

基于一致性算法的电商生产供应链控制策略

梁译尹, 樊聪聪, 巫阳, 孙皓, 束文杰, 卞秋香

江苏科技大学理学院, 江苏 镇江

收稿日期: 2026年4月3日; 录用日期: 2026年4月18日; 发布日期: 2026年6月30日

摘要

本文针对复杂市场环境下电商生产供应链网络的协同一致性问题, 给出了一种基于离散时间多智能体系统与控制理论的改进一致性模型: 在原有模型上引入了满足随机矩阵的非均匀权重与外部有界扰动, 提出改进的分布式控制协议。为评估该供应链模型的性能, 本文构建了一个多层级电商生产供应链网络, 并利用数值仿真检验了所提模型在具有非均匀权重和外部扰动等复杂环境下的协同性与稳定性, 为企业提供了一种动态平衡且具有较好收敛速度与稳健性的供应链控制策略。

关键词

离散时间一致性, 控制理论, 电商生产供应链网络, 多智能体系统

Consensus-Based Control Strategies for E-Commerce Production Supply Chains

Yiyin Liang, Congcong Fan, Yang Wu, Hao Sun, Wenjie Shu, Qiuxiang Bian

School of Science, Information and Computing Science Major, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang Jiangsu

Received: April 3, 2026; accepted: April 18, 2026; published: June 30, 2026

Abstract

Aiming at the problem of E-commerce production supply chain network consistency in complex market environments, this paper proposes an improved consensus model based on discrete-time multi-agent systems and control theory: on the basis of original model, it introduces non-uniform weights and external bounded disturbances that satisfy random matrices and proposes an improved distributed control protocol. To evaluate the performance of the E-commerce production supply chain model, this paper constructs a multi-level supply chain network and tests the synergy and stability of the proposed model in complex environments with non-uniform weights and exter-

nal disturbances through numerical simulation, providing enterprises with a dynamically balanced supply chain control strategy that has good convergence speed and robustness.

Keywords

Discrete-Time Consensus, Control Theory, E-Commerce Production Supply Chain Network, Multi-Agent System

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在全球贸易持续深化与供应链规模急速扩张的背景下，电子商务产业已演变为涵盖供应链协同、实时物流调度及全天候服务的复杂系统。但随着电商行业的动态性指数级增长，其库存协同与产能调配的难度攀升：面对大规模分布式节点的实时协同需求，传统供应链常出现响应滞后、鲁棒性不足或单点故障等问题。探寻动态市场环境中供应链协同策略的稳健一致性已成为电商行业关注的核心问题[1]。

作为分布式协同控制的支点，多智能体鲁棒一致性旨在设计控制策略使所有智能体状态渐近收敛，并确保系统具备抗干扰能力与稳定性。自 DeGroot [2]将一致性思想应用于统计学以来，多智能体一致性研究实现了跨越式发展：孙戎等[3]基于鲁棒 H_∞ 控制方法研究了定拓扑无向图下的多智能体网络一致性问题；Wang 等[4]提出的基于截断预测反馈的一致性控制框架确立了有向生成树条件下的鲁棒控制边界；李艳辉等[5]考虑参数摄动影响，提出一种融合梯度优化的鲁棒自适应控制策略。

尽管应用场景正由传统高端制造向电商延伸，该理论仍为电商供应链的动态协同与鲁棒性构建提供了核心支撑。Fan [6]等提出数据驱动的多智能体共识控制框架，以刻画分析电商供应链主体间的交互行为；陈钊杰等[7]引入随机变量刻画网络攻击的随机性，为电商供应链面临节点故障或通信中断时维持整体协同稳定性指明了方向；石红威[8]利用多智能体系统的相对能控性理论对分级分销网络进行了量化分析，为构建高能控、高稳健性的智能物流体系提供了算法依据；武梅[9]等引入了增量控制策略，为资源受限环境下的大规模电商供应链协同提供了关键视角。

尽管现有研究成果丰硕，但存留深入探索空间。例如，现有模型多忽视节点的关键程度差异，供应链网络系统的各节点权重未得到充分刻画；在随机扰动环境下，系统的安全预见性和自适应能力不足。为此，本文引入权重更新机制与外部有界扰动项，以构建一个更具普适性的多智能体协同框架。

2. 相关知识

2.1. 图论

在供应链系统中，为了对各个节点间的信息交互与库存资源调配关系进行刻画，本文将系统各节点之间的信息交互拓扑抽象化，使用有向图 $G = \{V, E, A\}$ 表示，其中： $V = \{1, 2, \dots, N\}$ 为 N 个节点构成的集合； $E \subseteq V \times V$ 为边集，节点 i 的邻居集合表示为 $N_i = \{j \in V \mid (j, i) \in E\}$ ， $\bar{N}_i = N_i \cup \{i\}$ 则表示节点 i 的闭邻域； $A = (a_{ij}) \in R^{N \times N}$ 表示对应于拓扑结构的邻接矩阵，设 $W = (w_{ij}) \in R^{N \times N}$ 为节点的赋权矩阵，若节点 i 与节点 j 构成邻接关系(即 $(j, i) \in E$)，则 $a_{ij} = 1$ ， $w_{ij} > 0$ ，否则 $a_{ij} = 0$ ， $w_{ij} = 0$ 。拉普拉斯矩阵则定义为

$L = (l_{ij}) \in R^{N \times N}$, 当 $i \neq j$ 时, $l_{ij} = -w_{ij}$, 而 $l_{ii} = \sum_{i \neq j} w_{ij}$ 。若矩阵的每个元素都非负, 且行和为 1, 则称该矩阵为随机矩阵, 若同时满足列和为 1, 则称此矩阵为双随机矩阵。

注 1: 本文始终假设 W 为随机矩阵, 并且本文的拓扑图含有向生成树。另外文中的范数为 2-范数。

2.2. 系统模型

考虑一个带扰动的含 N 个节点的离散时间线性系统, 将节点 i 定义为智能体 i , 其状态更新模型为:

$$x_i(k+1) = x_i(k) + u_i(k) + d_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中 $x_i(k) \in R^n$ 表示智能体 i 在第 k 时刻的状态向量; $u_i(k) \in R^n$ 表示智能体 i 在第 k 时刻的控制输入向量; $d_i(k) \in R^n$ 表示作用于智能体 i 的外部扰动向量, 若 $d_i(k) \equiv 0$, 则为无扰动多智能体系统:

$$x_i(k+1) = x_i(k) + u_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

本文的目标是设计分布式控制输入 $u_i(k)$, 可使系统在足够小的 ε 范围内能实现近似一致性。即对任意的初值 $x_i(0) \in R^n, i = 1, \dots, N$, 满足

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} \max_{i, j \in V} \|x_i(k) - x_j(k)\| \leq \varepsilon.$$

显然 $\varepsilon = 0$ 时, 多智能体系统实现一致性。

3. 相关定理与结论

注 2: 本节取一维(即 $n = 1$)的多智能体系统进行分析; 对于多维情况, 利用克罗内克积可证得。

针对系统受到未知有界扰动, 即 $D(k) = [d_1(k), d_2(k), \dots, d_N(k)]^T$ 满足 $|d_i(k)| \leq D$ 的情况, 本文引入鲁棒自适应项 $-\hat{D}_i(k)\text{sat}(e_i(k))$ 抵抗扰动, 将分布式控制律设计如下:

$$u_i(k) = \sum_{j \in N_i} w_{ij} (x_j(k) - x_i(k)) - \hat{D}_i(k)\text{sat}(e_i(k)) \quad (3)$$

其中 $e_i(k) = x_i(k) - \frac{1}{N} \sum_{j \in N_i} x_j(k)$, $\hat{D}_i(k)$ 为智能体 i 第 k 时刻扰动上界的估计值, 设 $\Delta > 0$, 饱和函数满足:

$$\text{sat}(s) = \begin{cases} -1, & s < -\Delta \\ \frac{s}{\Delta}, & |s| \leq \Delta \\ 1, & s > \Delta \end{cases}$$

为了防止系统在误差极小时对参数过度调整, 给定误差阈值 ε_0 , 设置 $\hat{D}_i(k)$ 的更新率为:

$$\hat{D}_i(k+1) = \begin{cases} \hat{D}_i(k), & |e_i(k)| \leq \varepsilon_0 \\ \text{Prj}(\hat{D}_i(k) + \gamma(k)|e_i(k)|), & |e_i(k)| > \varepsilon_0 \end{cases}$$

其中, $\gamma(k) = \frac{\gamma_0}{1 + \beta k}$ 表示学习步长, $\gamma_0 > 0$ 表示初始学习率, $\beta > 0$ 表示衰减系数。为避免突发大扰动导致 $\hat{D}_i(k)$ 无限增长, 本文预设最大扰动上界 $\hat{D} > 0$, 并引入投影算子如下作为对估计值更新的约束:

$$\text{Prj}(y) = \begin{cases} 0, & y < 0 \\ y, & y \in [0, \hat{D}] \\ \hat{D}, & y > \hat{D} \end{cases}$$

定理 1: 对于控制输入设计为(3)的多智能体系统(1), 有

- (i) 权重矩阵 W 为双随机矩阵时, 系统能实现近似一致性。
(ii) 权重矩阵 W 为随机矩阵时, 若 W 除 1 外的最大奇异值 σ 满足下式时, 可实现近似一致性。

$$\sigma + \frac{\sqrt{N}}{N} \|\mathbf{1}^\top L\| < 1$$

证明: 由于

$$x_i(k) + \sum_{j \in N_i} w_{ij} (e_i(k) - e_j(k)) = (W\mathbf{e}(k))_i + \frac{1}{N} \mathbf{1}^\top x(k) \quad (4)$$

其中 $\mathbf{e}(k) = [e_1(k), e_2(k), \dots, e_N(k)]^\top$, 记号 $(P)_i$ 表示矩阵 P 的第 i 个分量, $\mathbf{1} = (1, 1, \dots, 1)^\top$ 。

根据(3)~(4)式及 $\mathbf{1}^\top \mathbf{e}(k) = 0$, 得

$$e_i(k+1) = (W\mathbf{e}(k))_i - \hat{D}_i(k) \text{sat}(e_i(k)) + \tilde{d}_i(k) + \frac{1}{N} (\mathbf{1}^\top L\mathbf{e}(k) + \mathbf{1}^\top (\hat{D}(k) \circ \text{sat}(\mathbf{e}(k))))$$

其中残余扰动 $\tilde{d}_i(k) = d_i(k) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N d_j(k)$, $\hat{D}(k) = [\hat{D}_1(k), \hat{D}_2(k), \dots, \hat{D}_N(k)]^\top$, 记号 \circ 表示逐元素乘积。于是误差向量的动态方程为

$$\mathbf{e}(k+1) = W\mathbf{e}(k) - \boldsymbol{\varphi}(k) + \tilde{\mathbf{d}}(k) + \boldsymbol{\eta}(k) \quad (5)$$

其中 $\boldsymbol{\varphi}(k) = \hat{D}(k) \circ \text{sat}(\mathbf{e}(k))$, $\tilde{\mathbf{d}}(k) = (d_1(k), d_2(k), \dots, d_N(k))^\top$, $\boldsymbol{\eta}(k) = \frac{1}{N} (\mathbf{1}^\top L\mathbf{e}(k) + \mathbf{1}^\top \boldsymbol{\varphi}(k)) \mathbf{1}$ 。

构造如下李雅普诺夫函数

$$V(k) = \frac{1}{2} \|\mathbf{e}(k)\|^2$$

计算一阶差分 $\Delta V = V(k+1) - V(k)$ 。根据式(5), 得

$$\|\mathbf{e}(k+1)\| \leq \|W\mathbf{e}(k)\| + \|\boldsymbol{\varphi}(k)\| + \|\tilde{\mathbf{d}}(k)\| + \|\boldsymbol{\eta}(k)\| \quad (6)$$

由于通信图含有有向生成树, 且 W 为随机矩阵, 而且 $\mathbf{1}^\top \mathbf{e}(k) = 0$, 故

$$\|W\mathbf{e}(k)\| \leq \sigma \|\mathbf{e}(k)\| \quad (7)$$

结合饱和函数的性质 $|\text{sat}(e_i(k))| \leq 1$, 可知

$$\|\boldsymbol{\varphi}(k)\| \leq \hat{D} \|\text{sat}(\mathbf{e}(k))\| \leq \hat{D} \|\mathbf{1}\| = \sqrt{N} \hat{D} \quad (8)$$

同理

$$\|\tilde{\mathbf{d}}(k)\| \leq 2\sqrt{N} D \quad (9)$$

$$\|\boldsymbol{\eta}(k)\| \leq \frac{1}{N} (\|\mathbf{1}^\top L\| \|\mathbf{e}(k)\| + \|\mathbf{1}^\top\| \|\hat{D}(k) \circ \text{sat}(\mathbf{e}(k))\|) \|\mathbf{1}\| \leq \frac{\sqrt{N}}{N} \|\mathbf{1}^\top L\| \|\mathbf{e}(k)\| + \sqrt{N} \hat{D} \quad (10)$$

将(7)~(10)代入(6), 记 $C_1 = 2\sqrt{N}D + 2\sqrt{N}\hat{D}$, $\alpha_1 = \sigma + \frac{\sqrt{N}}{N} \|\mathbf{1}^T L\|$, 则

$$\|\mathbf{e}(k+1)\| \leq \alpha_1 \|\mathbf{e}(k)\| + C_1$$

于是

$$\Delta V = \frac{1}{2} \|\mathbf{e}(k+1)\|^2 - \frac{1}{2} \|\mathbf{e}(k)\|^2 \leq -\frac{1-\alpha_1^2}{2} \|\mathbf{e}(k)\|^2 + \alpha_1 C_1 \|\mathbf{e}(k)\| + \frac{1}{2} C_1^2$$

当 W 为双随机矩阵时, $\mathbf{1}^T L = 0$, $\alpha_1 < 1$; 当 W 为随机矩阵时, $1-\alpha_1^2 > 0$ 。记 $\alpha^2 = \frac{1-\alpha_1^2}{2}$:

$$\Delta V \leq -\frac{\alpha^2}{2} \|\mathbf{e}(k)\|^2 - \left(\frac{\alpha}{2} \|\mathbf{e}(k)\| - \frac{\alpha_1 C_1}{\alpha} \right)^2 + \frac{1}{2} C_1^2 + \left(\frac{\alpha_1 C_1}{\alpha} \right)^2 \leq -\frac{\alpha^2}{2} \|\mathbf{e}(k)\|^2 + C_0$$

其中 $C_0 = \frac{1}{2} C_1^2 + \left(\frac{\alpha_1 C_1}{\alpha} \right)^2$ 。

由李雅普诺夫稳定性定理, 存在常数 $B = \frac{\sqrt{2C_0}}{\alpha} > 0$, 使得对所有 $k \geq K$, 都有 $\|\mathbf{e}(k)\| < B$, 即一致性误差最终有界, 且始终被限制在有限范围内。从而对任意 $x_i(k), x_j(k)$, 有

$$|x_i(k) - x_j(k)| = |e_i(k) - e_j(k)| \leq |e_i(k)| + |e_j(k)| \leq 2\|\mathbf{e}(k)\| < 2B$$

从而系统实现近似一致性。证毕。

从定理的证明过程还可得如下结果:

推论 1: 控制输入设计为

$$u_i(k) = \sum_{j \in N_i} w_{ij} (x_j(k) - x_i(k))$$

时, 多智能体系统(1)和(2)在权重矩阵为双随机矩阵时均能实现近似一致性。

对于多智能体系统(2), 在现实场景中, 系统的库存信息量较为庞大, 全局绝对状态难以精确掌握。

受文献[9]一致性协议启发, 本文进一步考虑了现实情况下系统中不同节点的战略地位和重要程度的差异, 对于控制输入的权重实行差异化分配, 设计了如下一种考虑节点非均匀权重的分布式控制律:

$$u_i(k) = \begin{cases} \sum_{j \in N_i} w_{ij} x_j(0) - x_i(0), & k = 0 \\ \sum_{j \in N_i} w_{ij} u_j(k-1), & k > 0 \end{cases} \quad (11)$$

基于推论 1 及数学归纳法, 易得:

定理 2: 对于控制输入设计为(11)的多智能体系统(2)能实现一致性。

4. 电商生产供应链模型

本文考虑一个多层次分布式控制的电商生产供应链网络, 其中包含 N 条功能相同、结构并行的子链, 每条子链均含有 n 个串联的生产单元, 将每条子链看作是一个节点。设 $x_{im}(k), u_{im}(k)$ 分别为 k 时刻第 i 条子链中第 m 个生产或供应单元节点的库存量与控制输入; $r_{im}(k)$ 表示第 i 条子链中唯一直接与市场相连的最后一个生产单元的市场需求量。在对基于多智能体的供应链系统建模前, 提出如下假设:

假设 1: 库存水平满足 $0 < x_{im} < c_{im}$, 其中 c_{im} 是第 i 条链中第 m 个生产单元的最大容量;

假设 2: 实际存储过程中, 第 m 个生产单元的库存水平随着时间的推移以 ρ_m 的速率衰减;

假设 3: 市场需求 $r_{im}(k)$ 由确定需求 $\bar{r}_{im}(k)$ 及市场波动 $\xi_{im}(k)$ 组成, 即:

$$r_{in}(k) = \bar{r}_{in}(k) + \xi_{in}(k) \quad (12)$$

设第 i 条子链的生产模型，如下图 1 所示：

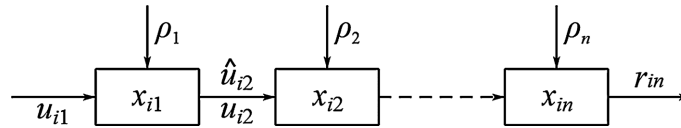


Figure 1. The production model of the i -th sub-chain

图 1. 第 i 条子链的生产模型

于是第 i 条子链的生产迭代方程为

$$\begin{cases} x_{im}(k+1) = (1 - \rho_m)x_{im}(k) + u_{im}(k) - \hat{u}_{i(m+1)}(k), & m = 1, 2, \dots, n-1 \\ x_{in}(k+1) = (1 - \rho_n)x_{in}(k) + u_{in}(k) - r_{in}(k) \end{cases} \quad (13)$$

为保证市场的稳定供应，将控制输入 $u_{im}(k)$ 记为两部分，一部分为 $\bar{u}_{im}(k)$ 用于调整库存水平实现系统一致性，另一部分 $\hat{u}_{im}(k)$ 用于控制生产率以满足供应需求：

$$\begin{aligned} u_{im}(k) &= \bar{u}_{im}(k) + \hat{u}_{im}(k) \\ \hat{u}_{im}(k) &= p_{im}(k) \times x_{im}(k) \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $p_{im}(k)$ 表示第 i 条子链中第 m 个生产单元的生产率，考虑到实际生产中容易产生突发事件，如物流损坏、机器故障、出现次品等情况，即出现交付扰动 $d_{im}(k)$ ，有

$$\begin{cases} p_{im}(k) = \frac{\hat{u}_{i(m+1)}(k) + \rho_m x_{im}(k) + d_{im}(k)}{x_{ij}(k)} = \frac{\hat{u}_{i(m+1)}(k) + d_{im}(k)}{x_{ij}(k)} + \rho_m, & m = 1, 2, \dots, n-1 \\ p_{in}(k) = \frac{r_{in}(k) + \rho_n x_{in}(k) + d_{in}(k)}{x_{in}(k)} = \frac{r_{in}(k) + d_{in}(k)}{x_{in}(k)} + \rho_n \end{cases} \quad (15)$$

将(14)~(15)代入(13)，得到最终的生产模型

$$x_{im}(k+1) = x_{im}(k) + \bar{u}_{im}(k) + d_{im}(k), \quad i = 1, 2, \dots, N; m = 1, 2, \dots, n$$

写成向量形式为

$$x_i(k+1) = x_i(k) + \bar{u}_i(k) + d_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

其中 $x_i(k) = [x_{i1}(k), x_{i2}(k), \dots, x_{in}(k)]^T$ ， $\bar{u}_i(k) = [\bar{u}_{i1}(k), \bar{u}_{i2}(k), \dots, \bar{u}_{in}(k)]^T$ ，

$d_i(k) = [d_{i1}(k), d_{i2}(k), \dots, d_{in}(k)]^T \in R^n$ 。

于是供应链系统(16)在有扰动时，控制输入 $\bar{u}_i(k)$ 使用设计方法(3)可使得各子链对应的第 m 个节点实现库存水平近似一致；当无扰动时 $\bar{u}_i(k)$ 可采用方法(11)使各子链对应的第 m 个节点实现库存水平一致性。

5. 仿真验证与结果分析

5.1. 无扰动下供应链系统的仿真实验

本文以多多买菜生鲜电商平台为背景，构建多级独立生产的电商生产供应链模型。系统包含南京、杭州、上海、苏州、合肥 5 条区域生产供应链，每条供应链包含 3 级：第 1 级为产地初级生产基地，完成蔬菜采收与初洗；第 2 级是城市中央加工中心，负责精细清洗与分装；第 3 级为社区终端生产站，进

行打包、贴标及配单。每条供应链看作一个智能体，具有如下的拓扑关系：

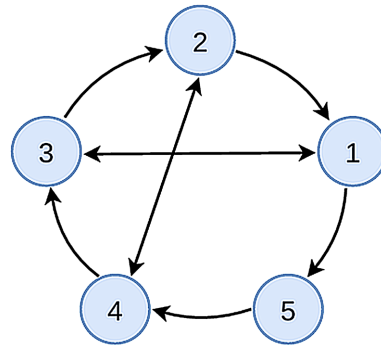


Figure 2. Topology of supply chain system
图 2. 供应链系统拓扑图

设各工厂的初始库存状态为 $X(0)$ ，由图 2 可得等权重[10]下的权重矩阵为 W_1 ，分别为：

$$X(0) = \begin{bmatrix} 1.9 & 3.0 & 6.9 \\ 7.2 & 4.9 & 6.3 \\ 4.2 & 9.0 & 6.6 \\ 7.4 & 7.9 & 6.0 \\ 8.4 & 2.8 & 4.0 \end{bmatrix}, W_1 = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 \\ 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 & 0 \\ 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/2 \end{bmatrix},$$

由文献[10]可知，较小的次大特征值模具有较大的收敛速度。为了提高收敛速度，本文设计了一种基于拓扑约束的随机投影算法寻找较优权重矩阵的方法，记矩阵第二大特征值模为 σ_2 ，得其优化模型为

$$\begin{aligned} \min_W \rho(W) &= |\sigma_2(W)| \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} W \odot (\mathbf{1}\mathbf{1}^T - M) = O \\ W\mathbf{1} = \mathbf{1}, \mathbf{1}^T W = \mathbf{1}^T \\ w_{ij} \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

其中， \odot 为按元素乘积 Hadamard 积， $M = A + I$ 表示拓扑掩码矩阵， $W \odot (\mathbf{1}\mathbf{1}^T - M) = O$ 约束其结构与原有拓扑保持一致，当 $M_{ij} = 0$ 时强制权重 $w_{ij} = 0$ ； $W\mathbf{1} = \mathbf{1}, \mathbf{1}^T W = \mathbf{1}^T$ 约束该矩阵保持双随机性。

在此基础上，在权重空间引入随时间衰减的随机扰动

$$\Delta = \eta \cdot \alpha^k \cdot R$$

其中， η 为初始扰动步长， $\alpha^k = 1 - \frac{k}{K}$ 为步长衰减因子， $R \in \mathbb{R}^{n \times n}, R_{ij} \sim N(0,1)$ 是与权重矩阵同维度的标准正态分布随机矩阵。于是，加入扰动后的矩阵迭代公式为：

$$\tilde{W}^{(k)} = \tilde{W}^{(k-1)} + \Delta \odot M$$

由于扰动使 $\tilde{W}^{(k)}$ 无法保持双随机，故本文利用 Sinkhorn-Knopp 算子 $S(\cdot)$ 对其执行行列归一化投影：

$$W^{(k)} = S(\tilde{W}^{(k)} \odot M), S: w_{ij} \leftarrow \frac{w_{ij}}{\sum_j w_{ij}}, w_{ij} \leftarrow \frac{w_{ij}}{\sum_i w_{ij}}$$

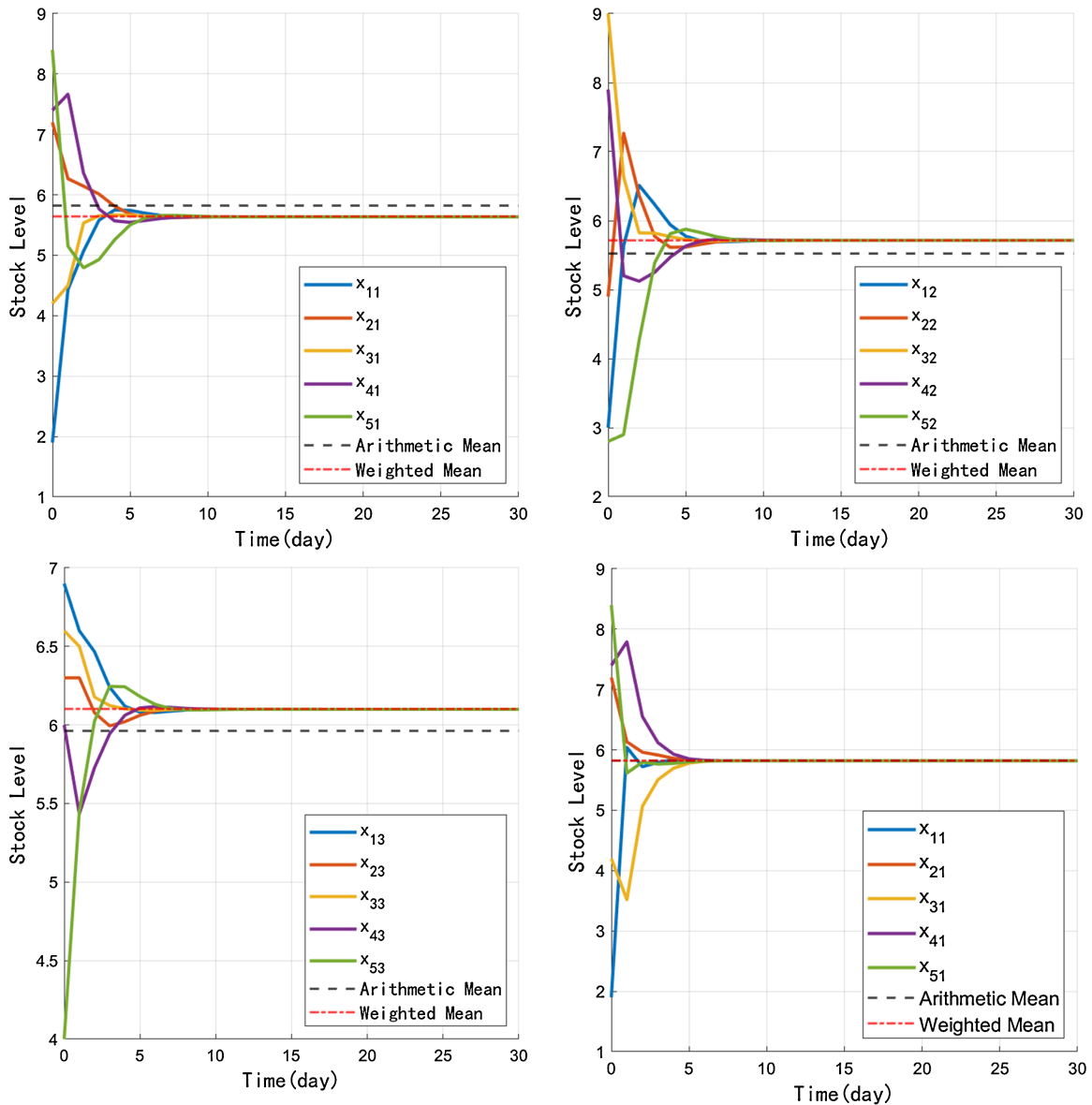
利用启发式搜索反复迭代，直至满足 $\sum_j w_{ij} = 1$ 与 $\sum_i w_{ij} = 1$ 迭代结束。最终得到原始拓扑下具有更小

的第二大特征值模 σ_2 的权重矩阵。如，根据该算法得到双随机矩阵为(保留 4 位有效数字):

$$W_2 = \begin{bmatrix} 0.1322 & 0.7149 & 0.1529 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1002 & 0.3893 & 0.5105 & 0 \\ 0.4393 & 0 & 0.4578 & 0.1029 & 0 \\ 0 & 0.1849 & 0 & 0.3866 & 0.4284 \\ 0.4284 & 0 & 0 & 0 & 0.5716 \end{bmatrix}$$

在此权重设置下，得到收敛结果与等权重矩阵设置下的对比如图 3 所示:

此时的收敛约在 $T \approx 7$ 时完成，与等权重模型在 $T \approx 10$ 完成收敛相比，收敛速度得到提高，这是因为其第二大特征值模 $\sigma_2^{W_2} = 0.2212$ ，相对于等权重模型的权重矩阵 $\sigma_2^{W_1} = 0.5087$ 明显减小。由此可知，对于通信拓扑中个别节点的路径分配更高的权重、而对非桥边的路径分配较小的权重，其信息扩散速度能得到提高。



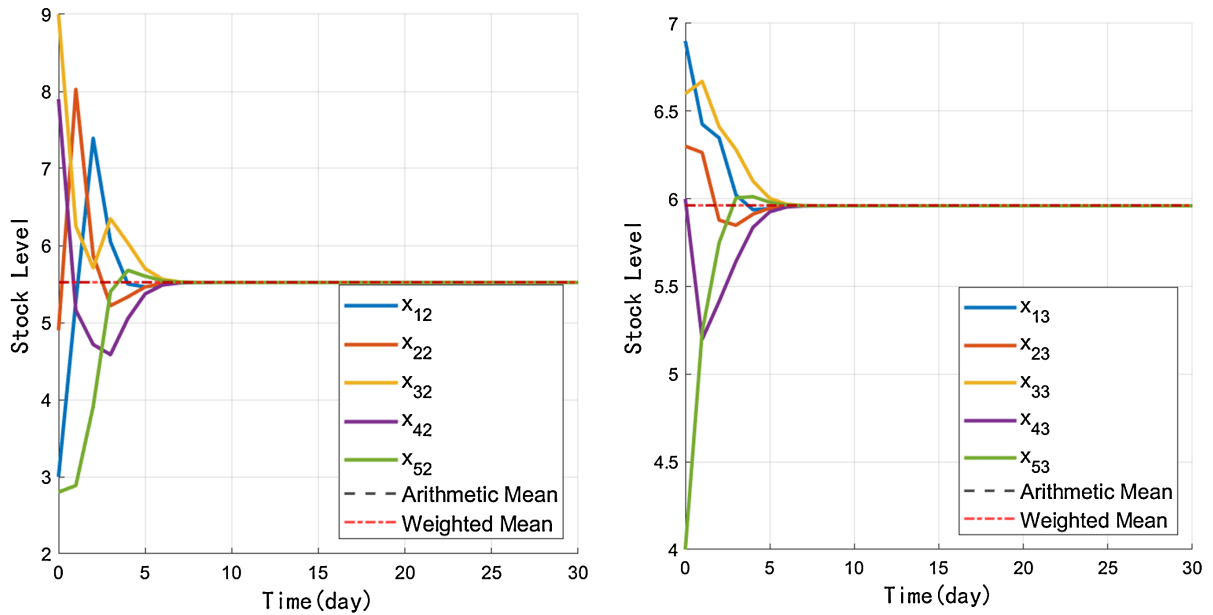


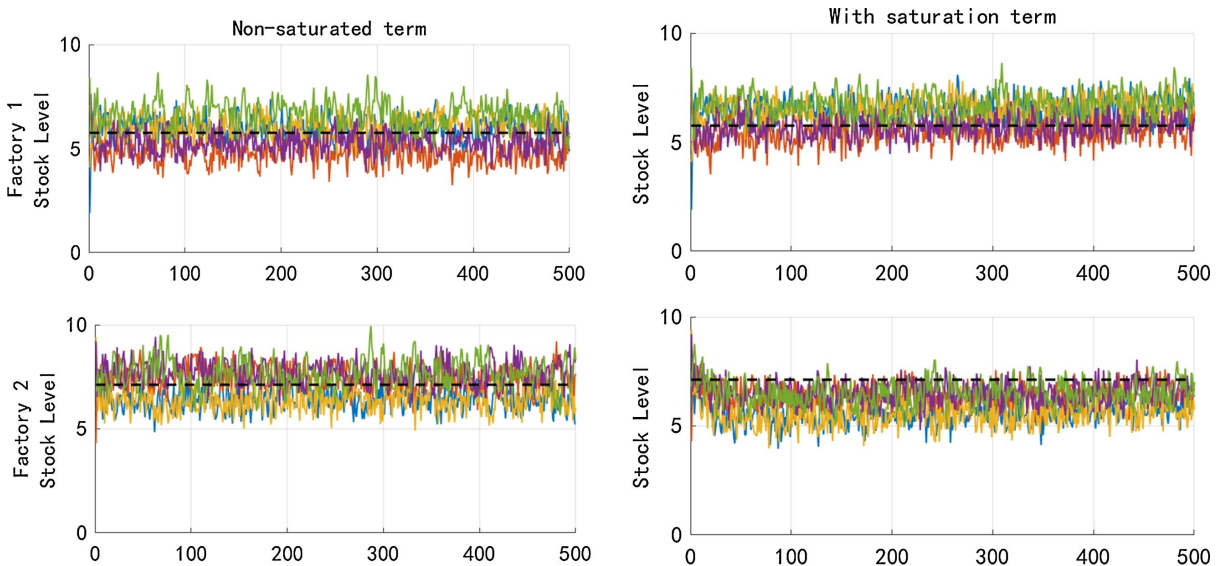
Figure 3. Inventory consistency evolution for warehouse centers: Original (Left) vs. Improved (Right)

图 3. 原等权重模型(左)与改进权重矩阵(右)各仓储中心的供应链库存一致性演化

5.2. 带扰动电商生产供应链系统仿真实验

考虑到系统运行时会受到传感器噪声、数据包丢失或信息量化误差等外部干扰，在 5.1 的设定下，分别对各工厂添加有界波动，并将其分为两部分：一部分由各供应链产品供应过程中的环境差异造成，其绝对值小于 0.5，具有列随机性；一部分模拟实时市场噪声，是绝对值小于 1 的均匀分布的随机数。

为观察鲁棒自适应项 $-\hat{D}_i(k)\text{sat}(e_i(k))$ 的作用，此处权重矩阵选择收敛速度较慢的 Metropolis 方法构造。为兼顾控制器的动态响应性能与鲁棒性，取 $\Delta = 2.5$ ；设置初始自适应增益 $\varepsilon_0 = 0.8$ ，保证系统启动的初始冲击；引入修正项 $\beta = 0.25$ 防止参数无误差时无限漂移；取自适应更新率 $\gamma_0 = 0.05$ ，保障系统稳定并快速自适应调节；扰动估计上界取归一化扰动量的 1.5 倍，即 $\hat{D} = 1.5$ ，使其覆盖实际扰动的同时又避免过度补偿。在此设置下对于有无该饱和项进行对比仿真，得到库存水平收敛过程如图 4 所示。



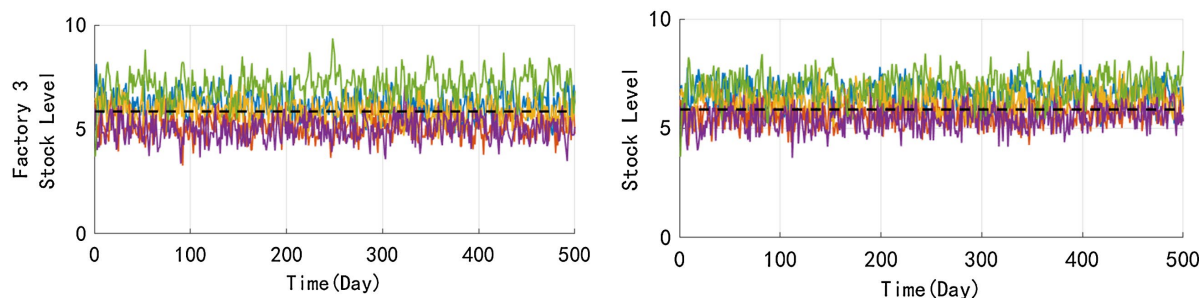


Figure 4. Convergence of inventory levels for factories: Without (Left) vs. With (Right)

图 4. 无饱和项(左)与有饱和项(右)的各工厂库存水平收敛过程

可以看出, 在饱和项 $-\hat{D}_i(k)\text{sat}(e_i(k))$ 的作用下, 各工厂库存在收敛过程中的波动减小。

结合图 5 可以得出, 自适应补偿项成功抵消了部分的扰动能量, 降低了系统的波动方差, 比传统共识算法更能抵抗干扰; 且在波动下, 系统始终保持在收敛值附近, 具有更稳健的生产节奏。

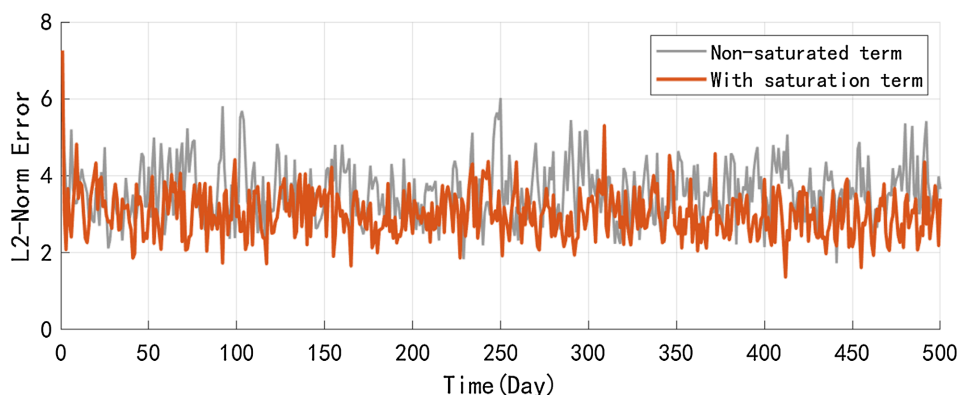


Figure 5. Evolution of the maximum L_2 -norm error of supply chain vectors

图 5. 各供应链向量最大 2-范数变化图

由此可知, 在存在如原材料波动、运输延迟等真实随机扰动的电商生产供应链网络中, 自适应饱和控制能够显著提升系统的稳健性, 通过抑制外界噪声, 使各生产节点的库存水平保持在更窄、更可控的运营区间内。此外, 在自适应律的作用下, 系统能够自主学习扰动边界并降低全局一致性误差, 从而使得上下游企业间的同步率更高, 能够在更低的调拨成本和更短的等待时间下实现分销网络的精准运营。

6. 结论

本文针对离散时间多智能体系统在供应链网络中的协同一致性问题, 提出基于非均等权重的分布式控制律, 并依托数值仿真实验对其协同效能与策略可行性进行了系统性验证。此外, 对于供应链受到有界未知扰动的场景, 本文在控制策略中加入了鲁棒自适应项, 为在复杂环境下的供应链提供了又能有效抵御随机扰动的一致性控制方案, 企业可通过该方案实现大规模供应链网络的协同控制。

参考文献

- [1] 蔚润姣. 基于切换拓扑的多智能体一致性及其在供应链中的应用[D]: [硕士学位论文]. 太原: 山西大学, 2016.
- [2] Degroot, M.H. (1974) Reaching a Consensus. *Journal of the American Statistical Association*, **69**, 118-121. <https://doi.org/10.1080/01621459.1974.10480137>
- [3] 孙戎, 贾英民. 多智能体网络一致性鲁棒 H_∞ 控制问题[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2012, 9(1): 16-22.

- [4] Wang, C. and Ding, Z. (2016) Consensus Control of Multi-Agent Systems with Input Delay and Directed Topology. *IET Control Theory & Applications*, **10**, 617-624. <https://doi.org/10.1049/iet-cta.2015.0945>
- [5] 李艳辉, 石远彬, 孙家兴. 时变多智能体系统的鲁棒自适应一致性跟踪控制[J]. 控制与决策, 2026, 41(5) :1257-1264.
- [6] Fan, L., Zeng, X., Xiong, S. and Li, Q. (2025) Data Driven Inventory Consensus Control for a Supply Chain System with a Design Change. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, **35**, 703-717. <https://doi.org/10.61822/amcs-2025-0050>
- [7] 陈钊杰, 叶钊显, 高钰博, 等. 带 Markov 拓扑的多智能体系统在 DO S 攻击和 DAs 下的均方一致性[J]. 应用数学, 2025, 38(3): 670-680.
- [8] 石红威. 多智能体系统能控性在电商物流领域的应用[J]. 电子商务评论, 2026, 15(2): 136-146.
- [9] 武梅, 高依苹, 邵蒋杰. 基于增量控制的一致性问题及其在供应链系统的应用[J]. 计算机时代, 2023(9): 64-68.
- [10] Xiao, L. and Boyd, S. (2004) Fast Linear Iterations for Distributed Averaging. *Systems & Control Letters*, **53**, 65-78. <https://doi.org/10.1016/j.sysconle.2004.02.022>