doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.025

动态拓扑与认知耦合的农业多智能体协同动力学建模与自适应调控研究

何有宸　谭贤四　曲智国　侯　铭
(空军预警学院防空预警装备系, 武汉 430014)

摘要: 传统农业多智能体协同(如植保机器人编队、分布式土壤墒情监测网络)过程中,拓扑结构的静态性与认知状态的时变性(如作物遮挡导致的定位偏差、气象扰动引发的传感误差)之间存在的固有矛盾,是制约协同效率与系统鲁棒性的核心瓶颈之一。针对上述问题,本文提出动态拓扑-认知双向耦合的协同动力学模型,通过构建"认知状态驱动拓扑演化、拓扑结构反馈认知协同"的闭环机制,实现动态环境下农业多智能体节点间的高效协同。首先,基于认知协同偏差设计动态连接函数,引入认知熵与信任度分别量化认知不确定性与农业智能体节点间可靠性。其次,通过局部耦合、全局牵引及外部控制输入,精准刻画节点协同性能。设计领导者节点动态选择机制,以实现复杂场景下的全局实时高效调控。理论分析及仿真验证表明,该模型具有全局渐近稳定性,拓扑与认知间形成"认知优化-高效交互-协同加速"的正向循环,显著提升了农业多智能体系统对复杂动态环境的适应性与抗干扰能力,为复杂农业协同系统(如无人机植保编队、分布式灌溉控制网络)设计提供了理论支撑。

关键词: 农业多智能体系统; 协同动力学; 动态拓扑; 认知耦合; 双向调控; 能控机制
中图分类号: TP13　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)23-0266-09　　**OSID**:

Cooperative Dynamics Modeling and Adaptive Regulation of Agricultural Multi-agent Systems with Dynamic Topology and Cognitive Coupling

He Youchen　Tan Xiansi　Qu Zhiguo　Hou Ming
(*Department of Air Defense and Early Warning Equipment*, *Air Force Early Warning Academy*, *Wuhan* 430014, *China*)

Abstract: In the collaborative process of multi-agent systems, the inherent contradiction between the static nature of topological structures and the time-varying characteristics of cognitive states is a core bottleneck constraining cooperative efficiency and system robustness. To address this issue, a bidirectional coupled collaborative dynamics model integrating dynamic topologies and cognition was proposed. By constructing a closed-loop mechanism where cognitive stated drive topological evolution and topological structured feedback to cognitive coordination, the model achieved efficient collaboration among multi-agent nodes in dynamic environments. Specifically, a dynamic connection function was firstly designed based on cognitive coordination deviation, introducing cognitive entropy and trust metrics to quantify cognitive uncertainty and inter-node reliability, respectively. Secondly, node coordination performance was precisely characterized through local coupling, global traction, and external control inputs. Furthermore, a dynamic leader selection mechanism was designed to enable real-time global regulation in complex scenarios. Theoretical analysis and simulation verification demonstrated that the model exhibited global asymptotic stability. A positive cycle of *cognitive optimization-efficient interaction-accelerated collaboration* emerged between topology and cognition, significantly enhancing the adaptability and anti-interference capability of multi-agent systems in complex dynamic environments. The research result can provide valuable theoretical support for designing complex collaborative systems.

Key words: agricultural multi-agent systems; cooperative dynamics; dynamic topology; cognitive coupling; bidirectional regulation; controllable mechanism

收稿日期: 2025-08-16　修回日期: 2025-11-25
基金项目: 国家自然科学基金项目(62201092)
作者简介: 何有宸(1992—),男,博士生,主要从事多智能体协同控制研究,E-mail: 771585315@qq.com
通信作者: 谭贤四(1967—),男,教授,博士生导师,主要从事多智能体协同研究,E-mail: txs@163.com

0　引言

协同动力学系统广泛应用于多智能体编队控制、分布式决策、传感器网络同步等领域[1-5]。其在农业领域的应用日趋成熟，极大提高了农业生产质效[6-10]。尽管如此，农业多智能体间的协同仍存在亟待解决的关键问题：如何通过节点间的局部交互与全局引导，使系统从初始异构状态收敛至一致目标，并在环境扰动下保持鲁棒性[11-13]。这一过程中，拓扑结构与认知状态是决定协同效能的两大关键要素——拓扑结构定义节点交互的“物理通道”，直接影响信息传递效率；认知状态反映节点对全局目标的理解偏差，决定协同行为的方向与有效性[14-15]。

传统协同模型中，拓扑结构多采用静态预设，虽简化了分析过程，却难以适配认知状态的动态演化特性[16-18]。当部分节点因环境干扰出现认知偏差增大时，静态拓扑下的固定信息交互模式易导致错误信息扩散，引发“协同失效”；而动态拓扑研究则多聚焦于基于距离或度中心性的重构策略，但缺乏与认知状态的紧密关联[19-20]。同时，现有研究多侧重个体状态演化，常将认知状态建模为独立于拓扑的变量，未考虑拓扑结构的反馈作用，忽视了“拓扑连接效率依赖认知一致性、认知演化路径受拓扑结构约束”的内在关联，导致系统在节点失效、恶意攻击等扰动场景下的抗干扰能力受限，两者的割裂导致模型难以刻画协同过程的关键规律——拓扑与认知实为相互依存的耦合体，其动态匹配程度直接决定协同效率。例如，在农业无人机编队协同中，若某节点因传感器误差产生认知偏差，静态拓扑下的强制信息交互可能导致整个编队偏离目标轨迹；而认知与拓扑的分离设计会进一步降低系统的自适应调整能力。此外，在协同驱动方式上，现有方法或侧重局部信息交互（如一致性算法），或依赖全局目标的统一牵引，但缺乏两者的有机融合[21-23]。局部交互过度依赖易导致“群体极化”（局部共识偏离全局目标），全局牵引过强则会压制节点自主性，降低系统对局部扰动的适应能力。同时，交互权重多采用静态设计模式，难以适配认知状态的动态演化，当节点认知偏差增大时，固定权重会加剧错误信息的传递影响[24-25]。

针对上述问题，本文构建动态拓扑-认知双向耦合的协同动力学模型，主要创新性体现在：

（1）认知-信任-拓扑的深度耦合机制

区别于传统模型中认知状态与拓扑结构分离的设计，本文将节点认知协同偏差作为核心纽带，通过节点之间偏差差值动态更新信任度，再以信任度为依据调节拓扑交互权重，形成“认知一致性→信任水平→交互强度”的闭环耦合。

（2）局部-全局协同的双驱动动态平衡机制

设计“局部交互 + 全局牵引”的复合驱动方式，实现灵活性与方向性的动态平衡。局部层面，节点基于动态信任权重整合邻居信息，保留分布式协同的自主性；全局层面，引入与认知偏差正相关的牵引项，通过全局目标牵引纠正局部共识偏离风险，避免“群体极化”。

（3）连续型交互强度调节机制

考虑到传统离散拓扑重构对系统可能存在的大幅扰动，本文采用基于平滑更新规则的连续型交互强度调节策略。通过信任度与连接权重的加权平滑，使交互强度随认知状态的变化连续调整，避免因拓扑突变引发的系统振荡。

（4）攻击场景下的动态领导者调控体系

为增强体系能控性，设计融合认知熵与拓扑中心性等条件的领导者节点动态筛选机制。仅在遭受攻击扰动时，领导者机制激活，通过对领导者节点的外部控制输入，实现对各节点的高效协同控制。

1　模型框架与关键变量

为实现拓扑结构与认知状态的动态耦合及协同演化，需构建清晰的模型架构以刻画两者内在关联与作用机制。从基础假设出发，定义关键变量，建立动力学方程，并设计自适应交互规则，系统阐述动态拓扑-认知双向耦合协同动力学模型的核心构成，为后续理论分析与仿真验证奠定基础。

1.1　基础假设

为清晰刻画动态拓扑与认知耦合的协同机制，基于复杂系统协同特性，提出以下基础假设：

（1）系统由 N 个节点构成，各节点状态以连续变量描述，表征其与全局目标的协同水平。

（2）节点具有同质动力学特性，状态演化受3 方面作用：局部节点间的信息交互、全局目标的牵引，以及必要时的外部控制输入。

（3）节点间连接权重量化信息交互强度比例——即某节点与其他节点进行信息交互时，分配给各节点的权重占比，其取值依赖节点认知状态动态调整，且对任意节点满足权重总和为 1。

（4）全局目标为预设理想状态，对所有节点具有一致牵引作用，该目标 $S(t)$ 设为常数是为简化分析，其可扩展为 Lipschitz 连续时变函数。

（5）全局目标维护机制

初始化阶段：通过“中心节点（基站/地面站）-

边缘节点(无人机/传感器)”两级注入,首次上电时通过 4G/LoRa 获取,存储为本地基准。

运行阶段:静态低频率同步(数据量少,低能耗);时变(如作物生长周期调整)通过多跳扩散更新,确保全系统统一。

异常恢复:若节点丢失,向邻居请求反馈,取 3 个以上平均值作为临时目标,直至重新恢复与中心节点的同步。

(6)局部协同强度与节点认知确定性正相关,认知偏差越小,基于权重分配比例的协同效率越高。

1.2 关键变量定义

为量化认知状态与拓扑结构的关联并建立数学映射,定义以下关键变量:

(1)认知协同偏差

认知协同偏差用于量化单个节点状态与全局目标的偏离程度,$\delta_i(t)$ 定义为

$$\delta_i(t)=\frac{|x_i(t)-S(t)|}{S(t)} \tag{1}$$

式中 $x_i(t)$——节点 i 在时刻 t 的协同状态

$S(t)$——全局目标状态

$\delta_i(t)\geqslant 0$,其值越小,表明节点 i 的认知状态越接近全局目标,协同效果越优,为后续交互强度调节提供量化依据。

(2)动态连接权重

节点间的连接权重定义为信息交互强度的分配比例,即节点 i 与其他节点交互时,信息交互强度按此比例分配给节点 j。其动态函数满足行归一化(信息交互强度总量守恒),有

$$a_{ij}(t)=\frac{\exp(-k\delta_i(t)\delta_j(t))}{\sum_{l=1}^{N}\exp(-k\delta_i(t)\delta_l(t))} \tag{2}$$

式中,$a_{ij}(t)$ 为节点间的动态连接权重。$k>0$,为认知敏感度系数,调控分配比例对认知偏差敏感程度。分母为归一化项,确保对任意节点 i,有 $\sum_j a_{ij}(t)=1$。其实际意义为:认知协同偏差越小的节点对($\delta_i(t)$ 与 $\delta_j(t)$ 均较小),信息交互强度权重越高,即节点更倾向于与认知一致的节点开展高效交互,实现了拓扑连接对认知状态的动态响应。

(3)节点认知熵与认知信任度

为进一步刻画认知不确定性及节点间交互可靠性,分别定义节点认知熵与认知信任度。

节点认知熵 $H_i(t)$ 用于量化单个节点认知状态的不确定性,根据信息论二元熵模型,定义节点认知熵为

$$H_i(t)=-\delta_i(t)\log_b\delta_i(t)-(1-\delta_i(t))\log_b(1-\delta_i(t)) \tag{3}$$

式中 $\delta_i(t)$ 为认知协同偏差,底数 b 可根据实际情况选取。认知熵值越高,表明节点认知状态的不确定性越大。当 $\delta_i(t)=0$(完全符合目标)或 $\delta_i(t)=1$(完全偏离目标)时,$H_i=0$,表明认知状态完全确定(要么精准匹配目标,要么完全偏离目标,无模糊性);当 $\delta_i(t)=0.5$(半偏离半符合)时,$H_i(t)=\log_b 2$(最大值),表明认知状态最不确定(偏离与符合的可能性均等,无法判断);熵值随 $\delta_i(t)$ 从 0 增至 0.5 而单调递增,随 $\delta_i(t)$ 从 0.5 增至 1 而单调递减,形成对称的单峰曲线,精准刻画偏离程度的模糊性。

认知信任度 $\tau_{ij}(t)$ 用于刻画节点 i 对节点 j 的认知可靠性评估,定义为

$$\tau_{ij}(t)=\exp(-\lambda|\delta_i(t)-\delta_j(t)|) \tag{4}$$

式中,$\lambda>0$ 为信任衰减系数,根据实际情况标定。认知信任度随两节点认知协同偏差差值的增大而呈指数衰减;当两节点认知状态一致时,信任度取最大值 1,为后续局部交互强度的动态调节提供可靠性依据。

2 动力学方程与自适应交互规则

基于上述定义的认知协同偏差、动态连接权重、认知熵及信任度等关键变量,进一步构建节点状态演化的动力学方程,并设计自适应交互规则,以量化描述拓扑结构与认知状态的双向耦合机制。其中,动力学方程是刻画节点在局部信息交互、全局目标牵引及外部调控作用下状态演化规律的核心工具,而自适应交互规则则确保拓扑特性随认知状态实现平滑动态调整,两者共同构成动态拓扑-认知耦合协同模型的核心动力学机制。

2.1 节点动力学方程

节点状态的演化是多因素协同作用的结果,其动力学行为由局部节点间的信息交互、全局目标的牵引作用及外部控制输入共同驱动,具体方程形式为

$$\dot{x}_i(t)=\alpha(t)\sum_j\tau_{ij}(t)a_{ij}(t)(x_j(t)-x_i(t))+\gamma(S(t)-x_i(t))+u_i(t) \tag{5}$$

式中 $\alpha(t)$——局部耦合强度

γ——全局牵引系数

u_i——外部控制输入

方程中各项的现实意义与作用机制为:

(1)局部耦合项 $\alpha(t)\sum_j\tau_{ij}(t)a_{ij}(t)(x_j(t)-x_i(t))$

该项刻画节点通过局部信息交互实现状态协同的过程,其核心是“认知状态决定交互强度”的动态调节机制。其中,$\tau_{ij}(t)$ 与 $a_{ij}(t)$ 的乘积,量化了节点 i 与节点 j 的实际交互效能——认知越一致、信息交

互越集中，交互对状态调整的影响越强。

局部耦合强度 $\alpha(t)$ 由节点认知熵 $H_i(t)$ 动态调控，定义为 $\alpha(t)=\alpha_0(1-H_i(t))$（$\alpha_0>0$，为基础耦合强度）。这一设定的现实逻辑是：认知熵越低（$H_i(t)$ 越小），节点对自身状态的确定性越高，其参与局部协同的效能越强，从而强化与信任节点的信息交互对状态演化的驱动作用。

（2）全局牵引项 $\gamma(S(t)-x_i(t))$

该项是系统向全局目标收敛的核心驱动力，其中 $\gamma>0$ 为全局牵引系数，其取值决定了目标对节点状态的牵引强度。当节点状态 $x_i(t)$ 偏离全局目标 $S(t)$ 时，该项产生与偏差方向相反的调节作用，推动节点状态向 $S(t)$ 逼近；当 $x_i(t)=S(t)$ 时，该项为零，节点状态在全局目标处达到局部平衡。

（3）外部控制输入项 $u_i(t)$

该项用于实现对系统的主动调控，其取值与节点角色相关：当节点 i 为“领导者”时，$u_i(t)\neq 0$；当节点 i 为“跟随者”时，$u_i(t)=0$。

领导者的控制输入设计遵循“偏差反向”原则，即 $u_i(t)$ 的方向与节点 i 的状态偏差 $(x_i(t)-S(t))$ 相反，且强度与系统平均认知协同偏差正相关——平均认知协同偏差越高，控制信号对全局协同的引导效率越高。

2.2　自适应交互规则

为实现拓扑特性随认知状态的平滑演化，系统采用连续型交互强度调节机制，替代传统的拓扑重构策略。这一机制通过认知信任度与连接权重的动态耦合实现，核心规则如下：

（1）信任度反馈调节

认知信任度 $\tau_{ij}(t)$ 作为交互强度的核心调节因子，形成负反馈回路：当节点 j 认知协同偏差 $\delta_j(t)$ 增大时，所有节点对 j 的信任度 $\tau_{ij}(t)$ 随偏差差值的扩大而自动降低，导致实际交互强度 $(\tau_{ij}(t)a_{ij}(t))$ 非线性衰减。

这一调节的现实意义在于：减少高偏差节点对系统的干扰——认知偏差较大的节点会被自然“弱化”交互权重，而认知一致的节点则保持高强度交互，使信息流自动向高效协同方向倾斜。

（2）动态权重平滑更新

连接权重 $a_{ij}(t)$ 的更新引入指数平滑因子 $\beta\in(0,1)$，以抑制认知状态突变对交互权重的冲击，更新公式为

$$a_{ij}(t)=\beta\frac{\exp(-k\delta_i(t)\delta_j(t))}{\sum_{l=1}^{N}\exp(-k\delta_i(t)\delta_l(t))}+(1-\beta)a_{ij}(t-1) \tag{6}$$

其中，第 1 项为基于当前认知状态的权重计算值，第 2 项为历史权重值。平滑因子 β 的引入使权重变化呈现连续性，避免了阶跃式更新对系统协同的振荡干扰，更贴合实际系统的惯性特性。

（3）信任阈值机制

为隔离极端认知偏差节点（同时维持拓扑连通性），系统设置信任度下限 $\tau_{\min}$：当 $\tau_{ij}(t)<\tau_{\min}$ 时，节点 i 对节点 j 的连接权重自动调整为极小值 ε。

这一机制的核心是“保连通、弱干扰”：ε 的取值确保拓扑结构始终连通（避免系统分裂），同时大幅降低极端偏差节点的信息传递能力；当节点 j 的认知状态改善（$\tau_{ij}(t)\geqslant\tau_{\min}$）时，权重自动恢复至正常计算值，实现交互强度的弹性调节。

3　理论分析

在第 2 节构建的动力学方程与自适应交互规则基础上，将从理论层面深入分析动态拓扑-认知耦合系统的核心特性，包括稳定性、拓扑与认知的耦合规律及能控性机制。

3.1　稳定性分析

系统的稳定性是协同行为有效实现的前提，采用李雅普诺夫函数法证明模型的全局渐近稳定性。定义李雅普诺夫函数为系统状态与全局目标的偏差平方和，形式为

$$V(t)=\frac{1}{2}\sum_i(x_i(t)-S(t))^2 \tag{7}$$

对时间求导，结合动力学方程展开分析

$$\dot{V}(t)=\sum_i(x_i(t)-S(t))\dot{x}_i(t) \tag{8}$$

将动力学方程代入式（8），逐项分解并分析符号特性。

（1）局部耦合项的贡献 $\dot{V}_{local}(t)$ 为

$$\dot{V}_{local}(t)=\sum_i(x_i(t)-S(t))\alpha(t)\cdot\sum_j\tau_{ij}(t)a_{ij}(t)(x_j(t)-x_i(t)) \tag{9}$$

利用交互项的对称性（i 与 j 互换后表达式等价），可化简为

$$\dot{V}_{local}(t)=-\frac{\alpha(t)}{2}\sum_{i,j}\tau_{ij}(t)a_{ij}(t)(x_i(t)-x_j(t))^2 \tag{10}$$

因 $\tau_{ij}(t)\geqslant 0$、$a_{ij}(t)\geqslant 0$ 且平方项非负，该项取值非正，且仅当所有节点状态完全一致时取零。

（2）全局牵引项的贡献 $\dot{V}_{global}(t)$ 为

$$\dot{V}_{global}(t)=\sum_i(x_i(t)-S(t))\gamma(S(t)-x_i(t))=-\gamma\sum_i(x_i(t)-S(t))^2 \tag{11}$$

因 $\gamma>0$ 且平方项非负,该项恒非正。

(3)控制输入项的贡献 $\dot{V}_{control}(t)$ 为

$$\dot{V}_{control}(t)=\sum_i (x_i(t)-S(t))u_i(t) \quad (12)$$

通过设计控制输入与偏差反向($u_i(t)\propto(S(t)-x_i(t))$),可确保该项非正,进一步加速系统向目标收敛。

综上,各项贡献的总和满足 $\dot{V}(t)\leqslant 0$,且仅当所有节点状态均等于全局目标时 $\dot{V}(t)=0$。

由 LaSalle 不变集原理,设 $\Omega=\{x\mid\dot{V}(x)=0\}$ 为 $\dot{V}(x)=0$ 的所有状态集合,则系统中所有轨迹将收敛至 Ω 中的最大不变集 M。若 M 中仅含平衡点 x_e,则 x_e 为全局渐近稳定平衡点。

因此,该系统具有全局渐近稳定性,即随时间演化,所有节点的状态将收敛至全局目标 $S(t)$,为农业场景下的稳定协同提供理论保障。

3.2 拓扑-认知耦合特性

动态交互强度与节点认知状态形成双向耦合的连续调控循环,核心特性表现为“认知状态引导交互优化,交互优化反哺认知提升”的正反馈机制。

当节点认知协同偏差 $\delta_i(t)$ 减小时:认知信任度 $\tau_{ij}(t)$ 升高,动态连接权重 $a_{ij}(t)$ 向低偏差节点对集中(因 $\delta_i\delta_j$ 减小使指数项增大),两者的乘积(实际交互强度)随之增强;强化的交互加速节点间的信息同步,推动认知状态进一步向目标收敛($\delta_i(t)$ 继续减小),形成“认知优化→交互高效→协同加速”的良性循环。

同时,节点认知熵 $H_i(t)$ 的降低会增大局部耦合强度 $\alpha(t)$,进一步放大高效交互对协同的促进作用。这种连续耦合机制避免了拓扑重构的离散性扰动,使系统在动态演化中保持平滑性与稳定性。

3.3 能控性与领导者节点选择

能控性描述通过调控少数节点使全局系统收敛至目标状态的能力。基于拓扑-认知耦合特性,构建适配扰动场景的能控性策略。

(1)领导者节点选择条件

领导者节点需满足多维度约束,以确保控制信号的有效性与系统鲁棒性:①认知偏差阈值条件:领导者的认知协同偏差需满足 $\delta_i(t)<\delta^*$(δ^* 为预设阈值)。强扰动场景下可放宽至 $\delta_i(t)<\kappa\delta^*$($\kappa>1$,为松弛系数),确保领导者状态仍接近目标,避免引导系统偏离。②节点活跃性条件:仅活跃节点作为候选,排除无法传递信息的失效节点。③拓扑中心性条件:筛选具有一定拓扑中心性的节点(如度中心性、介数中心性高于系统均值),排除极端边缘节点,保证信息传递的覆盖范围。④信任路径条件:领导者需与至少一个节点满足 $\tau_{ij}(t)a_{ij}(t)>\eta\,\overline{\tau a}$($\eta\in(0,1)$,为调节系数,$\overline{\tau a}$为系统平均交互强度),确保控制信号可通过信任路径有效扩散。⑤历史连续性条件:强扰动场景下若无节点满足上述条件,可延续历史领导者的控制角色(即使偏差略超阈值),维持调控连续性。

(2)能控性实现机制

系统通过“领导者-跟随者”结构的动态适配实现高效能控。

领导者角色:领导者集合 $\mathscr{L}$ 通过外部控制输入 $u_i(t)$ 主动调节状态,控制强度与系统平均认知协同偏差正相关。

跟随者角色:非领导者节点(跟随者)通过局部交互($\tau_{ij}(t)a_{ij}(t)$)接收领导者的状态引导,无需额外控制即可向目标收敛。

最小领导者集合策略:优先选择认知偏差最小、拓扑中心性最高的节点组成 $\mathscr{L}$,以最少节点实现全局调控,降低控制成本。

这种动态适配机制使系统在强扰动场景下仍能维持能控性,通过领导者节点的精准调控与跟随者节点的自主协同,实现全局目标的高效收敛。

4 仿真验证

为验证动态拓扑与认知耦合协同动力学模型的有效性,本仿真通过模拟节点认知演化、攻击扰动、拓扑动态调整及外部控制输入过程,系统验证:动态拓扑与认知状态的双向耦合效应;攻击扰动场景下的系统鲁棒性;领导者动态选择机制的能控性;拓扑-认知协同对系统效率的提升作用。

4.1 系统配置与核心参数

系统由 5 个同质节点组成,节点动力学特性一致。全局目标状态设为恒定值 $S(t)=0.9$,反映系统期望达成的理想协同度。需要注意的是,全局目标 $S(t)$ 设为常数是为了进一步凸显模型核心机制的作用,其可根据需要灵活扩展为 Lipschitz 连续时变函数,适配作物生长周期内的动态任务需求。节点初始协同度为[0.1,0.3,0.5,0.7,0.9],模拟认知水平的梯度分布。仿真时长 200 s,时间步长 $\Delta t=0.1$ s。

认知敏感度系数 $k=2.0$:调控信息分配权重对认知偏差的敏感程度,取值参考多智能体协同研究的经验范围,平衡偏差响应与系统平滑性。

信任衰减系数 $\lambda=1.5$:控制认知信任度随偏差差的衰减速率,经预实验验证可在偏差识别与稳定性间取得平衡。

基础耦合强度 $\alpha_0 = 0.8$：局部交互的基准强度，与节点认知熵协同调节实际耦合效果。

全局牵引系数 $\gamma = 0.3$：驱动节点向全局目标收敛的强度，确保收敛速度与系统稳定性匹配。

权重平滑因子 $\beta = 0.7$：控制连接权重的更新平滑度，避免剧烈波动导致协同振荡。

信任度下限 $\tau_{\min} = 0.2$：隔离极端偏差节点的阈值，确保拓扑连通性的同时减少干扰。

基础控制增益 $u_0 = 0.4$：领导者外部控制的基准强度，与系统平均认知协同偏差正相关。

偏差阈值 $\delta^* = 0.5$：领导者选择的认知偏差上限，强攻击场景下可适当放宽，以保证调控连续性。

4.2　扰动场景与事件模拟

为模拟动态环境下的协同挑战，设计典型事件以验证模型的鲁棒性与适应性。

通过对特定节点施加负向干扰，模拟认知偏差突增场景，攻击参数如下：

第 1 次攻击：节点 3，时间区间 20 ~ 40 s，强度 0.3（强干扰），模拟突发认知偏差。

第 2 次攻击：节点 1，时间区间 80 ~ 100 s，强度 0.15（中等干扰），模拟持续扰动。

第 3 次攻击：节点 5，时间区间 140 ~ 160 s，强度 0.4（最强干扰），验证极端场景下抗干扰能力。

通过节点临时退出与恢复，验证拓扑结构的动态调整能力。节点退出：节点 4 在 30 s 时暂时离线，模拟节点临时外派任务；节点返回：节点 4 在 60 s 时恢复连接，初始状态重置为初始值 0.7，验证重入后协同收敛过程。

4.3　实验流程与数据处理

（1）初始化：设置各个节点的初始状态为 $x_{\text{initial}} = [0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9]$，连接权重矩阵初始化为均匀分布（$a_{ij}(0) = 1/N$）。

（2）状态更新：每时间步按动力学方程更新节点状态。

（3）事件触发：攻击时段激活外部控制，节点退出/返回时更新拓扑连接矩阵。

（4）数据存储：记录节点状态、偏差、信任度、控制输入等变量，采样频率 10 Hz。

4.4　仿真结果及分析

根据上述仿真设定，得到具体仿真结果。图 1 呈现了各节点协同度的演化过程。初始阶段，各节点在局部信息交互与全局目标牵引的双重作用下，呈现快速收敛趋势，逐步逼近全局目标值。然而，当部分节点遭受攻击干扰时，其协同度出现显著下降。受节点间交互关联影响，其余节点协同度虽出现小幅波动，但模型通过信任度阈值机制自动降低受攻击节点的交互权重，有效隔离了干扰扩散，使得其余节点的协同度波动幅度被控制在较小范围，且均保持在目标值的 95% 以上。值得注意的是，节点 4 退出系统期间，其协同度与整体体系脱离；而在重新接入后，能迅速重新融入协同网络并收敛至目标水平，这一过程直观验证了系统对节点动态退出与加入的适应性，凸显了体系稳定性。

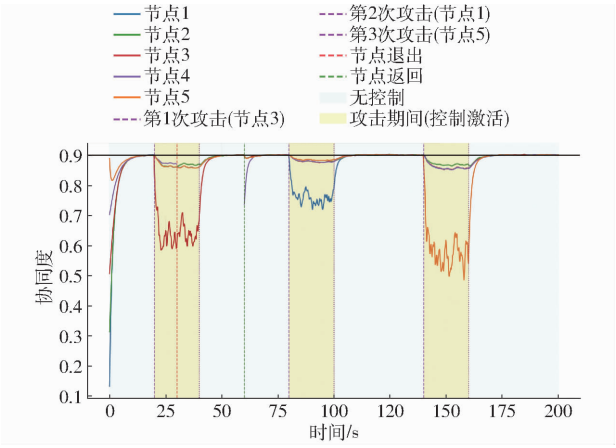

图 1　节点协同度演化过程

Fig. 1　Evolution of node cooperation degree

图 2 以节点 1 为例，清晰呈现了其对系统内其他 4 个节点及自身的认知信任度演化过程。认知信任度作为衡量节点间信息交互可信度的核心指标，其值由节点间的认知偏差的差值决定，偏差的差值越小，信任度越高，反之则越低。这一指标的动态变化，直观反映了节点 1 对其他节点认知状态的信任程度，以及模型中信任机制对攻击干扰的响应特性。当系统遭遇外部攻击时，节点 1 对受攻击节点的信任度会出现显著下降，体现了信任机制的自适应调节能力。例如，在 20 ~ 40 s 节点 3 遭受强度为 0.3 的攻击期间，节点 3 的认知协同偏差急剧增大，导致其与节点 1 的认知偏差差显著扩大。根据信任度公式，偏差差的扩大会引发信任度的指数级衰减，因此节点 1 对节点 3 的信任度在此期间出现大幅下降。有效隔离了外部扰动的影响，体现了信任阈值机制

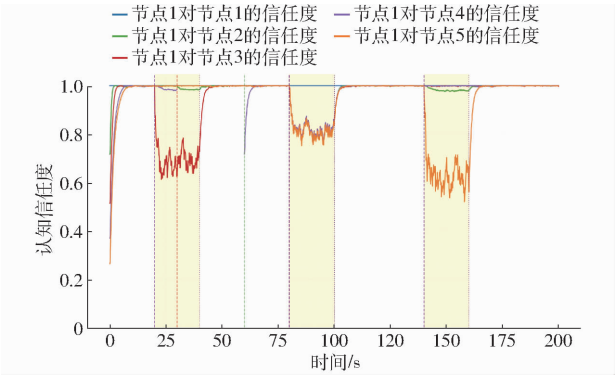

图 2　节点 1 信任度演化过程

Fig. 2　Evolution of node 1's trust degree

在维持系统稳定性中的核心作用。

图 3 通过系统平均认知协同偏差与节点最大偏差差异两个指标,从整体层面刻画了系统协同稳定性的动态变化。系统平均认知协同偏差直观反映全局协同水平:初始阶段,在局部交互与全局目标牵引的共同作用下,该指标快速下降,与各节点协同度向目标值收敛的趋势一致,印证了无扰动时系统的自主协同能力。其演化过程中出现的 4 次显著波动,分别对应 3 次外部攻击(20 ~ 40 s、80 ~ 100 s、140 ~ 160 s)与节点 4 返回事件(60 s),扰动发生时平均偏差短暂上升,体现外部干预对整体协同的瞬时影响。节点最大偏差差值(同一时刻活跃节点认知协同偏差的最大差值)则聚焦节点间认知分歧的极端程度:3 次攻击及节点返回阶段,该值显著升高:因受扰动节点认知偏差突增,导致节点间偏差差值扩大,直观反映协同稳定性的局部破坏。而攻击结束后,最大偏差差值迅速回落,表明系统能快速缩小节点认知分歧,从侧面印证了其良好的鲁棒性与恢复能力。两者的联动变化,共同揭示了系统在扰动下的协同韧性:平均偏差体现整体收敛趋势,最大偏差差值则暴露局部认知分歧的极端情况,为评估系统稳定性提供了互补视角。

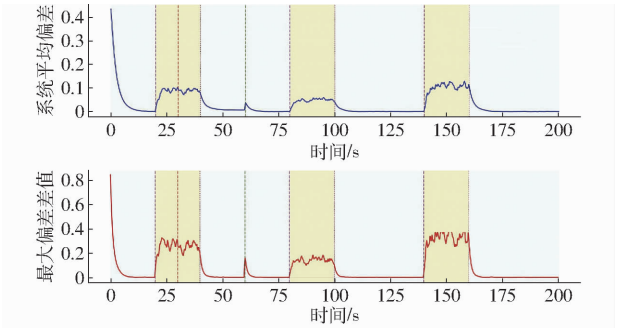

图 3 协同效率指标

Fig. 3 Cooperative efficiency indicators

图 4、图 5 共同呈现了系统在扰动场景下的外部调控机制,清晰展现了控制输入与领导者节点的协同作用逻辑,二者的联动设计是系统应对攻击干扰的核心保障。图 4 中,外部控制输入的激活与攻击时段呈现严格的对应关系:当系统监测到扰动发生时,控制输入立即启动,其强度随扰动强度动态适配——扰动越强(如第 3 次扰动),控制输入的总强度越高。这种精准调控直接作用于系统平均偏差的抑制:扰动期间,控制输入通过高交互与高可信任节点拉动其余节点,在同样的资源下具备更高的协同效率,有效减缓了平均偏差的上升斜率;扰动结束后,又通过持续的微调加速偏差收敛,使系统更快恢复至稳定区间,充分印证了“扰动时启动控制以强化稳定性”的设计初衷。

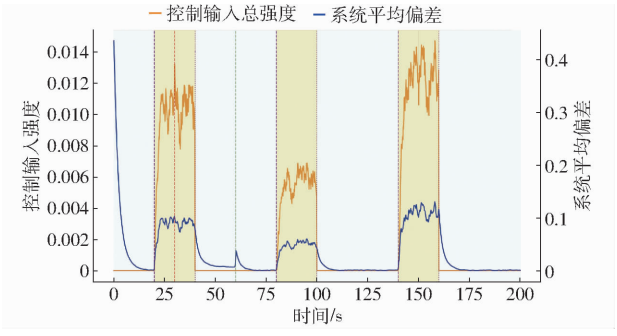

图 4 控制输入强度与系统偏差变化曲线

Fig. 4 Relationship diagram of control input intensity and system deviation

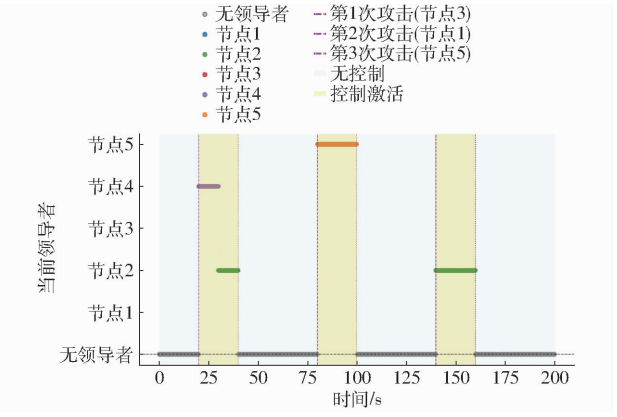

图 5 领导者节点动态选择

Fig. 5 Dynamic selection of leader node

图 5 则进一步揭示了控制输入的执行载体——领导者节点机制的动态运行逻辑:无干扰时,系统不设置领导者,各节点通过自主交互完成状态演化,既减少了不必要的调控成本,又保留了分布式协同的灵活性;当扰动发生时,领导者机制迅速激活,依据“认知稳定(低偏差、低熵) + 网络核心(高拓扑中心性)”的标准选择优质节点,由其承担控制输入的注入职责,引导全局向目标协同。首次攻击时,节点 4 被选择为领导者节点,当节点 4 因退出系统无法履职时,机制快速切换至次优选择(节点 2),确保控制的连续性,有效阻断了扰动的跨节点传播。而扰动结束后,领导者机制随控制输入同步停用,系统回归自主演化状态,体现了“按需激活、精准调控”的特性。两者的协同运作形成了完整的调控闭环:领导者节点凭借其认知优势和网络地位,确保控制输入能高效传递至全系统;控制输入则通过量化的状态调整,将领导者的引导作用转化为实际的协同效果。这种设计既保证了扰动时段系统的韧性(快速响应、定向纠偏),又避免了无扰动时的资源冗余,在调控效率与经济性之间实现了平衡,为复杂场景下的系统稳定性提供了可靠支撑。

上述仿真验证结果表明,本文模型能有效实现农业多智能体节点协同与抗干扰调控:无扰动时,节

点通过局部交互与全局牵引自主收敛至目标状态；扰动发生时，信任度机制动态降低受扰节点交互权重以隔离干扰，控制输入与领导者机制协同启动，通过定向调控抑制偏差扩散、加速收敛；节点退出/返回时，系统可自适应调整拓扑与交互关系，维持整体稳定性。各机制按需激活，既保障了扰动场景下的协同韧性，又实现了资源高效利用，验证了模型在动态复杂环境中的有效性与合理性。

5　结论

（1）构建了动态拓扑-认知双向耦合的协同动力学模型，一定程度上弥补了传统农业多智能体协同模型中拓扑结构与认知状态割裂、难以适配动态环境的不足。

（2）模型以认知协同偏差为核心纽带，将认知状态与拓扑结构深度关联，通过认知熵量化认知不确定性、信任度刻画节点交互可靠性，形成“认知-信任-拓扑”的耦合机制。同时，融合局部信息交互与全局目标牵引，设计连续型交互强度调节规则，实现拓扑随认知状态的平滑演化；并构建外部扰动场景下的动态领导者节点调控体系，按需激活外部控制以提升体系抗干扰能力。

（3）理论分析表明，该模型具备全局渐近稳定性，拓扑与认知形成“认知优化-交互高效-协同加速”的正向循环。仿真验证显示，在节点遭受外部扰动、临时退出及重新接入等场景中，模型能通过信任度机制动态隔离干扰、自适应调整拓扑结构，领导者调控可有效加速系统收敛，始终维持整体协同稳定性，展现出良好的动态适应性与抗干扰能力，为复杂农业协同系统设计提供了有效支撑。

参　考　文　献

[1] 马文卉，刘双喜，黄伟，等. 基于收敛性能的多导弹网络化协同制导律综述[J]. 中国科学：技术科学，2025，55(4)：681－697.
Ma Wenhui，Liu Shuangxi，Huang Wei，et al. A review of multi-missile networked cooperative guidance laws based on convergence performance[J]. Science China：Technological Sciences，2025，55(4)：681－697.（in Chinese）

[2] 冯斯梦，张云弈，刘凯，等. 低空混合障碍下无人机协同多智能体航迹规划[J]. 电子与信息学报，2025，47(5)：1291－1300.
Feng Simeng，Zhang Yunyi，Liu Kai，et al. Multi-agent path planning for UAV cooperation under low-altitude mixed obstacles[J]. Journal of Electronics & Information Technology，2025，47(5)：1291－1300.（in Chinese）

[3] 马梓元，朱万博，梁文鑫，等. 异构多智能体的数据驱动输出一致性跟踪控制[J]. 宇航学报，2024，45(10)：1666－1675.
Ma Ziyuan，Zhu Wanbo，Liang Wenxin，et al. Data-driven output consensus tracking control for heterogeneous multi-agent systems[J]. Journal of Astronautics，2024，45(10)：1666－1675.（in Chinese）

[4] 王国岩，赵旭华，解宇轩，等. 基于态势感知的无人机空战协同决策方法[J]. 控制与决策，2025，40(6)：1847－1854.
Wang Guoyan，Zhao Xuhua，Xie Yuxuan，et al. UAV air combat cooperative decision-making method based on situational awareness[J]. Control and Decision，2025，40(6)：1847－1854.（in Chinese）

[5] 杨光红，石重霄. 多智能体系统的分布式协同定位方法研究综述[J]. 复杂系统与复杂性科学，2025，22(2)：18－30.
Yang Guanghong，Shi Chongxiao. A review of distributed cooperative localization methods for multi-agent systems[J]. Complex Systems and Complexity Science，2025，22(2)：18－30.（in Chinese）

[6] 闫洪峰，李法镰，朱玉，等. 受控交通农业模式机器人化作业平台路径规划方法[J]. 农业机械学报，2025，56(6)：155－166.
Yan Hongfeng，Li Falian，Zhu Yu，et al. Path planning method for robotized operation platform in controlled traffic agriculture mode[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(6)：155－166.（in Chinese）

[7] 刘希光，马保建，王超超，等. 果园自主移动机器人研究现状及发展趋势[J]. 中国农机化学报，2025，46(6)：120－127.
Liu Xiguang，Ma Baojian，Wang Chaochao，et al. Research status and development trend of autonomous mobile robots in orchards[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization，2025，46(6)：120－127.（in Chinese）

[8] 宋鹏，李正达，杨蒙，等. 作物表型机器人研究现状与展望[J]. 农业机械学报，2025，56(3)：1－17.
Song Peng，Li Zhengda，Yang Meng，et al. Research status and prospect of crop phenotyping robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(3)：1－17.（in Chinese）

[9] 柳军，周成钢，皮杰，等. 农业机器人感知关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农机化研究，2025，47(5)：1－8.
Liu Jun，Zhou Chenggang，Pi Jie，et al. Research status and development trend of key perception technologies for agricultural robots[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research，2025，47(5)：1－8.（in Chinese）

[10] 刘胤，池程旭，芦天罡，等. 农业机器人技术发展现状及趋势[J]. 农业工程，2025，15(6)：14－18.
Liu Yin，Chi Chengxu，Lu Tiangang，et al. Research status and trend of agricultural robot technology[J]. Agricultural Engineering，2025，15(6)：14－18.（in Chinese）

[11] 陈刚，姚丽亚，王国新，等. 面向鲁棒决策的战场态势评估人机共识形成方法[J]. 兵工学报，2022，43(11)：2953－

2964.
Chen Gang, Yao Liya, Wang Guoxin, et al. Human-machine consensus formation method for battlefield situation assessment oriented to robust decision-making[J]. Acta Armamentarii, 2022, 43(11): 2953 - 2964. (in Chinese)
[12] Wang Zhanshan, Liu Yingying, Zhang Huaguang. Two-layer reinforcement learning for output consensus of multiagent systems under switching topology[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2024, 54(9):10.
[13] Wu Ying, Chen Mou, Li Hongyi, et al. Mixed-zero-sum-game-based memory event-triggered cooperative control of heterogeneous MASs Against DoS attacks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2024, 54(10):13.
[14] 罗彪, 胡天萌, 周育豪, 等. 多智能体强化学习控制与决策研究综述[J]. 自动化学报,2025,51(3):510 - 539.
Luo Biao, Hu Tianmeng, Zhou Yuhao, et al. A review of research on multi-agent reinforcement learning control and decision-making[J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(3): 510 - 539. (in Chinese)
[15] 庞强伟, 朱拥勇, 陈晔, 等. 切换拓扑下多智能体时变编队控制方法[J]. 中国惯性技术学报,2024,32(5):511 - 520.
Pang Qiangwei, Zhu Yongyong, Chen Ye, et al. Time-varying formation control method for multi-agent systems under switching topology[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(5): 511 - 520. (in Chinese)
[16] 江涌, 王林波, 王蒙一. “群对群”协同对抗的规划与制导问题研究[J]. 中国科学:技术科学, 2024, 54(3): 377 - 390.
Jiang Yong, Wang Linbo, Wang Mengyi. Research on planning and guidance problems of group-to-group cooperative confrontation[J]. Science China: Technological Sciences, 2024, 54(3): 377 - 390. (in Chinese)
[17] Yang Mingchuan, Shao Xinye, Xue Guanchang,et al. Swarm and location-based QoS routing algorithm in MEO/LEO double-layered satellite networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing,2023. DOI:10.1155/2023/4897698.
[18] 王立夫, 高聪, 郭戈, 等. 异构多智能体网络拓扑可辨识性[J]. 自动化学报,2025,51(3):559 - 569.
Wang Lifu, Gao Cong, Guo Ge, et al. Network topology identifiability of heterogeneous multi-agent systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(3): 559 - 569. (in Chinese)
[19] 陈琳, 郭炳晖,段海滨, 等. 基于群体熵度量的无人机集群目标合围控制[J]. 中国科学:技术科学,2023,53(2):177 - 186.
Chen Lin, Guo Binghui, Duan Haibin, et al. UAV swarm target encirclement control based on group entropy measurement [J]. Science China: Technological Sciences, 2023, 53(2): 177 - 186. (in Chinese)
[20] 魏志强, 翁哲鸣, 化永朝, 等. 切换拓扑下异构无人集群编队-合围跟踪控制[J]. 航空学报, 2023, 44(2): 258 - 273.
Wei Zhiqiang, Weng Zheming, Hua Yongchao, et al. Formation-encirclement tracking control for heterogeneous unmanned swarms under switching topology[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(2): 258 - 273. (in Chinese)
[21] 董希旺, 于江龙, 化永朝, 等. 集群系统智能协同 IOODA 技术体系架构与关键技术[J]. 航空学报, 2025, 46(4): 6 - 43.
Dong Xiwang, Yu Jianglong, Hua Yongchao, et al. Technical system architecture and key technologies of intelligent cooperative IOODA for swarm systems[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(4): 6 - 43. (in Chinese)
[22] 张兆宇, 段海滨. 时变切换拓扑下基于虚拟误差的无人机集群分布式协同控制[J]. 中国科学:技术科学,2024,54(9): 1637 - 1651.
Zhang Zhaoyu, Duan Haibin. Distributed cooperative control for UAV swarms based on virtual error under time-varying switching topology[J]. Science China: Technological Sciences, 2024, 54(9): 1637 - 1651. (in Chinese)
[23] 梁鸿涛, 王耀南, 华和安, 等. 无人集群系统深度强化学习控制研究进展[J]. 工程科学学报,2024,46(9):1521 - 1534.
Liang Hongtao, Wang Yaonan, Hua He'an, et al. Research progress of deep reinforcement learning control for unmanned swarm systems[J]. Journal of Engineering Science, 2024, 46(9): 1521 - 1534. (in Chinese)
[24] 夏元清, 谢超, 高寒. 天空地一体化网络环境下多运动体系统跨域协同控制与智能决策[J]. 控制与决策, 2023, 38(5): 1176 - 1199.
Xia Yuanqing, Xie Chao, Gao Han. Cross-domain cooperative control and intelligent decision-making for multi-agent systems in space-air-ground integrated network environment[J]. Control and Decision, 2023, 38(5): 1176 - 1199. (in Chinese)
[25] Fan Jieru, Li Dongguang, Li Rupeng. Evaluation of MAV/UAV collaborative combat capability based on network structure [J]. International Journal of Aerospace Engineering,2018,2018: 1 - 12.