

# “试错”驱动的具身智能学习及进化

孙长银

安徽大学

## 背景

理解智能的起源与本质是人类认知科学的核心命题<sup>[1-2]</sup>。在生命演化的宏观尺度与个体认知的微观尺度中，“试错”机制作为一种普适性适应范式<sup>[3]</sup>，贯穿生物智能的涌现过程，构成认知能力演化的基础驱动力。本质上，试错驱动的适应性机制是生物智能生成与进化的根本动力<sup>[4]</sup>。在自然界中，生物系统通过“变异—选择—保留”的迭代过程实现功能优化<sup>[5]</sup>；基因层面的随机变异构成“无意识试错”，行为层面的成功尝试累积成生存经验和“刻意训练”，而环境适应性是大自然的选择过滤器，生存则是终极奖励函数。

## “试错”驱动进化

具身认知强调生物体在实时交互中通过感知—行动闭环实现认知进化<sup>[6-7]</sup>。在个体层面，动物（尤其是高等动物）广泛依赖试错学习<sup>[8]</sup>。从雏鸟初次笨拙地飞行尝试，到幼兽学习捕猎技巧，个体通过主动与环境互动，不断尝试不同的行为策略——“试”，承受成功或失败的后果——反馈，即“错”或“对”的验证，从中积累经验，优化行为模式。在基因层面，基因的随机突变、重组，一定程度上是生命体在遗传密码层面进行的“随机尝试”<sup>[9]</sup>。极有可能，少数基因在特定环境中偶然提供了生存或繁衍优势（即“适应”），才得以在种群中扩散<sup>[10]</sup>。这个过程极其漫长且充满“浪费”，却是生物适应性进

化的唯一途径。

与之类似，长久以来，技术的突破也需经历试错累积，这一“浪费”的“量变产生质变”的过程被视为科技发展的铁律，其核心在于持续积累的量变最终突破临界点，引发颠覆性质变。然而，在智能网联时代，技术互融、数据互通和算法协同正重塑这一规律的实现路径<sup>[11]</sup>。虽然这一范式依然成立，但作用机制、成本结构和临界点达成方式已发生深刻变革，这也是国家提出发展新质生产力的本质原因。新质生产力通过全要素生产率提升（数据×算力×算法×人才），将传统高耗能试错转化为精准高效的创新引擎<sup>[12]</sup>。

## 人类个体能力进化：从婴儿学步到物理因果的构建

如果我们将视角从物种进化拉近到个体成长，人类的婴儿期是观察“试错”驱动认知发展的绝佳窗口。婴儿通过从挥舞手臂、抓握玩具、翻身、爬行到最终踉跄学步等具身化的动作，主动探索物理世界<sup>[13]</sup>。通过主动干预环境并观察结果，智能体（婴儿）逐渐区分自身动作与环境响应，构建起对物理规律、物体属性、空间关系的内部预测模型。每一次跌倒（错误反馈）都提供了关于重力、平衡、身体协调的宝贵信息<sup>[14]</sup>；每一次成功的抓取或迈步（正确反馈）都强化了有效的运动模式。

这一过程遵循“动作尝试→结果反馈→图式修正”的迭代机制，其有效性已被皮亚杰认知发展理论实证验证：婴儿需经历约18000次抓取失败，才能精确校准手眼协调的时空参数<sup>[15]</sup>；而时空参数校准精度的渐进式提升，标志着躯体感觉与运动控制的因果逻辑完成

DOI: 10.11991/ccccf.202508008

基金项目：国家自然科学基金重大项目(62495083)

通信作者：孙长银, E-mail: cysun@seu.edu.cn

构建<sup>[16]</sup>。身体的形态、感觉运动能力与环境的耦合关系,深刻地塑造了人对世界的认知内容与方式。这也切实表明,认知并非仅发生在大脑中,而是根植于身体及其与环境的实时互动中。

## 智能涌现与机器进化

机器智能的进化本质是物理试错范式的数字化跃迁<sup>[17-18]</sup>。正如婴儿通过 18000 次抓取失败校准时空参数,具身智能体在虚拟环境中以百万倍速重演这一过程:强化学习中的执行-评价(actor-critic)机制构成算法化的“动作尝试”<sup>[19-20]</sup>,环境奖励函数提供量化的“结果反馈”,策略网络梯度更新则实现“图式修正”<sup>[21-22]</sup>。其本质是将生物演化中的“变异-选择”过程映射为强化学习中的“策略扰动-梯度更新”,通过梯度驱动的迭代优化,使机器在硅基世界中复现碳基智能的涌现路径<sup>[2]</sup>。

这种进化正推动智能载体从离身认知向具身实践的范式转移<sup>[23]</sup>。传统人工智能(artificial intelligence, AI)如同“缸中之脑”<sup>[24]</sup>被动处理符号,而具身智能则通过力触传感器获得“数字本体触觉”,并在物理交互中建立运动控制与空间变换的映射关系。波士顿动力 Atlas 机器人通过 7200 余次跌倒学习平衡策略,其背后是李雅普诺夫稳定性约束下的时空参数动态校准——这与婴儿学步的神经动力学机制<sup>[15]</sup>同构。当智能体在真实物理约束下验证虚拟训练<sup>[25]</sup>的认知模型时,机器进化便跨越了“仿真到现实”的鸿沟,迈向“身体定义认知边界”的新阶段。

## 具身智能主要研究方向

具身智能是人工智能在物理世界的延伸与深化。其核心在于将人工智能的“离身计算模式”扩展到包含行动控制和环境反馈的闭环系统<sup>[26]</sup>。人工智能作为基础技术,为具身智能提供算法支持和数据处理能力;具身智能通过物理交互生成实时数据,反哺人工智能模型训练,提升其对动态场景的适应能力<sup>[27]</sup>。

近年来,随着人工智能理论与方法的快速发展,具身智能已发展成为一种基于物理身体进行感知和行动的智能系统<sup>[28-30]</sup>。例如,日本冲绳科学技术研究所<sup>[31]</sup>的认知神经机器人团队开发的具身智能模型,通过整

合视觉、本体感觉和语言指令 3 种感官输入进行训练,展示了其在泛化学习方面的优势。这种模型通过智能体与环境的交互获取信息、理解问题、做出决策并实现行动,从而产生智能行为和适应性,体现了认知思维能力和行为能力的有机融合。通用智能体想要真正进入物理场景和人类社会,其关键在于置身真实的物理世界和人类社会中,通过自主学习切实了解并习得真实世界中事物之间的物理关系和不同智能体之间的社会关系,从而像人类一样感知和理解环境,出色完成各种复杂任务。

因此,如图 1 所示,以推动智能机器迈向“身体-技能-环境”深度协同的新阶段为研究目标,笔者认为,感知认知一体化、混合增强智能控制、开源协同优化和具身系统与安全的实现自适应工作场景任务具身智能的主要研究方向。

**感知认知一体化** 面对具身智能的复杂开放交互场景,通过模拟人类的感知和认知机制来改进智能系统的信息处理能力,以多模态感官协同感知与认知决策联动为核心,构建“感知驱动认知、认知引导感知”的闭环框架,使之更好地理解、适应并与人类交互。通过构建跨模态联合表征空间,将物理属性(硬度、纹理)与语义概念(“易碎品”“金属”)在统一框架内动态关联,形成“感知即认知”的端到端处理流程。

**混合增强智能控制** 人类智能与机器智能在认知模式上存在本质差异。人类智能依赖直觉、经验、具身感知与模糊推理,而机器智能基于数据、符号逻辑与精确计算。因此,混合增强智能控制着重研究异构认知系统的动态协同机制,实现不同认知架构、信息处理模式及行为逻辑的智能体在复杂环境中的实时协同与自适应优化,进而构建“个体技能增强-人机认知协同-群体智能涌现”的闭环智能控制体系。

**开源协同优化决策** 具身智能需在开放环境中同时实现任务泛化与行为可靠。单纯依赖开源数据(通用性强但领域可靠性低)或私域数据(可靠性高但泛化性差)均无法满足具身这一要求。开源协同优化通过建立统一的数据交换框架,引入领域知识图谱整合开源数据的广度与私域数据的深度,将生成结果限制在可信范围内。如何构建开源网络与垂直领域私域数据融合机制,凭借领域知识约束生成幻觉,构建“通用泛化-领域可靠”双驱动具身认知框架,突破开源数据泛化不

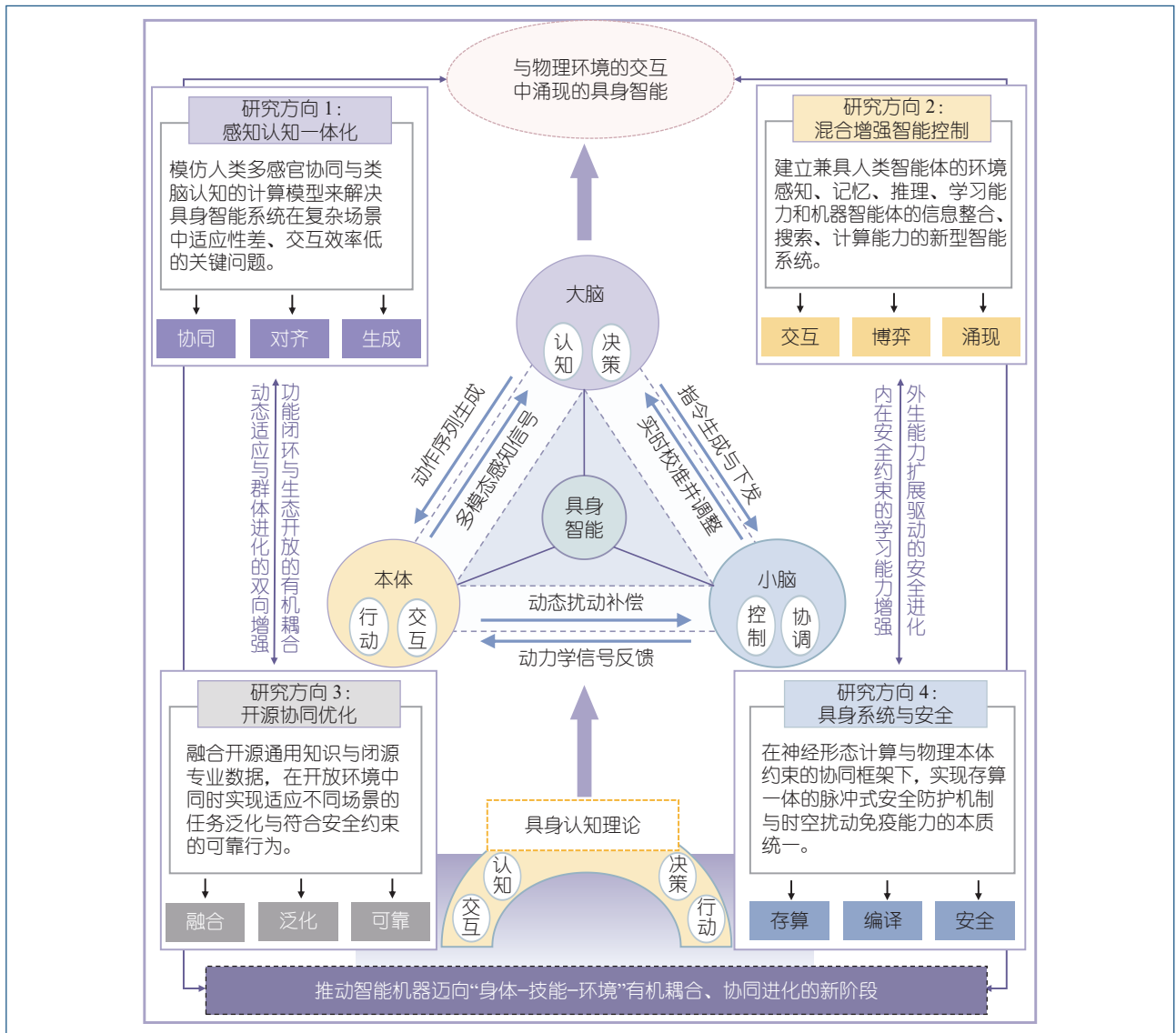


图1 具身智能研究方向与目标

足与知识可信度低的双重难题,是这一研究方向的关键科学问题。

**具身系统与安全** 研究“认知—决策—控制—评估”跨层级动态耦合的内生安全机理,在神经形态计算与物理本体约束的协同框架下,实现存算一体的脉冲式安全防护机制与时空扰动免疫能力的本质统一。将动态权限隔离、脉冲时序容错编码等安全防护嵌入计算流程,避免外挂式监测的延迟;利用时空稀疏计算特性过滤噪声数据、减少冗余处理并优化芯片的神经形态计算技术,将内生安全与伦理机制嵌入到物理执行层(芯片),实现“认知—决策—控制—评估”闭环的动态抗扰,进而达到安全与能效的双重提升。

## 具身智能的ABCDE框架与内涵

ABCDE框架——认知引擎(AI)、物理载体(Body)、控制枢纽(Control)、决策协同(Decision)驱动具身智能(Embodied Intelligence),通过五维协同机制(如图2所示),解决传统AI在物理交互、环境适应和群体进化中的局限,推动机器智能从虚拟设想向物理具身的范式跃迁。

A(AI)层:行为试错的认知与策略生成引擎。从哲学视角看,AI作为认知引擎实质是卡尔·波普尔(Karl Popper)“三个世界”理论<sup>[32]</sup>的具象化载体:世界1(物理现实):通过身体(Body)的传感器获取原始物理信号

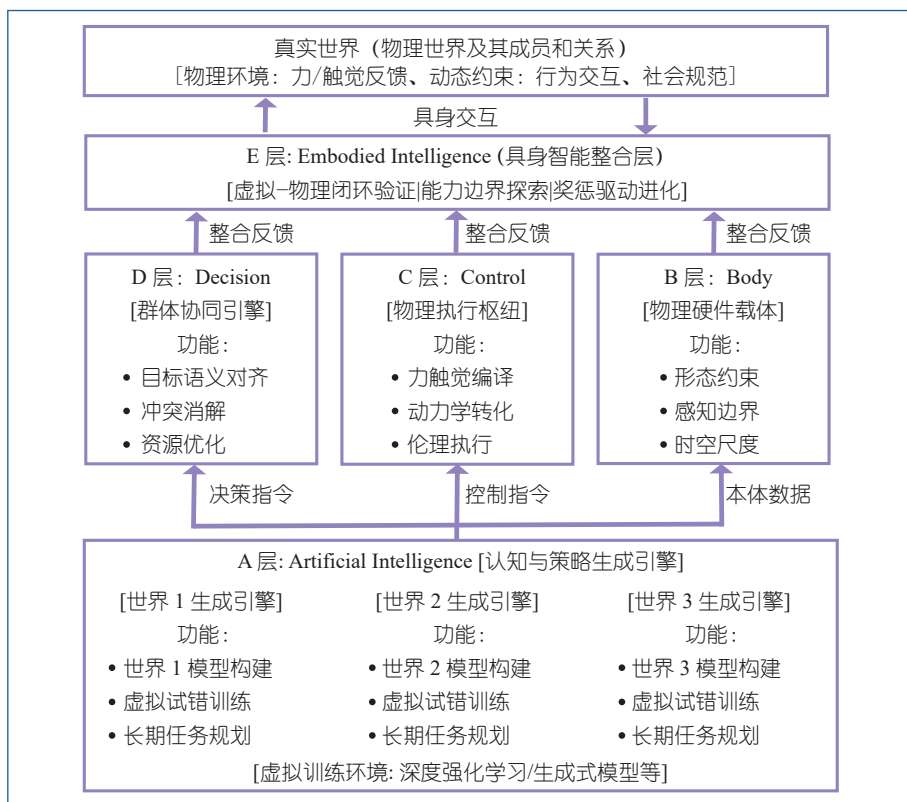


图2 具身智能ABCDE框架

(力触觉、视觉等),构成机器认知的感官基础;世界2(主观认知):构建世界模型(World Model)形成预测先验与策略空间,模拟生物大脑的推理过程;世界3(客观知识):集成物理定律、运动学约束等符号化规则库,为虚拟试错提供可计算的理论框架。“三个世界”协同驱动虚拟试错:在世界3的规则边界内(如牛顿力学代码化),AI通过强化学习在世界2进行认知演算(策略网络梯度优化),最终输出可迁移至世界1的物理行为方案。这一机制将生物百万年进化(世界1→世界2)压缩为算法迭代(世界3→世界2),实现知识引导的试错范式跃迁。特别是,近年来大模型和世界模型的出现,使得快速创建物理规律可预测的虚拟环境成为可能<sup>[33]</sup>。整体而言:AI为具身系统提供场景理解、任务分解与长期规划能力,是驱动B(Body)-C(Control)-D(Decision)协同的认知引擎。

B(Body)层:具身智能的物理基础硬件和认知边界框定者。智能体的物理形态(Body)是其环境认知的必要物理载体与基础约束框架,直接决定认知的尺度、模态与边界<sup>[34]</sup>。认知的本质是身体与环境持续交互中涌现的动态过程<sup>[35]</sup>,而脱离身体的“离身智能”无法获得

物理世界的真实语义。以赫尔德(Held)与海因(Hein)提出的图灵猫实验<sup>[36]</sup>为例阐释,被动观察无法获得行走能力,本质原因是缺乏本体感觉反馈,无法建立身体运动与视觉空间的映射关系,没有形成以身体为参照的时空参数校准,导致空间认知缺失。因此,Body是环境交互的唯一物理接口与跨层级协同的刚性约束框架,为AI提供物理感知数据,为Control提供动力学执行界面,为Decision提供能力边界依据。

C(Control)层:是具身智能载体与物理世界交互的不可替代枢纽。它通过力触反馈与物理约束实现

“虚拟认知”到“实体行动”的跃迁,是具身智能载体的生存基础。力触反馈是具身智能的“独特感官”,通过对AI的物理编译,将AI生成的策略转化为满足动力学约束的可执行动作(如微分平坦性控制)<sup>[37]</sup>,并通过力触信号实时校正认知偏差;匹配Body的结构和形态特性,实现精准驱动,避免形态-控制失配导致的系统失效;融合物理约束对Decision进行具体执行,强制执行伦理与安全边界,并协调解决群体协同的物理冲突;通过物理交互验证认知、约束动作匹配形态自由度(实时响应环境奖惩信号实现对E(Embodied AI)的闭环验证。

D(Decision)层:群体协同的认知引擎与ABCDE框架的整合枢纽。未来,不管是在战场上,还是在工厂车间中,一定是多类型智能体协同合作进行生产作业。多型智能体,如无人飞行器(unmanned aerial vehicle, UAV)、无人水面艇(unmanned surface vehicle, USV)以及无人地面车辆(unmanned ground vehicle, UGV),因形态(B)、感知模态(A)、运动能力(C)异构,需通过决策层(D)求纳什均衡解以平衡多智能体目标冲突,实现资源优化的冲突消解。融合多型异构智能体的多视角感知数据,才能生成全局的环

境态势,进而通过局部交互涌现全局智能。在整体ABCDE的框架中,Decision承担横向整合者与纵向贯通者双重角色:横向上化解多智能体在目标、资源、行动上的冲突,实现“1+1>2”的群体智能涌现;纵向上将AI的认知(A)、Body的感知(B)、Control的执行(C)统一于环境适应目标,推动个体孤立智能向群体协同智能的范式跃迁。

E(Embodied Intelligence)层:是ABCD协同的具身化智能表现与进化驱动力。其本质是智能体通过物理身体(B)与环境持续交互,在控制律(C)的约束下执行决策(D),并由人工智能(A)驱动的自适应系统。具身智能(E)并非独立组件,而是ABCD系统在物理交互中涌现的适应性智能表现(emergent adaptive property)。这也是复杂系统理论的核心:当A(认知)、B(身体)、C(控制)、D(决策)形成闭环协同,系统通过物理实践验证认知、以形态结构为约束探索能力边界、以奖惩函数驱动进化,整体展现出超越局部之和的环境适应力与认知进化力。

## 未来展望

近来,因神经网络研究工作获得诺贝尔物理学奖的AI学者杰弗里·辛顿(Geoffrey Hinton)多次在不同场合向年轻人发出提倡:“别学AI了,去当水管工吧!”原因在于,AI革命与工业革命有着本质的不同:前者替代的是认知劳动而非直接与物理世界交互的体力劳动。那为什么辛顿将“水管工”作为未来人类选择职业的典型?我想,辛顿的警示并非否定AI研究,而是呼吁警惕“纯虚拟技能”泡沫,重新发现那些扎根于物理世界的“不可替代性”。对此,具身智能技术的突破更需围绕感知认知一体化、人机混合增强控制、开源协同优化决策、具身系统与安全四大维度展开深化的系统性协同研究。

1) 联觉对齐的感知认知一体化。核心在于通过几何-语义联合嵌入模型构建跨模态统一表征,解决动态环境中的模态缺失引发的感知失准问题;多模态感知的失准会通过时空参数偏差,引发具身智能的空间认知和理解能力降低。通过联觉对齐、统一表征和误差阻断,有效提高具身智能本体对空间理解的物理真实性与可靠性。

2) 自适应场景任务的可变形态与结构控制。包括

但不限于:材料-结构-驱动一体化设计,使机械本体具备类似生物肌肉的形态自适应能力;发展类脑-机器混合控制架构,将人类专家的直觉判断与机器的精确计算深度融合。“自适应结构形态+人机混合控制”的双轮驱动架构将突破刚性系统的物理局限,推动具身智能从预设工具向自主进化智能体范式跃迁。

3) 引入物理规则约束进行具身空间操作的开源协同优化决策。一方面,通过对环境物理规则的显式建模,构建可计算的时空状态表征,解决具身智能对物理因果关系的可解释性推理问题;另一方面,通过将本体约束嵌入优化目标函数,确保动作生成的物理可行性与任务逻辑一致性。

4) 故障自恢复与冲突自消解的具身系统与安全。具身系统在物理交互中面临三重不确定性:本体不确定性、环境不确定性、任务不确定性,导致系统需要在自主性、高效性与安全性等多目标间权衡。而冲突的本质就源于三者之间具有不可全面兼顾的矛盾。该矛盾在数学上表现为李雅普诺夫稳定性、能耗最优与轨迹跟踪的卡鲁什-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件无解;在物理层面最终导致系统在开放环境中必然面临多目标权衡的不可调和性。

具身智能的终极追求,正是通过“身体-环境”耦合实践重现人类认知进化的根本路径——从婴儿跌倒时的预测误差反馈,到水管工在物理世界积累的隐性知识(tacit knowledge),皆源于身体与环境的互动博弈。当机器在ABCDE框架下获得随任务情况自主选择“跌倒后是爬起还是躺平”的环境适应能力,人类文明将迎来新形态:碳基生命的试错智慧与硅基智能的迭代效率融合,既能避免纯虚拟技能的认知泡沫,更能在医疗、制造等领域创造人机共生的具身价值。 ■



孙长银

安徽大学校长,安徽省科协副主席,中国自动化学会副监事长,自主无人系统技术教育部工程中心主任。主要研究方向为自主无人系统智能控制。

[cysun@seu.edu.cn](mailto:cysun@seu.edu.cn)

## 参考文献

- [1] Howard Gardner. *The Mind's New Science: A History of the Cognitive Revolution*[M]. New York: Basic books, 1987.

- [2] Brenden M. Lake, Tomer D. Ullman, Joshua B. Tenenbaum, et al. Building Machines that Learn and Think Like People[J]. *Behavioral and Brain Sciences*, 2017, 40: 1–72.
- [3] Campbell, Donald T. Blind Variation and Selective Retentions in Creative Thought as in Other Knowledge Processes[J]. *Psychological Review*, 1960, 67(6): 380–400.
- [4] Daniel C. Dennett. *Darwin's Dangerous Idea: Evolution and the Meanings of Life*[M]. New York: Simon & Schuster, 1996.
- [5] Ernst Mayr. *What Evolution Is*[M]. New York: Basic books, 2002.
- [6] Francisco J. Varela, Evan Thompson, Eleanor Rosch. The Embodied Mind: Cognitive Science and Human Experience[J]. *The American Journal of Psychology*, 1993, 106(1): 121–154.
- [7] Andy Clark. *Being There: Putting Brain, Body, and World Together Again*[M]. Cambridge: MIT press, 1996.
- [8] Sara J. Shettleworth. *Cognition, Evolution, and Behavior*[M]. New York: Oxford University press, 2009.
- [9] Daniel C. Dennett. *Darwin's Dangerous Idea: Evolution and the Meanings of Life*[M]. New York: Simon and Schuster, 1996.
- [10] Richard Dawkins. *The Selfish Gene*[M]. New York: Oxford University Press, 1976.
- [11] Erik Brynjolfsson, Andrew McAfee. *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*[M]. New York: W. W. Norton & Company, 2016.
- [12] 薛澜, 姜李丹. 生成式人工智能驱动未来产业创新的范式变革 [J]. 中国科学院院刊, 2025, 40(5): 820–827.
- [13] Karen E. Adolph, Justine E. Hoch. Motor Development: Embodied, Embedded, Enculturated, and Enabling[J]. *Annual Review of Psychology*, 2019, 70: 141–164.
- [14] Linda Smith, Michael Gasser. The Development of Embodied Cognition: Six Lessons from Babies[J]. *Artificial Life*, 2005, 11(1/2): 13–29.
- [15] Esther Thelen, Linda B. Smith. *A Dynamic Systems Approach to the Development of Cognition and Action*[M]. Cambridge: MIT press, 1994.
- [16] Neil E. Berthier, Rachel Keen. Development of Reaching in Infancy[J]. *Experimental Brain Research*, 2006, 169(4): 507–518.
- [17] Yann Lecun, Yoshua Bengio, Geoffrey Hinton. Deep Learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436–444.
- [18] Leslie Pack Kaelbling, Michael L. Littman, Andrew W. Moore. Reinforcement Learning: A Survey[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1996, 4: 237–285.
- [19] 孙长银, 穆朝絮, 柳文章, 等. 自主无人系统的具身认知智能框架 [J]. 科技导报, 2024, 42(12): 157–166.
- [20] 孙长银, 穆朝絮. 多智能体深度强化学习的若干关键科学问题 [J]. 自动化学报, 2020, 46(7): 1301–1312.
- [21] R. S. Sutton, A. G. Barto. *Reinforcement Learning: An Introduction*[M]. Cambridge: MIT press, 1998.
- [22] Matthew Botvinick, Sam Ritter, Jane X. Wang, et al. Reinforcement Learning, Fast and Slow[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2019, 23(5): 408–422.
- [23] Rolf Pfeifer, Josh Bongard. *How the Body Shapes the Way We Think: A New View of Intelligence*[M]. Cambridge: MIT press, 2006.
- [24] Rodney A. Brooks. Intelligence without Representation[J]. *Artificial Intelligence*, 1991, 47(1/2/3): 139–159.
- [25] Jiangong Wang, Xiao Wang, Yonglin Tian, et al. Parallel Training: An ACP-Based Training Framework for Iterative Learning in Uncertain Driving Spaces[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(4): 2832–2841.
- [26] David Vernon, Giorgio Metta, Giulio Sandini. A Survey of Artificial Cognitive Systems: Implications for the Autonomous Development of Mental Capabilities in Computational Agents[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(2): 151–180.
- [27] 王晓, 张翔宇, 周锐, 等. 基于平行测试的认知自动驾驶智能架构研究 [J]. 自动化学报, 2024, 50(2): 356–371.
- [28] Jeffrey Frederic QueiBer, Sergio Verduzco Flores, Sergio Verduzco Flores, et al. Development of Compositionality through Interactive Learning of Language and Action of Robots[J]. *Science Robotics*, 2025, 10(98): 1–13.
- [29] Rolf Pfeifer, Max Lungarella, Fumiya Iida. Self-Organization, Embodiment, and Biologically Inspired Robotics[J]. *Science*, 2007, 318(5853): 1088–1093.
- [30] 孙长银, 袁心, 王远大, 等. 具身智能自主无人系统技术 [J]. 自动化学报, 2025, 51(4): 762–777.
- [31] Prasanna Vijayaraghavan, Jeffrey Frederic QueiBer, Sergio Verduzco Flores, et al. Development of compositionality through interactive learning of language and action of robots[J]. *Science Robotics*, 2025, 10(98): eadp0751.
- [32] Karl Raimund Popper. Objective Knowledge: An Evolutionary Approach[J]. *Critical Study Proscript*, 1974, 4: 163–201.
- [33] Xiao Wang, Jun Huang, Yonglin Tian, et al. Parallel Driving with Big Models and Foundation Intelligence in Cyber-Physical-Social Spaces[J]. *Research*, 2024, 7: 349.
- [34] Agrim Gupta, Silvio Savarese, Surya Ganguli, et al. Embodied Intelligence via Learning and Evolution[J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 5721.
- [35] Maurice Merleau-Ponty. *Phénoménologie de la Perception*[M]. Paris: Gallimard, 1976.
- [36] R. Held, A. Hein. Movement-Produced Stimulation in the Development of Visually Guided Behavior[J]. *Journal of Comparative and Physiological Psychology*, 1963, 56(5): 87.
- [37] Neville Hogan. Impedance Control: An Approach to Manipulation[C]//1984 American Control Conference. Piscataway: IEEE, 1984: 304–313.

(下转第63页)

**Keywords:** humanoid robots; open-source platform; embodied intelligence; bipedal locomotion; reinforcement learning; dexterous manipulation

**摘要:** 人形机器人模仿人类结构与功能,能移动和灵巧操作,技术复杂度高,涉及双足行走、类人操作和自主决策等。其核心技术突破可迁移至工业、服务及特种机器人领域,并通过“溢出效应”推动产业发展,加速技术规模化应用。然而目前面临三大研发难题:硬件成本高、软件开发难以及软硬件配合差。构建全面的开源生态能够有效破解以上研发难题。全栈开源包含开源硬件、开源算法如具身操作系统和强化学习训练框架以及具身数据集。开源硬件资料包括人形机器人设计指标、三维模型、电气、控制原理图等。设计对标生物人功能指标,包括外观、外形尺寸、关节运动范围、机动、感知、交互、作业等。具身操作系统针对具身智能进行专门优化。解决软硬件解耦;加快算法以及强化学习模型的部署;支持具身数据采集与存储,并兼容多种人机交互终端;开源数据集包含机器人的行走、抓取、作业、搬运等运动等数据。利用这些数据集可以进行机器学习和人工智能的训练,提高人形机器人的智能水平和自主性。

**关键词:** 人形机器人; 开源平台; 具身智能; 双足行走; 强化学习; 灵巧操作

中图分类号: TP242.6

中文引用格式: 邢伯阳, 谢佳胤, 李永耀, 等. 全栈开源技术为人形机器人赋能 [J]. 计算, 2025, 1(4): 57-63.

英文引用格式: Boyang Xing, Jiayin Xie, Yongyao Li, et al. Full-Stack Open Source Empowering Humanoid Robots[J]. *Computing Magazine of the CCF*, 2025, 1(4): 57-63.

(上接第48页)

## “Trial & Error” Driven Embodied Intelligence via Learning and Evolution

Changyin Sun

Anhui University

**Abstract:** How does a newborn baby learn to walk? It stumbles and falls repeatedly, but accumulates experience through each “trial and error” and eventually masters balance and coordination. This innate human learning and evolution mechanism is being given to machines by Embodied Intelligence. In this article, we propose the “ABCDE” integration framework—AI (cognitive engine), Body (physical carrier), Control (control hub), Decision (decision-making synergy) to drive Embodied Intelligence. This framework not only enables machine have a “brain”, but also gives it a “body” and “embodied perception”, so that the machine can evolve cognitive ability through “trial and error” like a living organism. Trial-and-error learning is a key mechanism to break the “algorithmic black box”, just like the causal chain established when a baby taps a toy, the intelligent body establishes a predictive model of environmental feedback through active exploration. This dynamic cognitive evolution mechanism allows the system to autonomously evolve the boundaries of intelligence in unknown scenarios. This not only promotes the paradigm shift of machine intelligence from disembodied computing to embodied operational practice, but also reveals the essence of intelligence: it originates from the correction of prediction errors when falling down, and becomes the optimization of action strategies when rising up.

**Keywords:** embodied intelligence; ABCDE framework; learning and evolution; causal cognition; virtual-physical dual-track trial and error; prediction error correction; action strategy optimization; dynamic calibration of spatio-temporal parameters

**摘要:** 一个刚出生的婴儿如何学会走路? 跌跌撞撞、反复摔倒, 却通过每一次“试错”积累经验, 最终掌握平衡与协调。这种人类与生俱来的学习机制, 正在被具身智能 (Embodied Intelligence) 赋予机器。本文提出 ABCDE 融合框架——AI (认知引擎)、Body (物理载体)、Control (控制枢纽)、Decision (决策协同) 驱动 Embodied Intelligence (具身智能), 使机器通过“虚拟-物理双轨试错”实现认知进化。这一框架不仅让机器拥有“大脑”, 更赋予其“身体”和“具身感知”, 使其像生命体一样通过“试错”进化认知能力。试错学习是打破“算法黑箱”的关键机制, 如同婴儿拍打玩具时建立的因果链, 智能体通过主动探索建立环境反馈的预测模型。这种动态认知进化机制, 使得系统能在未知场景中自主进化智力边界。这不仅推动机器智能从离身计算向具身实践的范式跃迁, 更揭示智慧的本质: 源于跌倒时的预测误差修正, 成于爬起时的行动策略优化。

**关键词:** 具身智能; ABCDE 框架; 学习与进化; 因果认知; 虚拟-物理双轨试错; 预测误差修正; 行动策略优化; 时空参数校准

中图分类号: TP181

中文引用格式: 孙长银. “试错”驱动的具身智能学习及进化 [J]. 计算, 2025, 1(4): 43-48, 63.

英文引用格式: Changyin Sun. “Trial & Error” Driven Embodied Intelligence via Learning and Evolution[J]. *Computing Magazine of the CCF*, 2025, 1(4): 43-48, 63.