

复杂网络特性对大规模多智能体协同控制的影响*

徐杨¹⁺, 李响¹, 常宏¹, 王月星²

¹(电子科技大学 计算机科学与工程学院, 四川 成都 611731)

²(中航工业 成都飞机设计研究所, 四川 成都 610041)

Effects of Complex Network Characters on the Coordination Control of Large-Scale Multi-Agent System

XU Yang¹⁺, LI Xiang¹, CHANG Hong¹, WANG Yue-Xing²

¹(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

²(AVIC Chengdu Aircraft Design and Research Institute, Chengdu 610041, China)

+ Corresponding author: E-mail: xuyang@uestc.edu.cn

Xu Y, Li X, Chang H, Wang YX. Effects of complex network characters on the coordination control of large-scale multi-agent system. Journal of Software, 2012, 23(11): 2971-2986. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4308.htm>

Abstract: With the expansion of distributed multi-agent system applications and the increasing scale of the system, the characters of complex network have become an important factor in system performance. This paper makes an initial effort to find the effects of complex network characters on large-scale distributed multi-agent coordination to create a systemic analysis of the system performance and provide organization optimization algorithm designs. The study primarily investigated typical complex networks: random network, small-world network, grid network and scale-free network in multi-agent coordination on theoretical analysis and practical simulations. In theoretical analysis, the study has built the cooperative information transmission model based on Markov chain over different network topologies and compared their efficiencies on either random walk or intelligent routing model. In addition, the study explored the characters of complex network in three main coordination simulations: cooperative information transmission, multi-agent team coordination, and multi-agent network recovery. It is found that the characters of complex network such as small-world or scale-free attributes will bring significant differences in spite of the same coordination schema, and it is feasible to design some desired intelligent algorithms to take the advantage of those effects so that system performance can be promoted.

Key words: character of complex network; large-scale multi-agent system; cooperative coordination

摘要: 随着分布式多智能体系统应用领域和系统规模的不断扩大,网络特性已成为影响系统性能的一个重要因素.通过研究和分析复杂网络特性对大规模分布式多智能体系统协同控制的影响,对多智能体系统性能的影响做出系统性分析,同时为提出大规模多智能体组织结构的优化算法提供依据.主要针对随机网络、小世界网络、网格网络和无尺度网络这4种典型复杂网络特性,从理论和仿真两方面进行分析.在理论方面,通过基于马尔可夫链的信息

* 基金项目: 国家自然科学基金(60905042); 国家科技支撑计划(2012BAI22B05); 航空科学基金(20100580005); 中央高校基本科研业务费专项资金(ZYGX2011X013); 吉林大学开放课题(93K172012K10)

收稿时间: 2012-06-07; 定稿时间: 2012-08-21

传输过程在不同网络结构下的建模,对比分析了信息无偏随机游走模型和智能决策模型下的传输效率.在仿真建模中,主要从智能体间信息传输效率、不同应用领域中集成协同控制效率、对网络故障恢复的影响这3个典型的多智能体系统协同控制应用对比分析复杂网络特性对系统性能的影响.研究表明,复杂网络特性如小世界和无尺度特性可以在相同的控制策略下形成明显的性能差异,如果设计合理的控制算法,复杂网络结构将有助于多智能体系统性能的提升.

关键词: 复杂网络特性;大规模多智能体系统;协同控制

中图法分类号: TP18 文献标识码: A

随着多智能体和多机器人系统的发展,大规模多智能体系统已成为目前的一个热门研究领域,并在航天^[1]、军事^[2]和灾难救援^[3]等方面得到广泛的应用,例如大规模 UAV 协同控制^[4]、机器人搜索救援^[5]等.在这些系统中,一个典型特点是:由于智能体规模的扩大和系统环境的动态特征,传统的集中式控制方式例如总线式、分层结构不再适用于这些应用场景.智能体的网络组织结构通常与人类社会复杂网络结构类似,并呈现出非集中式特点,即一个智能体通常仅与小部分成员保持直接连接和交互,并根据自身状态和知识库,对环境变化和协同任务进行自主控制和规划.相关研究表明,即使这些分布式智能体采用相同的协同控制方式,智能体间交互所依赖的连接方式或者其网络拓扑结构的不同也会对系统整体性能产生很大的影响.例如,Watts 等人已经证明,当分布式系统节点的连接具有小世界网络特性时,其信号传输速度、计算能力以及同步能力将大为提高^[6].在动态的多智能体复杂系统中,系统的底层架构对其稳定性有很大的影响^[7].Gaston 验证了复杂网络的结构特性对整个多智能体系统的性能有显著影响^[8].Glinton 指出,无尺度网络往往会有较高的性能以及较快的覆盖速度^[9].Wei 发现,如果原始网络的属性发生变化,即使使用相同的网络发现协议,其整体性能也可能发生显著变化^[10].Delgado 发现,复杂网络拓扑结构会影响多智能体系统中社会规约的传播效率,具有复杂网络特性的拓扑结构比其他拓扑结构中系统性能更高,且社会规约在无尺度网络比耦合网络结构中效率更高^[11].李晓等人以 BBV 和 BA 网络模型为例对复杂网络特性与多智能体系统的一致性关系进行研究,分析了无尺度网络模型的平均距离和平均集群系数与多智能体系统一致性的影响^[12].Gaston 研究发现,基于智能体组织的复杂网络架构对异构型智能体系统的整体表现有很大影响,例如,无尺度网络在信息处理能力欠佳的大规模智能体系统下支持信息的迅速扩散^[13].Yu 等人研究了复杂网络的动态演化过程,并提出一种在具有复杂网络特性的拓扑结构中可大幅度提高多智能体系统性能的方法^[14].虽然网络结构特别是复杂网络特性对大规模多智能体系统的影响已得到相关领域研究者的广泛关注,并力求将相关研究成果用于未来协同控制优化算法的研究.这一研究已取得一定的进展,然而由于大规模多智能体系统协同控制包含多方面的研究课题和任务,对网络结构在多智能体系统协同控制中影响的系统性研究依然缺乏.本文则针对网络拓扑结构对多智能体系统性能的影响进行了系统性的分析,将理论与应用相结合,主要对随机网络、小世界网络、网格网络和无尺度网络这4种典型复杂网络特性进行研究:

在理论分析上,我们主要针对复杂网络特性对信息传输效率的影响进行了初步研究.本文针对信息的传递对象建立基于马尔可夫链的模型,分析复杂网络对信息传输效率的影响,并根据不同的网络特性分别将信息传输在无偏随机游走模型和智能决策模型下的传输效率的进行对比.在仿真分析上,我们结合3种典型的多智能体协同控制场景,依据仿真实验进行对比分析:

- (1) 对大规模多智能体间的信息传输过程进行仿真,结合智能化信息传输模型分别对比分析了在不同信息关联度、不同源节点信息量、不同平均邻居数以及不同智能体系统规模下,不同复杂网络特性对多智能体协同控制产生的影响;
- (2) 在无人机、机器人足球等多智能体系统的典型应用领域中进行仿真,分别验证了复杂网络在不同系统规模以及不同的平均邻居智能体数条件下对系统性能的影响;
- (3) 当多智能体网络发生故障后,我们仿真分析了具有不同复杂网络特性的原始网络在典型故障恢复算法 MPLS^[15]作用后,可能产生的不同拥塞状况以及拓扑结构的变化等.

我们的研究表明,大规模多智能体系统在不确定的环境中,通过有效的启发式不确定性决策模型,在不同的网络拓扑结构下都可能实现对整个系统有效的协同控制.然而,如果能够根据协同应用的特点有效地利用网络特性,如小世界和无尺度特性对网络进行调整,即使在相同协同控制方法下,其系统性能也可能大为提高.

1 网络化多智能体系统模型

大规模智能体系统协同网络组织结构可以用无向图 $G=(A,E)$ 来表示,其中, $A=\{a_1, a_2, \dots, a_k\}$, 表示智能体的集合; E 表示智能体直接交互的边的集合,如果 $e_k=(i,j)$, 表示有信息从智能体 a_i 直接传递到智能体 a_j , 即它们互连接并互为邻居. $N(i)$ 定义为 a_i 的邻居智能体集合.

G 能够基于不同的复杂网络特性来组织不同的拓扑结构,本文主要针对以下 4 种典型复杂网络结构进行研究:随机网络、网格网络、小世界网络以及无尺度网络,如图 1 所示.

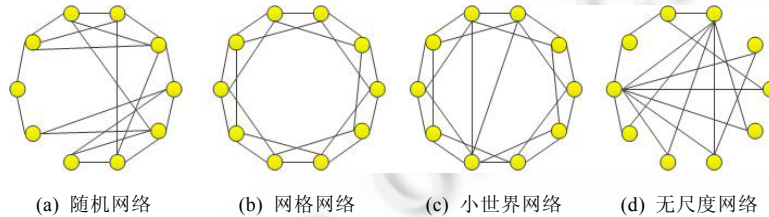


Fig.1 Network topologies

图 1 网络拓扑结构

初步的研究结果^[5]表明,复杂网络都具有不同的基本属性,如网络直径、节点间的平均距离、度分布等:

- (1) 智能体 a_i 的度: $d(i)=|n(i)|$;
- (2) 平均度: $\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i \in V} |n(i)|$ 是所有智能体邻居节点的平均度数,对于任意复杂网络, $\bar{d} \ll |V|$;
- (3) 度分布: $p(k)=\Pr[d=k]$ 定义的是数量为 d 的智能体的度数为 k ;
- (4) 距离: $distance(i,j)$ 定义的是智能体 a_i 与 a_j 之间能够互相交互的最少转发跳数. 如果 $(i,j) \in E$, 则 $distance(i,j)=1$;
- (5) 网络直径: $diameter D = \max_{i,j} distance(i,j)$ 定义为网络中任意两个智能体与之间的距离最大值.

不同的复杂网络都可以用上述性质来描述,其中,随机网络模型中的度分布服从泊松分布;网格网络中的大多数节点有相同的度数;与小世界网络相比,网格网络平均距离较大;小世界网络中节点的平均距离较短,节点的度分布服从二项式分布.此外,无尺度网络模型中的度分布服从幂律分布: $p(k) \propto k^{-r}$ ($2 < r < 3$) 等.

2 基于马尔可夫链的网络信息传输机制影响的研究

网络协同控制可以被抽象为信息或协同控制元素在网络中的流动^[16].当信息在源节点产生后,如果能以最快的速度传递到信息的消费者,则智能体系统的协同控制可以最优化.假设信息 k 被产生后,与该信息的消费者的最短距离为 i ,则信息在网络中的传输可以定义为一个马尔可夫链模型^[17].

如图 2 所示,状态定义为信息被传输到某智能体时该智能体与目的智能体的最短距离为 i .特别地,概率 $P_{i,j}$ 定义的是信息从状态 i 传递到状态 j 的概率.由于信息在一个时刻仅能在网络中被传递 1 步,因此除了 $j \in \{i-1, i, i+1\}$ 以外, $P_{i,j}=0$. 并且当 $s_i \neq s_0$, 信息可能会移动到距离更近的目标 ($P_{i,i-1}$)、保持原状 ($P_{i,i}$), 或者移动到远处的 ($P_{i,i+1}$). 当信息处于状态 s_0 时,将会停止在目的地,且概率为 $P_{0,0}=1.0$. 假设 u 是信息处于状态 s 的初始化概率,根据马尔可夫理论,可以计算出信息移动 n 步后到达目的智能体的概率:

$$P(n)=u \times P^n.$$

图 3 和图 4 描述了无尺度网络和随机网络中的概率 $P(s_i, s_{i-1})$ (标记为“Close”), $P(s_i, s_i)$ (标记为“Same”) 以及

$P(s_i, s_{i+1})$ (标记为“Further”).

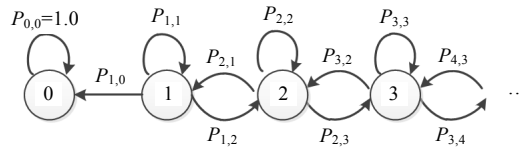


Fig.2 Transition model of message movements based on Markov chain

图2 基于马尔可夫链的信息移动转换模型

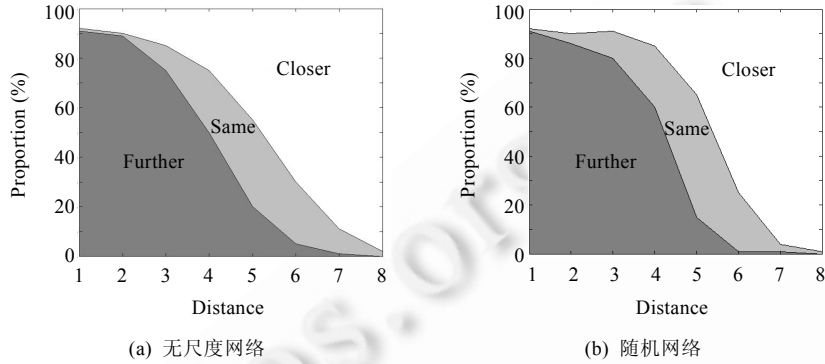


Fig.3 In randomly routing, the relative proportions of links that lead closer to, keep the same distance, or move further from the target agent, as the distance to it is varied

图3 信息在无尺度网络和随机网络中随机游走依据与目标智能体的距离向目标靠近, 保持原位或者远离目标的概率

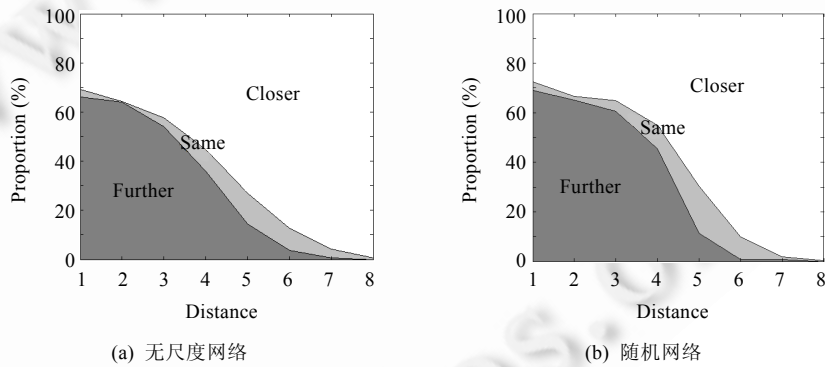


Fig.4 In biased intelligent routing, the relative proportions of links that lead closer to, keep the same distance, or move further from the target agent, as the distance to it is varied

图4 信息在无尺度网络和随机网络中有偏智能传输依据与目标智能体的距离向目标靠近, 保持原位或者远离目标的概率

2.1 协同控制无偏随机游走模型

我们分别在无尺度网络和随机网络中测试了 100 个智能体的随机游走情况.如图 3 所示, x 轴表示从某节点到目标节点的距离, y 轴则表示信息 k 从当前节点远离,保持相同距离或者接近目标节点的概率.如图 3(a)所示,深灰色区域表示该点可能远离目标点的概率,浅灰色区域表示保持原位的概率,白色区域是接近的概率,三者之和恒定为 1.值得注意的是:通常情况下, k 距离目标节点 a_k 越近,则其随机移动后远离目标的可能性越大;相反

地, k 离目标节点 a_k 越远, 随机移动越可能接近目标. 此外, 由于图中描述的分布情况不同, 信息移动的特性也很可能不同. 从图 3 中可以直观地观察到, 在无尺度网络中, Closer 的总面积大于随机网络中的面积, 表明在其他条件相同的随机游走过程中, 智能体在无尺度网络中的信息传输准确率高于随机网络. 图 3(a)和图 3(b)描述的是典型的无尺度网络和随机网络, 网络拓扑的状态概率的转置矩阵 P 分别为

$$\begin{pmatrix} 1.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.10 & 0.01 & 0.89 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.15 & 0.10 & 0.75 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.25 & 0.25 & 0.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.45 & 0.35 & 0.20 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.70 & 0.25 & 0.05 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.89 & 0.10 & 0.01 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.98 & 0.02 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.10 & 0.02 & 0.88 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.15 & 0.05 & 0.80 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.15 & 0.25 & 0.60 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.45 & 0.40 & 0.15 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.75 & 0.24 & 0.01 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.96 & 0.03 & 0.01 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.99 & 0.01 \end{pmatrix}.$$

假设相同的信息初始化分布 $u=[0.25 \ 0.25 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.1 \ 0.05 \ 0.04 \ 0.01]$, 信息随机移动 1 000 步以后, 无尺度网络的状态分布 $[0.8287 \ 0.0030 \ 0.0198 \ 0.0605 \ 0.0675 \ 0.0194 \ 0.0011 \ 0.0000]$, 该信息 83% 的概率到达目标智能体. 另一方面, 随机网络状态概率分布为 $[0.0171 \ 0.0084 \ 0.0575 \ 0.3337 \ 0.4904 \ 0.0920 \ 0.0009 \ 0.0000]$, 该信息仅有约 1.7% 的可能性到达目标智能体. 这一结果更证实了图中观察的结论, 智能体在无尺度网络中信息传输效率明显高于随机网络.

2.2 智能传输控制模型

在智能体协同过程中, 信息在智能体之间可能不只是简单的随机移动, 智能体通常会建立更好的决策模型, 以利用智能体的本地知识进行更准确的决策. 因此, k 的移动并非完全随机移动, 而是随着目标位置产生的有偏移的智能传输. 本文引入参数 β 进行建模, 即在 k 的传输过程中, 智能传输使得 $P(s_i, s_{i-1})$ 大于 $P(s_i, s_{i+1})$. 同时, 该偏移度随着信息 k 接近目标 agent 而增大, 因为智能体对目标信息的需求越是容易被其周围的智能体所获知, 当 k 被目标智能体周围的智能体获得后就更容易通过智能规划快速传递到目标智能体. 在本文中, 我们通过 $\beta = 1/e^\alpha$ 对这一特性进行建模. 非正式情况下, 可以认为 β 是系统关于状态的所有已知信息, α 则是知晓这些信息智能体中, 距离目标较近与较远的智能体数量之差. 引入 α 和 β 后, 马尔可夫链的状态转换可以写成如下形式:

$$\begin{aligned} \tilde{P}(s_i, s_{i-1}) &= P(s_i, s_{i-1}) + (1 - \beta(i))P(s_i, s_i) + (1 - 2\beta(i))P(s_i, s_{i+1}), \\ \tilde{P}(s_i, s_i) &= P(s_i, s_i) - (1 - \beta(i))P(s_i, s_i), \\ \tilde{P}(s_i, s_{i+1}) &= P(s_i, s_{i+1}) - (1 - 2\beta(i))P(s_i, s_{i+1}). \end{aligned}$$

在有偏智能传输的测试中, 保持多智能体系统规模为 100, 并设定参数 α 设置为定值 0.97, 表示连接的方向随目标智能体的移动偏置移动. 图 4(a)、图 4(b)描述了在无尺度和随机网络中, 添加偏移因子后的信息传输情况. 对比发现, 优化后二者的传输效率有较大的提高, 无尺度网络的信息传输效率略好于随机网络; 同时说明, 该状态转换对随机网络效果更加明显. 与原始的无尺度网络和随机网络相比, 若信息的初始化分布与上部分中的相同 (即 $u=[0.25 \ 0.25 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.10 \ 0.05 \ 0.04 \ 0.01]$), 则移动 1 000 步以后, 概率分布为 $[1.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000 \ 0.0000]$, 因此, 信息一定会到达目标节点. 另外, 移动 100 步之后, 状态概率分布为 $[0.9290 \ 0.0029 \ 0.0094 \ 0.0242 \ 0.0262 \ 0.0078 \ 0.0005 \ 0.0000]$. 这一结果表明, 信息有近 93% 的可能性到达目标节点. 以上二者均优于同一网络拓扑中随机移动 1 000 步的网络传输结果.

3 信息传输机制影响的仿真

基于智能体信息和控制传输状态转移的理论分析, 本节针对复杂网络特性对多智能体间这一传输机制的影响进行进一步仿真研究, 并对比在同一种信息共享算法和不同的复杂网络特性作用下, 智能体间传输信息总消耗量的变化.

3.1 算法模型

我们将信息传输模型定义为 $(I, A, S)^{[18]}$,其中, I 表示信息集; A 表示智能体集合; $S_a=(H_a, K_a)$, H_a 表示智能体 a 收到的历史信息, $K_a \in I$ 则表示智能体 a 的本地知识库.在信息传输过程中,当有新的信息到来时,智能体会依据 S_a 即历史信息和本地知识库对选择其下一跳传输对象进行决策,但是由于 S_a 中不可能包含全局信息,智能体的决策过程具有较大的不确定性.因此,我们建立智能体 a 的具体信息传输概率模型,定义 P_a 为信息传输矩阵,其中, $P_a[i, b] \rightarrow [0, 1], b \in N(a), i \in I$,表示智能体 b 是信息 i 的最好传输对象的概率.每个智能体在接收到消息 m 时,都会执行算法1的处理过程^[18].智能体接收到消息后,立即根据函数 δ 进行状态更新,如果智能体在终止之前找到消息(第4行),则函数CHOOSE将根据概率矩阵选择一个邻居节点(第6行)进行信息传递.

算法 1. Information Share(S_a)^[18].

```
(1) while true do
(2)   m ← getMsg;
(3)   Sa ← δ(m, Sa);
(4)   if m.path < MAX_STEPS;
(5)     APPEND(self, m.path);
(6)     next ← CHOOSE(P[i, m.j]);
(7)     SEND(next, m);
(8)   end if
(9) end while
```

如果将信息之间的关联度定义为 $rel(i, j) \rightarrow [0, 1], i, j \in I, rel(i, j) > 0.5$,则表示对发出信息 i 的智能体也可能需要,如信息“Bob 感觉饥饿”则对他很可能需要“pizza”;反之,如果 $rel(i, j) < 0.5$,则说明发出 i 的智能体不需要 j ,例如“Bob 吃饱了”和“pizza”.当智能体 a 最新收到的消息 m 中包含从智能体 c 处收到的信息 j , a 将结合信息之间的关联度,概率矩阵 P_a 的更新过程 $\delta(P_a, S_a)$ 为^[18]

$\forall i, j \in I, b \in N(a)$,

$$\delta_p^l(P_a[i, b], m = (i, path), d = first(N(a), m.path)) = \begin{cases} P_a[i, b] \times rel(i, j) \times \frac{2}{|N|}, & \text{if } i \neq j, b = d \\ P_a[i, b] \times \frac{1}{|N|}, & \text{if } i \neq j, b \neq d \\ \varepsilon, & \text{if } i = j, b = m.path \cap N(a) \end{cases}$$

3.2 仿真设计与结果

根据以上的算法过程,我们设定了规模为400的协同多智能体网络,平均每个智能体有4个邻居.在仿真初始中,我们随机选择两个智能体:一个初始状态下取得一条信息 i ,另一个则是能够利用该信息所包含的知识获得系统效能的唯一目标智能体.在仿真过程中,首先目的智能体将发送20条包含相关信息 j 的消息,每条信息的MAX_STEPS=50,其目的是训练系统各智能体精确其局部决策模型.随后,源智能体开始传送信息 i 至目标智能体,我们实验的目的是测试不同的多智能体网络基于不确定的自主决策模型,在宏观上是否能够实现信息的有效传递.实验结果用信息传递所消耗的通信量(message)来衡量.实验中,我们比较的网络结构包括网格网络、随机网络、小世界网络以及无尺度网络.实验结果如图5所示.

在第1组实验中,我们将信息 i 与 j 的关联度控制在0.5~1之间,如图5(a)所示,在不确定性智能信息传输模型作用下,4种不同网络结构中的信息传输效率都有明显提高,其中,无尺度网络的优化效果尤为明显.

在第2组实验中,我们将观察来自目标节点的相关信息 j 数量的改变对网络信息传输效率的影响.通过将目标智能体的相关信息数量控制在5~45之间并将信息之间的关联度设定为0.9,从图5(b)中可以看出,在消息数大于15以后,其通信量的变化相对稳定,这说明仅需要少量的信息,智能体就可以较好地“猜测”下一个传输对象.

而所需通信量最少的仍是无尺度网络。

在第 3 组实验中,将信息 i 和 j 间的关联度设定为 0.8,并将节点的平均邻居数控制在 2~8 之间.如图 5(c)所示,随着节点邻居数的增加,其通信量随之增加,且邻居数量对信息传输效率并没有提高.其中,通信量增大得最明显的是网格网络,而当网络显示出无尺度和小世界特性时,网络对这一因素的变化具有一定的鲁棒性。

在我们最后一组实验中,将信息关联度设定为 0.7,变化多智能体系统规模在 100~550 之间.在本实验中,我们通过每个智能体计算参与信息传输的智能体的比例来衡量不同网络规模下信息传输的效率.如图 5(d)所示,对于不同规模和拓扑结构的多智能体系统,信息传输效率基本呈稳定趋势,其中,随机网络显现出明显的轻微变化并保持相对于其他网络结构最大的通信量,而无尺度网络特性在所有规模中保持明显的优势。

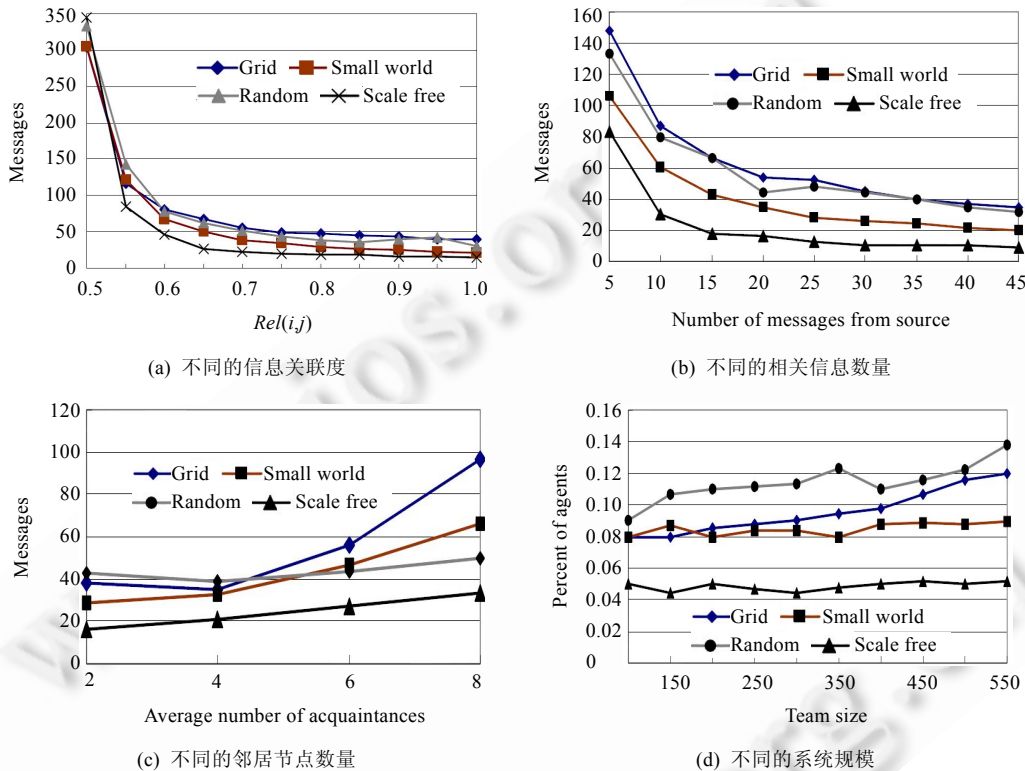


Fig.5 Information transmission with different network topologies^[18]

图 5 不同网络拓扑结构下的信息传输实验结果^[18]

通过以上 4 组实验可以看出,由于无尺度网络节点的幂律分布以及平均距离较小的特性,使其在多组实验中均表现出积极特性,使智能体间的通信量大幅度降低.另外,无尺度网络具有的节点幂律分布这一特性使其性能明显强于其他网络结构.尤其是在第 1 组实验中,当 $rel(i,j)=1$ 时,无尺度网络中的通信量仅为网格网络的 1/3.

4 复杂网络对多智能体协同合作性能影响的仿真研究

在大规模多智能体系统协同合作中,多智能体需要通过复杂的协同合作过程和任务来实现团队共同的复杂目标,包括任务分配、资源共享和信息共享等.在这一系统中,当智能体仅能获取局部信息且无法获知完成团队协同合作决策所需要的必要信息时,网络信息传输十分必要.网络传输既能保证信息共享使团队成员能够获得相应的团队状态,又能通过协同交互完成任务分配和资源共享等高层次的任务,这也是分布式控制的关键技术之一.如在机器人足球场景中,机器人面临的协同决策问题是:如果当前拥有足球的机器人不能“射门”,那么下

一步应把“足球”这个任务传递给哪个球员.为了更好地模拟智能体间通信和协调交互过程,我们选用已被广泛使用的 Token-based team coordination algorithm^[19]作为信息传输机制,对无人机、城市搜索与救援、机器人足球、大规模协作系统等典型应用场景中多智能体的协同控制过程进行仿真,对比分析复杂网络特性在不同领域中对多智能体系统的影响.

4.1 算法模型

在这一算法模型中,我们首先将初始化的任务及资源等信息封装到 Token 中,智能体通过传递 token,根据自身能力值判断是否有能力执行任务或者接受资源.一旦任务或资源被接受,则依据 Teamwork 假设^[20],智能体将依据约定,一定将其成功执行或使用并获得相应的回报值;如果智能体不需要该资源或不能执行任务,则将其继续传递给其他成员.在智能体的通信过程中,每个智能体都将执行算法 2^[19].

算法 2 描述了智能体 a 信息传输处理的推理过程,智能体通过函数 $getToken(sender)$ 接收来自邻居节点的 token(第 2 行).对每个 token,用函数 $Acceptable(a,\Delta)$ 来判断该 token Δ 所代表的资源或任务是否能被智能体 a 所接收(第 3 行、第 4 行),当封装的资源 token 被接收后,函数的阈值将会增大以增强对稀缺资源的竞争(第 6 行).若智能体 a 不能接收则需要继续传递 token,在此过程中,我们先将其加入智能体的传输路径中,并根据历史信息 Δ_i 更新概率矩阵 $P_a[\Delta]$ (第 6 行~第 11 行);同时,token 的设定阈值将降低,使其能更快地被其他智能体接收(第 14 行).在此基础上,智能体 a 将根据已更新的概率矩阵 $P_a[\Delta]$ 选择邻居智能体传递该 token,并将其加入历史信息中(第 16 行~第 18 行).

算法 2. Decision process for agent a to pass incoming tokens.

```

(1) while true do
(2)   Tokens( $a$ ) $\leftarrow$ getToken(sender);
(3)   for all  $\Delta \in Tokens(a)$  do
(4)     if Acceptable( $a,\Delta$ ) then
(5)       if  $\Delta.type == Res$  then
(6)         Increase( $\Delta.threshold$ );
(7)       end if
(8)     end if
(9)     Append(self, $\Delta.path$ );
(10)    for all  $\Delta_i \in H_a$  do
(11)      Update( $P_a[\Delta],\Delta_i$ )
(12)    end for
(13)    if ( $\Delta.type == Res$ ) || ( $\Delta.type == Role$ ) then
(14)      Decrease( $\Delta.threshold$ );
(15)    end if
(16)    acquaintance $\leftarrow$ Choose( $P_a[\Delta]$ );
(17)    Send(acquaintance, $\Delta$ );
(18)    AddtoHistory( $\Delta$ );
(19)  end for
(20) end while

```

在我们的研究中,依据文献[19],当我们根据应用领域的知识定义出不同任务和资源间的关联度时,信息传递概率矩阵 $P_a[\Delta]$ 的更新方法与本文第 3.1 节信息传递矩阵的更新算法类似.智能体以算法 2 进行 token 的信息传输决策,从而实现多智能体间非集中式的网络协同合作.在此过程中,智能体的总通信量以及系统的总回报量作为系统性能的评价指标.总通信量即所有智能体间进行通信的消息数量总和;而系统总回报量是指,智能体有能力执行任务,且拥有执行任务所需要的资源,系统将假设该任务被完成后系统将获得回报.因此,智能体总通

信量较低且系统的总回报量较高的多智能体系统性能更好。

4.2 仿真结果

实验以我们设计的 CoordSim^[19] 仿真平台为基础,该平台能够模拟智能体间各方面的协同控制任务,包括传感器信息融合、面向团队计划管理、信息共享、任务分配以及资源共享等。我们可以通过改变不同的参数设置来研究不同因素对多智能体系统性能的影响。由于大规模多智能体系统的协同合作过程的复杂性,我们主要选择 4 种典型的应用场景进行实验,以观察复杂网络特性对系统性能的影响。表 1 所展示的是这 4 种应用的特点以及根据其特点进行的实验设置(括号中的数字)。

Table 1 Settings for different application domains

表 1 不同应用领域的实验设置

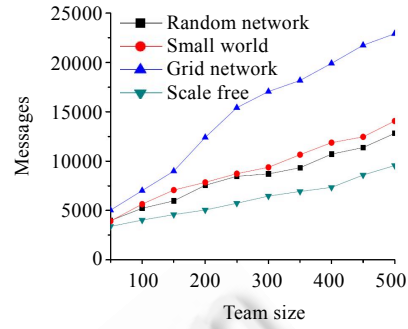
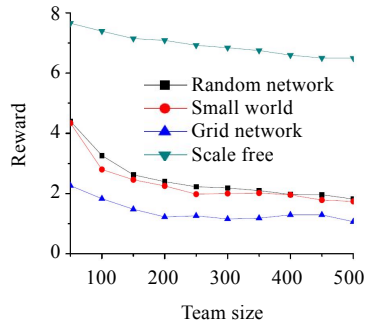
应用领域	系统规模	计划数	任务数量/每计划	资源数	能力种类数	信息种类数
无人机	中(100)	中(30)	中(2)	小(50)	小(1)	中(60)
城市搜索与救援	小(50)	中(20)	大(5)	中(100)	大(5)	小(40)
机器人足球	小(50)	中(20)	中(2)	中(100)	中(2)	小(40)
大规模协作系统	大(500)	大(100)	中(2)	大(150)	中(2)	大(200)

我们将验证在 4 种典型的应用场景下,复杂网络特性对多智能体系统协同控制所产生的影响,典型的复杂网络包括随机网络、小世界网络、网格网络和无尺度网络。在不同的场景和网络结构下,本文主要分两组实验来设置:(1) 多智能体系统规模从 50~500 不等;(2) 智能体规模设定为 100,智能体的平均邻居数设置为 2~10 个。为便于观察实验结果,前 3 个场景的实验运行时长为 50,第 4 个场景下运行时长设定为 100。

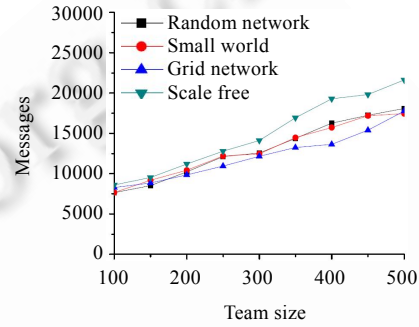
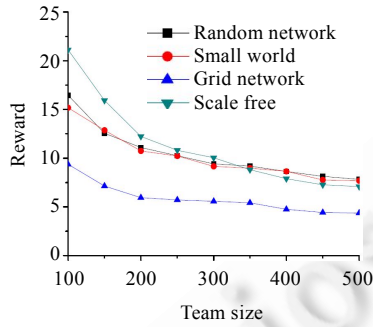
第 1 组实验结果如图 6 所示。在多数应用场景中,由于多智能体系统网络具有的小世界特性,随机网络以及小世界网络中性能优于网格网络。而有些领域的智能体具有无尺度属性,使得无尺度网络性能优于其他 3 种网络结构。其主要原因在于,小部分智能体作为 hub 节点可以得到更多的相关信息以支持其决策知识库,从而提高这些关键智能体的信息传递准确率。然而另一方面,在图 6(c)中,无尺度网络以更高的通信量获得了较低的系统回报量。其原因是 hub 节点由于具有过多的邻居而导致每个邻居上获得的平均相关信息量反而降低,这些关键节点由于不能获得足够的相关信息来建立相对准确的局部决策模型而使得整个系统信息传输效率降低。

第 2 组实验结果如图 7 所示。当智能体的平均邻居数由 2 变为 4 时,无论何种网络结构,不同场景下的多智能体系统性能都有所提升。但是当平均邻居数再增大时,除了网格网络以外,其他结构中的系统性能反而呈下降趋势。一个极端的例子是,当智能体间的连接数达到最大并形成完全耦合网络时,在该网络中,智能体需要消耗普通网格网络 100 倍以上的通信量,却获得极少的回报量,并在场景 4 中的仿真时间超过 2 小时。由于该实验结果过于极端,本文未在实验结果中表示。本组实验结果验证了本文的假设,当每个智能体的平均邻居数增大时,从各个邻居智能体获得的平均相关信息量降低了,因此,智能体不能根据已收到的信息来建立较为精确的决策模型,与实验 1 所获得的结论相同。这一特性在无尺度网络中体现得尤其明显,这也是在图 7(b)中,无尺度网络中系统性能下降如此迅速的原因。基于以上分析,网格网络结构提高系统性能的原因有两种:(1) 每个节点的邻居数都设置为节点的平均邻居数,这样就不会产生像无尺度网络某个 hub 智能体由于邻居智能体数过多而产生决策精度下降的情况;(2) 当智能体邻居数增加时,智能体间在网格网络中的平均距离大幅度减小而产生类似的小世界特性,使 token 可以通过较短距离到达目的智能体。

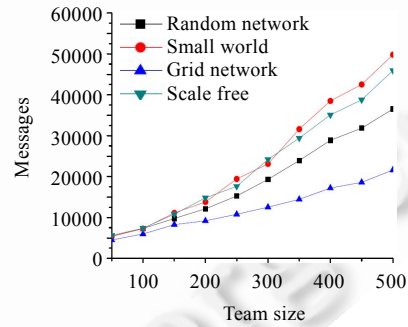
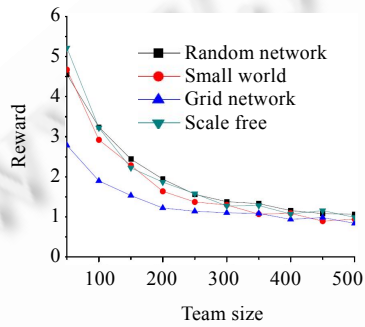
通过以上仿真实验可以看出,在不同的应用领域中,小世界网络都表现出较好的性能优化特性,而无标度网络既可以通过 hub 节点优化网络性能,也可能由于 hub 节点度数过大,使得智能体不能从邻居节点获得足够相关信息来建立良好的决策模型,从而导致以更高的通信量获得较低的回报量。



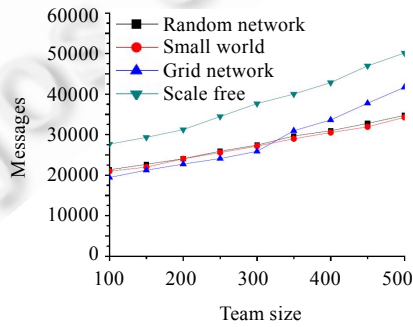
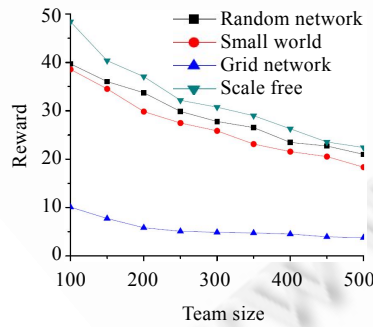
(a) 无人机



(b) 城市搜索与救援



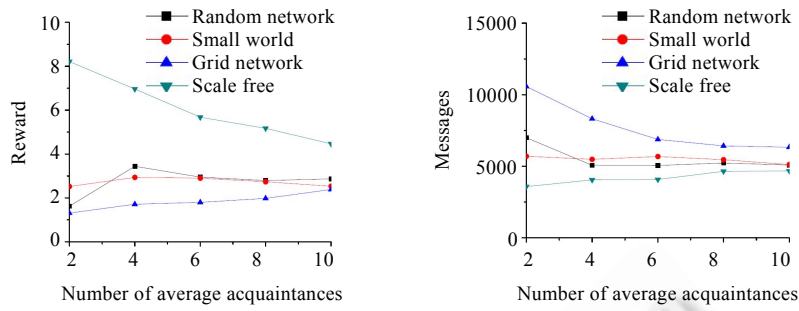
(c) 机器人足球



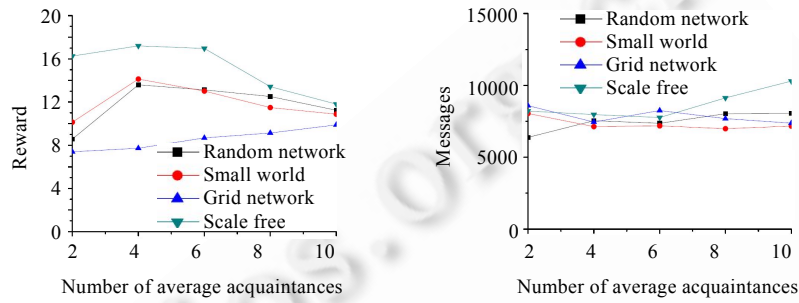
(d) 大规模协作系统

Fig.6 Effects of complex networks on different scales of multi-agent systems

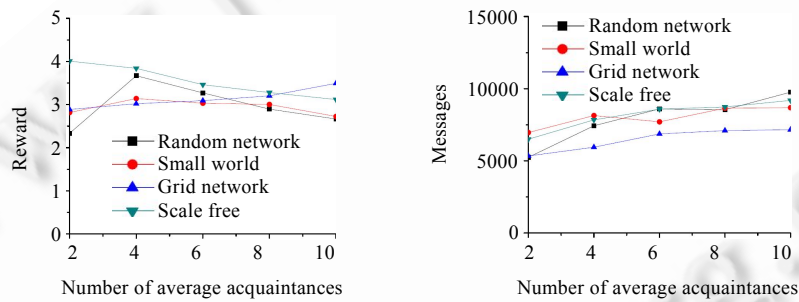
图 6 复杂网络对不同规模的多智能体系统性能影响



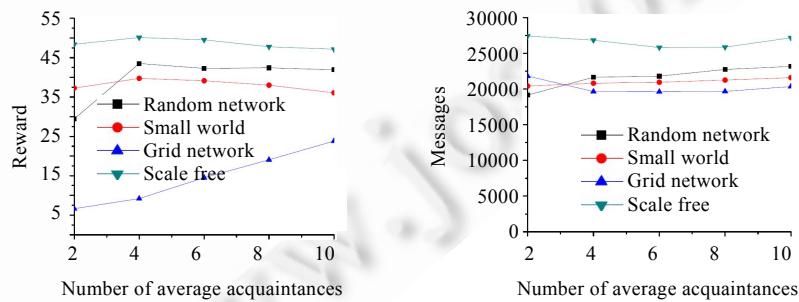
(a) 无人机



(b) 城市搜索与救援



(c) 机器人足球



(d) 大规模协作系统

Fig.7 Effects of complex networks on different numbers of average neighbors

图 7 复杂网络对不同平均邻居节点数的影响

5 复杂网络对网络故障恢复影响的仿真研究

多智能体在协同控制过程中,如果其邻居节点失效或其中的某条链路断开,则会影响其网络传输,从而影响整个系统的通信效率.因此,需要在网络发生断链或节点失效等故障时进行及时恢复,使智能体重新选择传输路径,保证信息的正常传输.针对此问题,本节将研究在典型的故障恢复的典型算法 MPLS(multi-protocol label switching)^[15]的作用下,在初始不同复杂网络特性对网络恢复后(包括链路或智能体节点故障回复)的网络拥塞及拓扑结构变化的影响.

5.1 仿真模型

在我们的仿真模型中,我们定义通过一条边 $(i,j) \in E$ 的通信带宽为 $f(i,j)$,定义其最大数据流为常数,若 $f(i,j)$ 超过预定带宽 F_{\max} 则会造成链路拥塞.我们定义 $s(i)$ 是所有通过智能体 a_i 的数据流的集合;传输路径 $path(i)$ 记录的是所有通过节点 i 进行通信的节点组合 $\langle s,t \rangle$,且 $s,t \in N(i)$; $r(i)$ 为通过智能体 a_i 的总通信量, $r(i)$ 不能超过其最大值 $C_{\max}(i)$,否则将造成节点拥塞.智能体 a_i 的通信能力带宽定义为 $C_{\max}(i) = \lambda \times d(i) \times F_{\max}$, $0 < \lambda < 1$ 是常数,因此,智能体的通信能力与其度成正比.

算法3简要描述了断裂链路 (i,j) 的网络恢复过程.假设将节点按照某种顺序排列,其中, ID号 $i < j$ 表示智能体 a_i 序号较 a_j 靠前,整个恢复过程后需要重新转发的数据量为 $f(i,j)$.如果智能体能够获取到全局的路由信息,且智能体 a_i 能够找到所有通向智能体 a_j 的最短路径,对于每一个最短路径上与 a_i 相连接的中间传输智能体 a_w 组成的集合 $s(i)$,智能体 a_i 都将根据路径数平均推送数据流到各个 a_w .

算法4简要描述了失效智能体 a_i 的网络恢复过程.节点的通信是通过不同经过智能体 a_i 的链路组成的.每一条链路 p 经过智能体 a_i ,则记为唯一路径 $\{ \dots, s, i, w, \dots \}$,其中, $s < w, p$ 的数据量记为 $f(p)$.为恢复智能体 a_i 产生的网络故障,算法3将枚举所有流经智能体 a_i 的链路 $P(i)$,每一条链路 p 都可以通过链路恢复算法(算法3)进行重新恢复.这里, $\langle s,w \rangle$ 为通过智能体 a_i 的路径 p .

算法3. *Node_Recovery* $((i,j),f(i,j))$.

- (1) find all transition nodes $s(i)$
- (2) **for each** node $w \in s(i)$
- (3) *SendData* $(w, f(i,j)/|s(i)|)$;
- (4) **end for**

算法4. *Node_Recovery* (a_i) .

- (1) $P(i) \leftarrow \text{EnumerateStream}(i)$;
- (2) **for each** path $p \in P(i)$
- (3) $(s,w) \leftarrow \text{FindNeighbors}(p,i)$;
- (4) *Link_Recovery* $((s,w),f(p))$;
- (5) **end for**

5.2 仿真结果

(1) 对拥塞状况的影响

本节中,我们主要探究在典型的复杂网络如随机网络、无尺度网络、网格网络以及小世界网络中,其恢复过程会造成节点或链路的拥塞.本组实验的基本设置为:系统规模 $N=1000$,每个节点的平均度 $\bar{d}=6$,最大链路负载 $F_{\max}=10$.通过调整断裂链路(*Ratio_link*)、失效节点(*Ratio_node*)及每条链路上的平均通信流量(*Ratio_flow*)的比例来观察新增加的拥塞链路和节点的数量,并作为实验的评价指标.我们假设每条链路的通信流量是随机设定的.实验运行100次产生的结果如图8和图9所示.

第1组实验研究在4种典型的复杂网络中,在MPLS算法下,链路断裂恢复对链路及节点拥塞数量的影响.我们设定每条链路的平均通信流为最大流量的50%,即 $Ratio_flow=0.5$,并使断裂链路的比例从0.5%~5%变化.

图 8(a)可以看出,缓慢增加断裂链路比例时,其恢复过程会导致拥塞链路数量快速增加.其中,随机网络的拥塞链路最多,小世界网络最少.在图 8(b)中,除了网格网络以外,其他网络结构中恢复过程都会导致节点拥塞.显然,无尺度网络保持最多的拥塞节点数,其原因在于,hub 智能体要保持其稳定性的前提是占用大量带宽,从而导致其他节点带宽受限,容易受阻.

第 2 组实验主要研究 MPLS 恢复失效的节点后对不同复杂网络结构的影响.我们设定网络的失效节点比例从 0.5%到 5%变化, $Ratio_flow=0.5$,如图 9(a)和图 9(b)所示.链路拥塞数量迅速增加而节点拥塞数量增加较为缓慢,其中,无尺度网络中节点拥塞状况较为严重.然而,失效节点较稀疏时,随机网络和无尺度网络的链路拥塞数量较多,但失效节点比例增加到 3.5%以后,小世界和网格网络的拥塞链路比例快速上升至 40%.

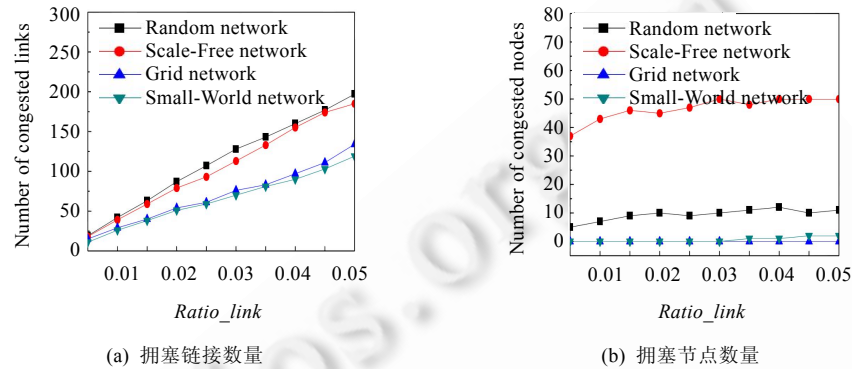


Fig.8 Influence of network congestions in recovering different network topologies with the ratio of broken links varying

图 8 当调节断链的比例时,不同复杂网络特性对网络拥塞状况的影响

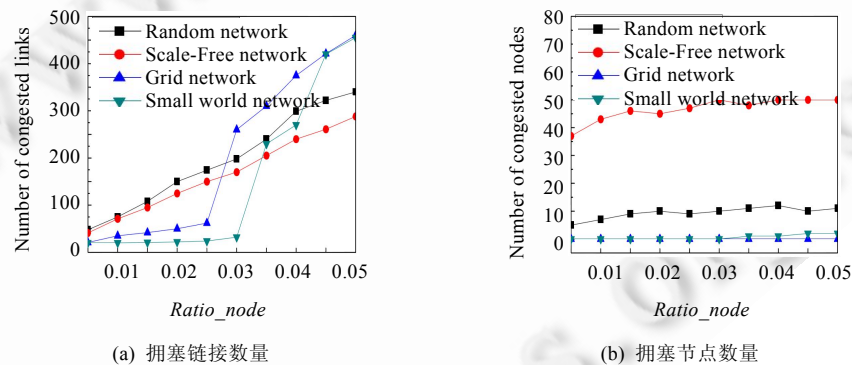


Fig.9 Influence of network congestions in recovering different network topologies with the ratio of failure nodes varying

图 9 当调节失效节点的比例时,不同复杂网络特性对网络拥塞状况的影响

(2) 对拓扑结构的影响

本节将研究复杂网络的恢复过程如何导致其拓扑结构的变化.实验的设置与上一节基本一致,设置 $C_{\max}(i)=\lambda \times F_{\max}$,且节点的能力值固定不变.我们发现,当网络拥塞状况不严重时,其恢复过程对拓扑结构的变化并不明显.为明显区分网络拓扑结构的变化,我们将实验分为两组设置: $Ratio_link=0.02, Ratio_flow=0.7$; $Ratio_link=0.035, Ratio_flow=0.5$,而实验运行中网络都是连通的.实验结果以度分布作为评价指标,每幅图分别显示在不同的原始复杂网络中,在两种不同设置下,网络恢复后的度分布曲线与原始无故障前的网络(normal):使用 15%备

份链路时网络恢复后的结构($m>0$);无备份链路时恢复后的结构($m=0$).在本文中,我们假定存在一些连接(i,j)但并没有进行实际的通信,即 $f(i,j)=0$,称为备份链路.当($m>0$)时,我们设定网络具有 15%的备份链路.

图 10(a)是在两种设置下随机网络的结构变化,虽然随机网络拓扑结构保持了泊松分布,但在链路或节点恢复后(尤其是 $m=0$ 时),曲线明显向左移动,因此其平均度有所降低.

在图 10(b)中,无尺度网络的拓扑结构发生了显著变化.在图 10(b)的两幅图中,无尺度网络的度分布逐渐从幂律分布向随机网络的泊松分布演变.当 $m=0$ 时,几乎所有的高度数的中心节点都消失了.其原因在于,除非 hub 智能体具有更高的通信能力,否则很容易受到拥塞.

无故障的小世界网络呈广义二项分布的形式^[21],然而在图 10(c)的两幅图中,其拓扑结构均发生了变化,当 $m \geq 0$ 时,所有度数高的智能体很容易被拥塞,而且故障恢复后的网络度分布更符合泊松分布.

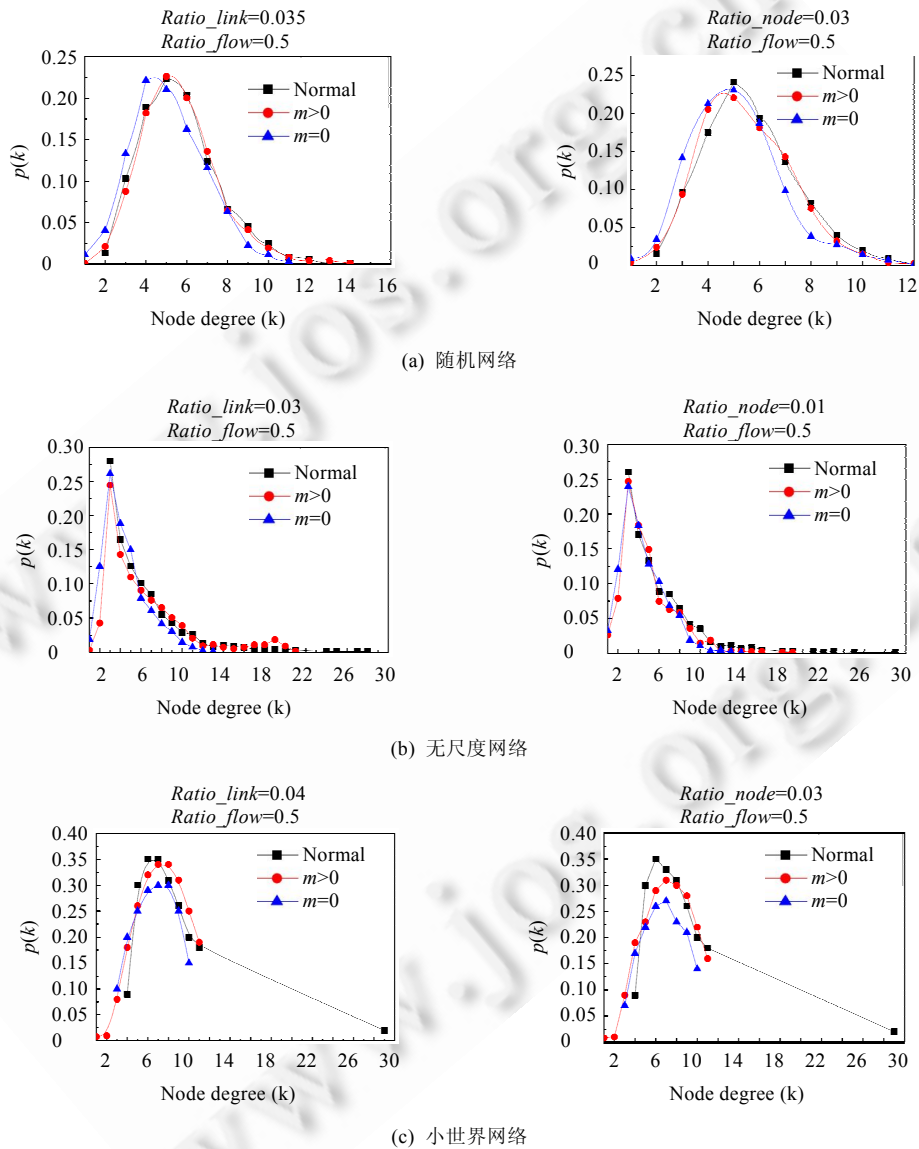


Fig.10 Effects of network recovery on network topologies

图 10 网络恢复过程对其拓扑结构的影响

通过仿真实验分析可以发现:在拥塞状况方面,随机网络最易受链路断裂的影响,拥塞情况最严重,而小世界网络则最能抵制影响.无尺度网络最容易受到节点失效的攻击,而网格网络则在此方面表现出较强的鲁棒性;在拓扑结构变化方面,当网络的拥塞状况较轻时,各种复杂网络结构变化都不显著,但拥塞状况较严重时,小世界和无标度网络则会发生较为显著的结构变化.

6 总结与展望

本文旨在针对复杂网络特性对多智能体系统性能的影响做出理论和仿真相结合的系统性分析.在理论方面,通过基于马尔可夫链的信息传输过程在不同网络结构下的建模,对比分析了信息无偏随机游走模型和智能决策模型下的传输效率的不同.在仿真实验中,主要从 3 个典型的应用方面对比分析复杂网络特性对多智能体系统性能的影响:对智能体间信息传输效率的对比、在不同应用领域(如 UAV,SAR 等)中对协同控制的影响以及对网络故障恢复的影响等.经过详细的对比分析我们发现:具有小世界特性的网络结构能够在各项对比分析中使多智能体的协同效率均得到提高;而无尺度网络结构则具有两面性,在该网络中,小部分智能体作为中心节点等结构特点,使得在智能体间的通信量降低的同时可能导致系统回报率不具有稳定的变化趋势.因此,如何根据多智能体系统的控制特性,有效利用小世界、无尺度等网络结构的优势进行自适应网络结构调整算法的研究,以提高多智能体的协作效率,将成为该研究领域我们未来研究的重点.

References:

- [1] Pell B, Bernard DE, Chien SA, Gat E, Muscettola N, Nayak PP, Wagner MD, Williams BC. An autonomous spacecraft agent prototype. In: Proc. of the 1st Int'l Conf. on Autonomous Agents. New York: ACM Press, 1997. 253–261. [doi: 10.1023/A:1008860925034]
- [2] Geng T, Hu JW, Zhang ZL, Shan XJ. War system modeling based on complex net and agent. Ship Electronic Engineering, 2010, 30(9):19–35 (in Chinese with English abstract).
- [3] Domnori E, Cabri G, Leonardi L. Multi-Agent approach for disaster management. In: Proc. of the Int'l Conf. on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing. 2011. 311–316. [doi: 10.1109/3PGCIC.2011.57]
- [4] Chen Y, Wu W. Cooperative electronic attack for groups of unmanned air vehicles based on multi-agent simulation and evaluation. IJCSI Int'l Journal of Computer Science Issues, 2012,9(2):1–6.
- [5] Kitano H, Tadokoro S, Noda I, Matsubara H, Takahashi T, Shinjou A, Shimada S. Robocup rescue: Search and rescue in large-scale disasters as a domain for autonomous agents research. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Systems, Man and Cybernetics, Vol.VI. 1999. 739–743. [doi: 10.1109/ICSMC.1999.816643]
- [6] Watts D, Strogatz S. Collective dynamics of small world networks. Nature, 1998,393:440–442. [doi: 10.1038/30918]
- [7] Axtell R. Effects of interaction topology and activation regime in several multi-agent systems. In: Proc. of the Multi-Agent Based Simulation. LNCS 1979, Springer-Verlag, 2000. 33–48. [doi: 10.1007/3-540-44561-7_3]
- [8] Gaston E, DesJardins M. Social network structures and their impact on multi-agent system dynamics. In: Proc. of the Association for the Advancement of Artificial Intelligence. 2005. 32–37.
- [9] Grinton R, Sycara K, Scerri P. Agent organized networks redux. In: Proc. of the 23th Association for the Advancement of Artificial Intelligence. 2008. 83–88.
- [10] Ren W, Xu Y, Luo JM, Guo LY. Influence of social networks on recovering large scale distributed systems. In: Proc. of the 12th Int'l Conf. on Principles of Practice in Multi-Agent Systems. 2009. 579–586. [doi: 10.1007/978-3-642-11161-7_44]
- [11] Delgado J. Emergence of social conventions in complex networks. Artificial Intelligence, 2002,141(1):171–185. [doi: 10.1016/S0004-3702(02)00262-X]
- [12] Li X, Yang HY. Complex network characteristics and consensus of multi-agent systems. Complex Systems and Complexity Science, 2011,8(3):38–43 (in Chinese with English abstract).
- [13] Gaston M, DesJardins M. Agent-Organized networks for dynamic team formation. In: Proc. of the 2005 Int'l Conf. on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. New York, 2005. 230–237. [doi: 10.1145/1082473.1082508]

- [14] Yu B, Venkatraman M, Singh P. An adaptive social network for information access: Architecture and experimental results. *Applied Artificial Intelligence*, 2003,17(1):21–38. [doi: 10.1080/713827056]
- [15] Sharma V, Hellstrand F. Framework for Multi-Protocol Label Switching (MPLS)-Based Recovery. RFC 3469, 2003.
- [16] Xu Y, Scerri P, Yu B, Okamoto S, Lewis M, Sycara K. An integrated token-based algorithm for scalable coordination. In: Proc. of the 2005 Int'l Conf. on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. 2005. 407–414. [doi: 10.1145/1082473.1082536]
- [17] Lovasz L. Random walks on graphs: A survey. In: Proc. of the Combinatorics. Bolyai Mathematical Society, 1993.
- [18] Xu Y, Lewis M, Sycara K, Scerri P. An efficient information sharing approach for large scale multi-agent team. In: Proc. of the 11th Int'l Conf. on Information Fusion. IEEE, 2008.
- [19] Xu Y, Li X, Tang RC, Liu M. Simulation platform for large-scale multi-agent team coordination. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2012,42(8):617–622 (in Chinese with English abstract).
- [20] Tambe M. Towards flexible teamwork. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1997,7:83–124.
- [21] Mahdi K, Farahat H, Safar M. Temporal evolution of social networks in paltalk. In: Proc. of the 10th Int'l Conf. on Information Integration and Web-Based Applications and Services. 2008. 98–103. [doi: 10.1145/1497308.1497330]

附中文参考文献:

- [2] 耿霆,胡建武,张志良,单小军.基于复杂网络与 Agent 的作战系统建模. *舰船电子工程*,2010,30(9):19–35.
- [12] 李晓,杨洪勇.复杂网络特性与多智能体的一致性. *复杂系统与复杂性科学*,2011,8(3):38–43.
- [19] 徐杨,李响,谭若晨,刘铭.大规模多智能体仿真平台设计方法的研究. *中国科学技术大学学报*,2012,42(8):617–622.



徐杨(1976—),男,湖北黄石人,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为分布式人工智能,多智能体系统,物联网技术.



常宏(1984—),男,硕士生,主要研究领域为多智能体系统.



李响(1988—),女,硕士生,CCF 学生会员,主要研究领域为多智能体系统.



王月星(1975—),女,高级工程师,主要研究领域为航空电子系统架构.