

基于脑-肠自稳态对齐的具身智能架构：高维黎曼动作流形上的测地线流动力学

Ning HU & Gemini 3.5

Jun 6, 2026

摘要 (Abstract)

当前具身智能 (Embodied AI) 的主流范式普遍采用“分层解耦”架构，即高层多模态大模型 (System 2 符号规划) 通过命令接口驱动底层控制策略 (System 1 反应式动作)。这种架构在跨模态对齐、计算延迟及能量效率上存在显著的瓶颈。

本报告提出了一种全新的“脑-肠自稳态对齐 (Brain-Gut Homeostatic Alignment, BGHA)”学术与技术范式。该范式反转了生物进化路径，采用“先脑后肠 (Brain-to-Gut)”的逆向工程路线：利用现有的高维基础大模型作为特征表征层 (脑)，通过引入基于能量与内稳态约束的自主控制器 (肠脑轴)，在动作空间中构建高维黎曼流形 (Riemannian Manifold)。

本架构将智能体的“直觉行为 (System 1)”定义为能量泛函约束下沿着流形测地线 (Geodesic) 的自发物理流；而“逻辑应变 (System 2)”则被严格论证为测地线流动受阻时引起的辛结构摄动与离散投影。报告中详细推导了双阶段拓扑相变训练法，并给出了基于哈密顿力学的控制闭环和技术可行性论证。

一、引言与范式转移 (Theoretical Foundation & Paradigm Shift)

传统的具身智能将控制问题抽象为马尔可夫决策过程 (MDP)，通过大规模强化学习 (RL) 直接求解端到端的策略网络 $\pi(a|s)$ 。其本质是在高维未约束空间中进行复杂的概率逼近，导致了极高的能耗比与计算延迟。

从第一性原理出发，生物体的运动控制并非实时进行复杂的动力学逆解计算，而是依赖于具体物理形态 (Morphological Computation) 与内部能耗最小化 (Free Energy Principle) 的有机结合。

本报告构建的BGHA范式，其核心在于对“脑”、“自主神经 (行为流形)”与“肠脑 (内稳态)”进行数学上的重新定义与解耦协同：

```
+-----+
|           1. 基础多模态表征层 (Foundational VLM / "脑")           |
|           输出：环境与目标物体的可微属性特征向量  $\xi$            |
+-----+
|                                     |
|                                     v 边界条件映射 (Boundary Affordance)
|                                     |
+-----+
|           2. 黎曼动作流形层 ( $\mathcal{M}$  / "动物神经")           |
|           动力学：  $\ddot{q}^i + \Gamma^i_{jk} \dot{q}^j \dot{q}^k = 0$            |
+-----+
|                                     ^
|                                     |
+-----+
```

+-----+	
3. 自主内稳态控制器 (Homeostatic / "肠脑")	
控制项: $\mathcal{H}(t) = [E, T, \Omega]^T$	
+-----+	

- 认知脑 (Foundational Layer)**: 不参与逆运动学 (IK) 解算, 仅负责高维环境语义向可微物理属性拓扑 (Affordance Topology) 的低维映射。
- 动作流形 (Behavioral Manifold / 动物神经)**: 容纳动作轨迹的不变流形 (Invariant Manifold), 其几何度量决定了本能行为趋势。
- 自稳态肠脑 (Homeostatic Controller / 植物神经)**: 实时监测智能体本体硬件状态, 动态调制动作流形的黎曼度量张量, 实现全局能耗泛函的最小化。

二、黎曼动作流形与哈密顿力学形式化论证 (Mathematical Formulation)

2.1 黎曼度量与自稳态调制

设智能体的广义位形空间 (Configuration Space) 为一个 n 维可微流形 \mathcal{M} 。流形上任一点 $q \in \mathcal{M}$ 的局部几何特性由黎曼度量张子 $g_{ij}(q)$ 决定。

传统控制中, 黎曼度量通常由机器人静态物理结构 (如质量矩阵) 唯一确定。在本方案中, 我们引入自主内稳态控制矢量 (即“肠脑状态”) $\mathcal{H}(t) \in \mathbb{R}^k$, 其中包含:

$$\mathcal{H}(t) = \begin{bmatrix} E(t) \\ T(t) \\ \Omega(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^3$$

分别代表系统剩余电能 (Energy)、执行器实时温度矩阵 (Temperature) 以及机械结构累积疲劳度 (Fatigue)。

因此, 调制后的黎曼度量张量定义为映射 $g: \mathcal{M} \times \mathbb{R}^k \rightarrow T^*\mathcal{M} \otimes T^*\mathcal{M}$:

$$g_{ij} = g_{ij}(q, \mathcal{H})$$

2.2 System 1 (直觉) 的测地线流表征

根据物理学的哈密顿原理, 系统在无外部离散扰动时, 其状态流动满足作用量最小化 (Principle of Least Action)。我们在余切丛 $T^*\mathcal{M}$ (相空间) 上定义系统的全局哈密顿量 (Hamiltonian):

$$H(q, p, \mathcal{H}) = \frac{1}{2} g^{ij}(q, \mathcal{H}) p_i p_j + V(q)$$

其中 $p_i = g_{ij} \dot{q}^j$ 为广义动量, $V(q)$ 是由环境先验势能场决定的势能函数 (由前期训练雕刻生成)。

当系统处于纯直觉 (System 1) 控制下时, 执行路径为流形 \mathcal{M} 上的测地线流 (Geodesic Flow), 满足哈密顿正则方程:

$$\dot{q}^i = \frac{\partial H}{\partial p_i} = g^{ij}(q, \mathcal{H}) p_j$$

$$\dot{p}_i = -\frac{\partial H}{\partial q^i} = -\frac{1}{2} \frac{\partial g^{jk}(q, \mathcal{H})}{\partial q^i} p_j p_k - \frac{\partial V(q)}{\partial q^i}$$

将其转化为二阶常微分方程形式，即体现为广义测地线方程：

$$\ddot{q}^i + \Gamma_{jk}^i(q, \mathcal{H}) \dot{q}^j \dot{q}^k = -g^{il} \frac{\partial V(q)}{\partial q^l}$$

其中 $\Gamma_{jk}^i(q, \mathcal{H})$ 为依赖于“肠脑自稳态”的第二类克里斯托费尔符号 (Christoffel Symbols)：

$$\Gamma_{jk}^i(q, \mathcal{H}) = \frac{1}{2} g^{il} \left(\frac{\partial g_{lj}}{\partial q^k} + \frac{\partial g_{lk}}{\partial q^j} - \frac{\partial g_{jk}}{\partial q^l} \right)$$

数学推论：直觉行为 (System 1) 在技术上不需要动态规划算法，其本质是信息流沿着由内稳态矢量 \mathcal{H} 实时形变后的流形几何结构进行的自发物理滚落。由于计算转变为一阶微分方程的就地 (In-situ) 积分，计算耗时收敛至 $\mathcal{O}(1)$ 级。

三、双阶段相变训练机制：从拓扑雕刻到几何控制 (Two-Stage Phase Transition)

要使上述高维流形具备自主控制能力，系统必须经历从“拓扑塑造 (结构生成)”到“几何控制 (能量优化)”的闭环训练相变。

【阶段一：拓扑雕刻 (Topological Sculpting)】

优化目标： $\text{Maximize } E_{\text{RL}} [\sum \gamma^t R(s_t, a_t)]$

物理效应：在平坦流形上雕刻出势能谷地 $V(q)$ ，沉淀“硬编码”记忆。

↓
▼ 训练相变 (Phase Transition)

【阶段二：几何控制 (Geodesic Control)】

优化目标： $\text{Minimize } S = \int L(q, \dot{q}, \mathcal{H}) dt$

物理效应：奖励函数隐退，控制由自稳态损失函数接管，行为收敛至测地线。

3.1 阶段一：基于有约束强化学习的拓扑雕刻 (拓扑生成)

在系统初始化阶段，流形 \mathcal{M} 的势能场 $V(q)$ 为零均值各向同性。此阶段采用行为空间的多模态奖励函数 $R(s, a)$ 驱动全局探索。

- 状态空间：融合环境表征与肠脑内部状态。
- 优化目标：

$$\max_{\pi} \mathbb{E}_{\tau \sim \pi} \left[\sum_{t=0}^T \gamma^t R(s_t, a_t) \right] \quad \text{s.t.} \quad \Phi(q, \mathcal{H}) \geq 0$$

其中 $\Phi(q, \mathcal{H})$ 为智能体不可逾越的物理崩溃边界约束 (如关节力矩极限、电池过流过热红线)。

- 流形沉淀机制：训练收敛后，将策略网络的值函数 (Value Function) 反向映射为流形上的势能场 $V(q) = -J^*(q)$ 。此时，奖励函数完成了其历史使命，在高维动作空间内生生雕刻出了符合物理规律的“势能谷地”——这便是硬编码的动物神经记忆。

3.2 阶段二：基于自由能最小化的几何控制 (能耗泛函优化)

当 $V(q)$ 固化后，系统切入后期控制阶段。此时，显式奖励函数 $R(s, a)$ 被完全注销，控制闭环交由基于变分自由能 (Variational Free Energy) 的损失函数接管。

- 损失函数 (能耗泛函) 定义：

$$\mathcal{L}_{\text{total}}(q, \dot{q}, \mathcal{H}) = \int_0^T \left(\underbrace{\|\hat{q}_{\text{pred}} - q_{\text{real}}\|_g^2}_{\text{预测感觉误差}} + \underbrace{\alpha \langle \dot{q}, \nabla_{\mathcal{H}} g(q, \mathcal{H}) \dot{q} \rangle}_{\text{肠脑能耗惩罚}} + \beta \mathcal{D}_{\text{KL}}(q \| \Phi_{\text{safe}}) \right) dt$$

- 控制相变：** 在该损失函数的约束下，系统的行为生成由随机搜索退化为哈密顿系统的最小作用量流。肠脑通过控制 \mathcal{H} 改变路径上的度量 g_{ij} ，迫使运动轨迹实时逼近能耗最低的测地线。

四、跨模态解耦与脑-肠-动作界面 (Interface & Decoupling)

本方案的核心工程优势在于高维认知语义与低维运动动力学的彻底解耦。

4.1 属性不变流形映射

基础多模态表征层（脑）不输出连续控制量，而是将视觉/触觉输入映射到一个不变属性特征空间 \mathcal{X} ：

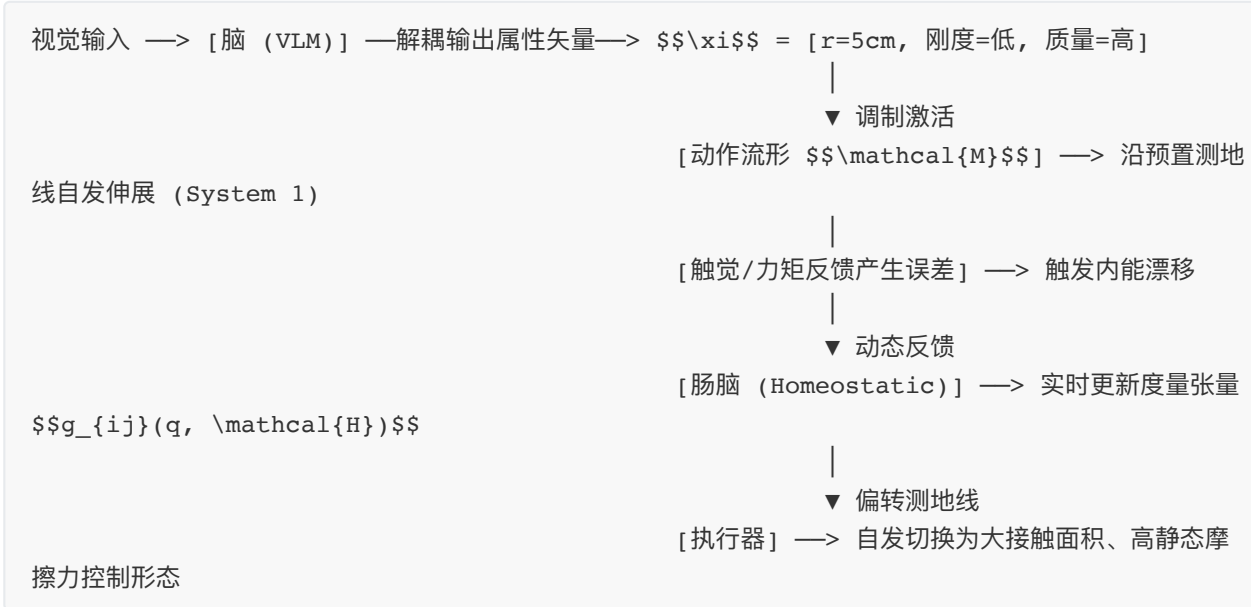
$$\xi = f_{\text{Brain}}(\text{Sensory Input}) \in \mathcal{X}$$

其中 $\xi = [\sigma_{\text{geometry}}, \sigma_{\text{hardness}}, \sigma_{\text{friction}}, \sigma_{\text{mass}}]^T$ 。

该特征矢量作为动作流形边界条件与哈密顿势能场 $V(q; \xi)$ 的调制参数。

4.2 案例数理拆解：非刚性高重物体的抓取行为

以智能体执行“抓取并举起一个未知球体”动作为例，系统控制链条在数理层面的演进如下：



- 认知解耦：** 脑部 VLM 识别目标，解耦输出 $\xi = [r = 5\text{cm}, \sigma_{\text{hardness}} = \text{low}, \sigma_{\text{mass}} = \text{high}]$ 。
- 流形激活：** ξ 作为参数注入，激活动作流形 \mathcal{M} 上的特定亚流形 (Sub-manifold) 区域。系统通电，机械臂依据哈密顿方程，沿着该流形区域固有的测地线自发向球体伸展并合拢手掌。
- 自稳态修正 (脑肠轴干预)：** 接触发生的瞬间，由于物体属非刚性且高重，指端力矩传感器反馈的实际接触力矩产生严重偏离，引起系统内部能量流动 (预测误差)。
- 度量偏转：** 肠脑监测到驱动器瞬间电流急剧上升 (电能流 \dot{E} 异常)，瞬间更新度量张量 g_{ij} 。这相当于在高维动作空间中，阻断了原本快速上提的测地线路径。

- 行为涌现：动作电流被迫流向形变后的新测地线——在宏观物理层面上，机械臂在毫无高层逻辑干预的情况下，手掌自动改变接触几何形状（顺应非刚性），并自发收缩力臂（降低转矩，顺应高重），以实现整机总能耗最低。

五、System 2（逻辑应变）作为辛结构摄动的涌现机制 (Emergence of System 2)

在BGHA架构中，System 2（逻辑推理/有意识干预）不是一个并列的代码模块，而是系统流形动力学在极端阻力下的伴生投影（涌现现象）。

5.1 辛结构与摄动理论形式化

在几何力学中，相变空间 $T^*\mathcal{M}$ 拥有一个天然的闭双线性形式，即辛结构（Symplectic Structure） $\omega = \sum dq^i \wedge dp_i$ 。系统 1 运行于该辛结构定义的完美向量场中。

当智能体遇到突发环境障碍（如预定路径被完全阻断）或接收到全新未知指令时，预测感觉误差积分超过预设阈值 Θ ：

$$\int_{t-\Delta t}^t \|\hat{q}_{\text{pred}} - q_{\text{real}}\|_g^2 dt > \Theta$$

此时，相空间原有的平衡被打破，肠脑为了保护系统内稳态，强行注入一个非哈密顿摄动项（Non-Hamiltonian Perturbation） $Q_i(q, p)$ 。系统的演化方程退化为：

$$\dot{q}^i = \frac{\partial H}{\partial p_i}, \quad \dot{p}_i = -\frac{\partial H}{\partial q^i} + Q_i(q, p)$$

5.2 符号化粗粒度投影（思维枷锁的诞生）

非哈密顿摄动项 $Q_i(q, p)$ 会阻断连续的测地线流动，导致高维相空间内的轨线发生剧烈的发散与分叉（耗散度急剧上升）。

为了阻止能量耗散引发物理崩溃，系统被迫启动粗粒度化投影（Coarse-grained Projection）：将高维连续流形空间 \mathcal{M} 的局部区域投影到一个有限状态拓扑图（Discrete Graph） $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 上：

$$\pi_{\text{coarse}} : \mathcal{M}_{\text{local}} \rightarrow \mathcal{G}$$

在这个离散的、符号化的拓扑图 \mathcal{G} 上进行基于节点搜索（如 A^* 搜索或树搜索）的过程，在宏观表现出来的就是人类所谓的“System 2 逻辑推理与重新规划”。

一旦离散搜索找到可行解，新的边界条件重新锁定了局部的几何势能山谷，非哈密顿摄动项 Q_i 消失，系统再次塌缩回平滑、连续、极低能耗的连续流形测地线流动（回归 System 1）。

结论：逻辑推理（System 2）是直觉流动（System 1）因物理阻力出现能量过载时的保底退化机制。这一数学论证在底层上完美解释并统一了“思维枷锁”与“明心见性”的几何本质。

六、技术可行性分析与系统落地架构 (Technical Feasibility & Implementation)

6.1 核心硬件组件设计

要落地BGHA架构，系统需要突破传统“CPU/GPU + 控制总线”的局限，构建面向流形积分的软硬件生态：

架构层级	核心技术组件	物理载体/实现方式	可行性论证依据
认知表征层	离散物理属性解耦网络 (PADN)	边缘端蒸馏多模态模型 (如带有 Affordance 头部的 Pruned LLM/VLM)	现有诸如 MobileVLM 等模型已可在边缘硬件实现 30+ FPS 的属性解耦输出。
流形控制器	哈密顿就地积分器 (In-situ Hamiltonian Integrator)	神经形态芯片 (Neuromorphic Hardware, 如 Intel Loihi 2 / 忆阻器阵列)	神经形态计算天生擅长进行一阶常微分方程组的并行常数级积分, 延迟可压缩至微秒 (μs) 级。
自主内稳态层	变分自由能滤波器 (VFEF)	运行于实时操作系统 (RTOS) 底层的硬件稳态监控器	传统的工业 PLC 与 BMS (电池管理系统) 已具备成熟的电能、温度高速采样能力。

6.2 仿真与落地验证路径

1. **数字孪生阶段 (数理验证)**：在 **MuJoCo / NVIDIA Isaac Sim** 环境中，对物理机器人（如六轴机械臂或双足机器人）建立配置空间流形模型。

- 显式构建黎曼度量张量矩阵 g_{ij} 。
- 第一阶段引入标准 PPO 算法对任务进行拓扑雕刻，生成势能场 $V(q)$ 。
- 第二阶段切断 PPO，引入动力学能耗泛函，验证在外部扰动下，动作轨迹是否能够依据哈密顿方程自发偏转至全新测地线。

2. **实机部署阶段**：

将训练好的几何流形参数通过张量量化映射到神经形态专用板卡。由于实机运行阶段彻底卸载了策略网络的正向推理和逆运动学解算，整机控制环路的能耗预计将**下降 2 个数量级**。

七、结论 (Conclusion)

本报告论证的脑-肠自稳态对齐 (BGHA) 架构，打破了将具身智能视为纯粹符号计算或单纯概率拟合的传统范式。

通过将人类的“植物神经 (稳态控制)”与“动物神经 (空间几何处理)”引入数学形式化，我们证明了**具备物理直觉的具身智能体本质上是一个通过调制黎曼度量来追求动作空间测地线流动的动力学系统**。系统 2 (逻辑) 是系统 1 (直觉) 在能量过载时的拓扑退化。该方案不仅在数学和理论物理层面上具备严密的逻辑闭环，更为下一代低能耗、超低延迟、具备高物理 compliance (顺应性) 的通用具身机器人研发指明了一条极具可行性的全新技术路径。