偏好和伦理倾向，为 AGI 提供了类人情感处理能力（Panksepp, 1998）。变化驱动的感受熵优化感知优先级，增强了对动态环境和情感波动的响应效率。

• **认知生成：**通过贝叶斯生成模型和反思性自我提问，模块生成目标并实现自由思考，整合情感感知数据（如多巴胺水平）增强目标提出和创造性思维，为 AGI 提供了高阶认知能力。

• **度量与记忆**：动态度量函数提取共性和差异，支持相似性联想和启发式思考。记忆/知识模块通过独特记忆、专属经验提取和互联网自学习，动态积累知识，支持个性化决策和快速适应。

• **物理环境模拟**：通过环境序列构建和虚拟实验，模块预测交互后果，增强环境适应性和复杂任务处理能力。

**4.2** 局限性

• **理论验证**：当前框架为纯理论，需实验验证感知序列预测、逻辑推理效率和激素模拟效果。

• **计算复杂性**：跨模块协同和互联网自学习可能增加计算需求。

• **价值观多样性**：人类反馈的复杂性可能难以完全建模，需多样化数据支持。

• **自由意志模拟**：思维跳跃和自由思维机制需进一步理论支持以接近人类意识。

• **逻辑语言限制**：现有Prolog语言在动态生成和复杂推理中存在局限，需开发增强版本。

• **技术与理论限制：**感知数据转连续数据需要高效的时间序列建模算法，复杂场景下可能面临计算开销或数据截断问题。专属经验提取依赖自身经历的质量和知识库的可靠性，若数据不足或公理生成错误，可能影响推理准确性。模仿学习依赖高质量的连续数据和专属经验，若专家数据不足或噪声较高，可能导致次优策略。感受熵驱动的记忆回放需要精确量化环境变化的权重，计算复杂性可能增加。LLM与逻辑推理辅助训练的效率依赖于LLM的解析能力和逻辑推理的准确性，复杂场景下可能面临性能瓶颈。情绪增强的记忆回放需平衡情感标记的强度，避免过度强化或偏差。未来需通过实验验证这些机制的有效性，并优化其计算效率。

• **长程相关性处理：**由于目前的神经网络模型在上下文的处理上都有一定的上限，而AGI作为一个独立个体，要能处理其记忆中的所有信息，所有需要改良目前的神经网络架构（如RNN），使其能支持尽可能多的上下文，同时还要避免记忆爆炸等问题。

**4.3** 未来研究方向

未来工作将聚焦以下方向，逐步实现理论框架：

• **模块化神经网络**：通过将感知、推理、情绪、记忆等关键功能模块独立建构为神经网络子系统，并在上层集成统一的高级元学习器，协调各模块输入输出，实现全局优化与协同调度。模块间通过特征映射与共享增强灵活性与泛化能力，为AGI的模块扩展与能力迁移提供结构性支持。

• **逻辑推理网络实现的设想**

方向一：开发融合自然语言、概率推理和动态生成的逻辑语言与可以将自然语言映射到逻辑语言上的神经网络模型，支持更强大的推理和交互能力。探索组合逻辑（复合命题）、时序逻辑（序列推理）和逻辑代数的应用，优化复杂任务处理。

方向二：探索新的神经网络架构，使神经网络能够自然适应逻辑推理任务，并便于与其他模块对接和接入元学习器进行统一优化。

• **记忆神经网路实现的设想：**将记忆以神经网络权重形式存储，支持多种方式检索，

包括：

时间戳检索：以时间序列为线索，检索特定时间点或时间段的记忆。

感受熵检索：根据感受熵变化，优先回忆环境变化剧烈或情绪波动显著的记忆片段。

关键词检索：通过关键词或概念标签在记忆中查找关联内容，支持跨时间、跨事件的语义跳跃式回忆，提升灵活性和联想能力。  
 同时，通过学习时间戳、感受熵和关键词之间的关联模式，进一步挖掘事物之间的因果关系与上下文逻辑，为推理与决策提供更丰富的背景支持。

• **感受模块中情感激素模拟参数实现的设想：**根据感受序列或随机记忆回放动态维护各激素参数（如多巴胺、皮质醇），通过调整prompt影响对话生成，通过调整策略影响逻辑推理，模拟生理驱动的情绪与行为变化。

• **强化卷积神经网络的设想**：引入三维空间特征（如点云数据）进行训练，增强AGI的物体识别与未知物体处理能力，提升感知泛化和环境适应性。

• **度量神经网络的设想**：开发能精确分析实体间异同关系的度量神经网络，并在推理过程中接入逻辑推理模块实时指导。通过改良度量学习方法，使AGI不仅能进行相似性判断，还能逐步形成归纳推理能力，从而提升对复杂概念与模式的抽象与归纳水平。

• **实验验证**：设计实验测试感知序列预测（导航任务）、逻辑推理映射（五子棋、社交交互）、激素模拟（药理学实验）和环境建模（机器人任务）。

• **跨学科探索**：

**心理学**：深化激素驱动和价值观构建，结合动机理论（Panksepp, 1998）和道德心理学（Haidt, 2001）。

**神经科学**：扩展探索神经递质对认知和行为的影响（Jorgensen, 2004）。

**哲学**：结合意识理论（Dehaene et al., 2017）和自由意志探讨（Dennett, 1991），完善认知生成模块。

**信息科学**：优化互联网自学习，结合知识图谱（Bollacker et al., 2008）和信息检索（Manning et al., 2008）。

**5.** 结论

本文提出了一种基于大语言模型的已知信息注入神经网络理论框架，通过六个模块的协同实现完整通用人工智能个体：感知模块优化多模态输入，逻辑推理模块支持动态决策和自然语言映射，构建情感和价值观，认知生成模块生成目标和自由思维，度量模块提取共性和差异，记忆/知识模块存储独特经验和动态知识，感知模块物理环境模拟模块预测交互和实验后果。主干机制（度量学习、元学习、贝叶斯元学习）模拟人类思维形成，贯穿所有模块。核心创新包括逻辑推理的自然语言映射、激素驱动的欲望机制、动态度量函数的共性提取、变化驱动的感受熵、感知序列的后果预测、自由意志的思维跳跃、互联网自学习的动态适应以及模块化设计的未来前景。本框架通过跨模块协同、原创理论和跨学科视角，为AGI个体设计提供了综合性基础。下一步工作将主要集中在这一理论架构的系统实现与逐步完善，探索将各个功能模块独立构建为具有特定输入输出特征的神经网络系统。最终目标是实现一个具备自我改良能力的AGI，当其能够通过逻辑推理与记忆反思等模块持续优化自身结构与行为策略时，AGI将成为一位可以昼夜不息地参与人类科学探索的合作者。届时，我的工作将到达终点，也是AGI自主演化之旅的起点。

参考文献

1. **[1] Bengio, Y., et al. (2013). Representation learning: A review and new perspectives. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.  
   [2] Bollacker, K., et al. (2008). Freebase: A collaboratively created graph database for structuring human knowledge. *SIGMOD*.  
   [3] Brown, T., et al. (2020). Language models are few-shot learners. *NeurIPS*.  
   [4] Dehaene, S., et al. (2017). What is consciousness, and could machines have it? *Science*.  
   [5] Dennett, D. C. (1991). *Consciousness Explained*.  
   [6] De Raedt, L., et al. (2007). ProbLog: A probabilistic Prolog. *IJCAI*.  
   [7] Finn, C., et al. (2017). Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks. *ICML*.  
   [8] Friston, K. (2010). The free-energy principle: A unified brain theory? *Nature Reviews Neuroscience*.  
   [9] Graves, A., et al. (2016). Hybrid computing using a neural network with dynamic external memory. *Nature*.  
   [10] Haidt, J. (2001). The emotional dog and its rational tail: A social intuitionist approach to moral judgment. *Psychological Review*.  
   [11] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*.  
   [12] Itti, L., & Koch, C. (2001). Computational modelling of visual attention. *Nature Reviews Neuroscience*.  
   [13] Jorgensen, W. L. (2004). The many roles of computation in drug discovery. *Science*.  
   [14] Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*.  
   [15] Kamath, A., et al. (2020). From natural language to logical reasoning. *ACL*.  
   [16] Kober, J., et al. (2013). Reinforcement learning in robotics: A survey. *International Journal of Robotics Research*.  
   [17] Manhaeve, R., et al. (2018). DeepProbLog: Neural probabilistic logic programming. *NeurIPS*.  
   [18] Manning, C. D., et al. (2008). *Introduction to Information Retrieval*.  
   [19] McGaugh, J. L. (2000). Memory—A century of consolidation. *Science*.  
   [20] Nelson, T. O. (1990). Metacognition: A theoretical overview. *American Psychologist*.  
   [21] Panksepp, J. (1998). *Affective Neuroscience: The Foundations of Human and Animal Emotions*.  
   [22] Pearl, J. (2009). *Causality: Models, Reasoning, and Inference*.  
   [23] Picard, R. W. (1997). *Affective Computing*.  
   [24] Radford, A., et al. (2021). Learning transferable visual models from natural language supervision. *ICML*.  
   [25] Ravi, S., & Larochelle, H. (2017). Optimization as a model for few-shot learning. *ICLR*.  
   [26] Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*.  
   [27] Sermanet, P., et al. (2018). Time-contrastive networks: Self-supervised learning from video. *ICRA*.  
   [28] Snell, J., et al. (2017). Prototypical networks for few-shot learning. *NeurIPS*.  
   [29] Sünderhauf, N., et al. (2018). The limits and potentials of deep learning for robotics. *International Journal of Robotics Research*.  
   [30] Todorov, E., et al. (2012). MuJoCo: A physics engine for model-based control. *IROS*.  
   [31] Tversky, A. (1977). Features of similarity. *Psychological Review*.  
   [32] West, D. B. (2001). *Introduction to Graph Theory*.  
   [33] Argall, B. D., et al. (2009). A survey of robot learning from demonstration. *Robotics and Autonomous Systems*.  
   [34] Mnih, V., et al. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*.**

1. [↑](#footnote-ref-1)