
基于模糊认知图的进化博弈中隐藏源定位研究

吴凯, 滕祥意, 刘静

摘要: 针对如何根据有限的信息来鉴别敌对方的隐藏军事力量的挑战, 提出将军事对抗环境天然建模为一个复杂系统。通过利用模糊认知图其继承模糊逻辑和神经网络的优势来对该复杂系统进行建模, 并从观测数据中得到加权有向网络。通过设计一种性能良好的隐藏节点定位策略, 实现对不同数据段得到的模糊认知图之间的异常进行度量。实验表明, 基于该两阶段方法从观测数据中估计隐藏节点的位置是完全可能的。此外, 通过多个案例研究实验分析得到了各种参数对定位精度的影响, 该检测隐藏节点的框架有望在许多领域得到应用。

关键词: 模糊认知图; 进化博弈; 鉴别隐藏源; 时间序列

Locating hidden sources in evolutionary games based on fuzzy cognitive map

Abstract: How to identify the enemy's hidden military power based on limited information is a great challenge in a military confrontation. Military confrontation environment can be naturally modeled as a complex system. Fuzzy cognitive map inherits the main characteristics of fuzzy logic and neural network. It is used to model complex systems and get a weighted directed network from existing data. Based on the effectiveness of fuzzy cognitive maps for complex system modeling, a hidden node localization strategy is proposed. The strategy is to measure the anomalies between fuzzy cognitive maps obtained from different data segments. The results showed that the proposed method effectively identifies the enemy's hidden military power from observed data. In several case studies, the influence of various parameters on positioning accuracy is analyzed through experiments. The framework of detecting hidden nodes is expected to be successfully applied in many fields.

Keywords: fuzzy cognitive maps; military game theory; hidden source location; time series

引言

在现实世界中, 很多情况下我们无法通过直接观察获得事物的全部信息, 预测事物的存在则变得尤为关键。隐藏节点检测问题可以概况如下: 对于一个系统, 假设其拓扑结构完全未知, 我们可以得到的信息是其节点包含两类: 一类是可访问节点, 另一类是从外部世界无法访问的。对于可访问的节点, 我们假设其相关数据均可得到; 不可访问的节点由于被屏蔽的原因无从知晓其信息。因此, 如何依靠可访问节点的已知数据来推断出隐藏节点的

存在和位置是充满挑战。此问题的解决思路将在军事对抗领域有着潜在的参考价值^[19]。例如, 发现并摧毁敌方重要指挥场所或核心杀伤武器, 是军事对抗中一项至关重要的任务。然而, 这些重要节点可能隐藏在无法获得关于他们直接信息的位置。我们可以了解到这些节点很可能通过其他成员来进行联系和运作, 而这些成员往往可以通过一定手段来探测或定位。因此, 本文将针对如何根据有限的信息来鉴别敌对方的隐藏军事力量这一颇具挑战且意义重大的问题进行一些有益的探索。

探测隐藏源(节点)问题近年来已经引起许多学者的关注。Su 等人^[1]首先基于压缩感知理论提出了一种进化博弈模型中隐藏博弈对象检测方法。不足的是,该方法需要提前获得演化博弈模型的相关知识。接下来,Su 等^[2]提出了一种鲁棒的隐藏节点定位方法以处理含噪声情况。进一步,他设计了一种基于地理空间网络的定位隐藏节点方法^[4]。Shen 等人^[3]提出了一种基于压缩感知的传播网络模型以发现隐藏源的方法。同时,以上方法也可以定位信息不完整的信息源^[5, 6]。然而,如何做到最准确的隐藏源定位,还有两个问题需要解决。首先,隐藏节点的数据通常难以观察得到,进而无法直接使用,只能作为“黑匣子”存在。上述方法均是基于对复杂系统有先验知识的假设。例如,Su 等人^[1]假设每个博弈对象的策略和回报都是可用的。然而,现实世界博弈对象策略的获取均存在一定的困难,我们无法精确获得相关数据。因此,我们如何建模该系统来深入了解其内部机制是一个值得研究的问题。其次,假设复杂网络可以作为有效建模系统结构、探索内部机理的工具,如何通过已有的知识来发现具有重要影响的隐藏节点也是一个亟需解决的问题。

本文提出使用模糊认知图^[7,18,20]来解决第一个问题。模糊认知图是一种将专家知识可视化加权有向图的图模型。模糊认知图可以作为建模和理解复杂系统的有效工具。由于模糊认知图在抽象性、灵活性、适应性和模糊推理方面的优势,模糊认知图已被应用于各种应用^[8]。首先,本文把进化博弈模型理解成博弈对象之间博弈的复杂系统。接下来,我们设计如下策略来解决第二个问题。对复杂系统进行建模时,我们通过利用隐藏博弈对象不可见的信息来对他们的定位提供帮助。基于隐藏博弈对象的信息我们是未知的,那么它的收益和博弈策略也难以获得,从而导致建立的模糊认知图模型会出现一定不准确性,进一步引起相邻博弈对象的预

测连接模式异常。这样我们就可以通过识别任何异常连接模式来检测隐藏博弈对象的所有最近邻居,进而通过对比发现隐藏源的存在并得到其在复杂系统中的位置。我们在多个真实复杂系统上验证了该框架的性能,实验结果表明,该方法能准确定位到隐藏节点。进一步,我们分析了各种参数对隐藏节点定位算法性能的影响以揭示更深层次规律。

1 背景知识

1.1 模糊认知图

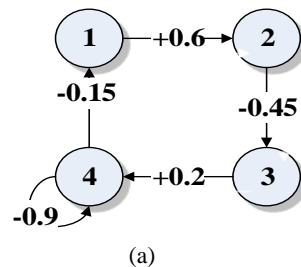
假设模糊认知图有 N 个节点,这些节点的状态值可用向量 C 表示,

$$C = [C_1, C_2, C_3, \dots, C_N] \quad (1)$$

其中, $C_i \in [0, 1]$, $i=1, 2, 3, \dots, N$ 。即每个节点的状态值在 0 到 1 之间,节点间的因果关系定义为 $N \times N$ 矩阵 W ,

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1N} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N1} & w_{N2} & \cdots & w_{NN} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 w_{ij} 的值在 $[-1, 1]$ 的范围内,并表示节点 i 和 j , $i, j=1, 2, 3, \dots, N$ 之间的关系。每条边都有一个权重,表示节点 i 对节点 j 的影响程度。 w_{ij} 值的范围从最强的负面影响(-1)、到无影响(0)到最强的正面影响(+1)。图 1 给出了具有 4 个节点的模糊认知图模型。



$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0.60 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.45 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & +0.20 \\ -0.15 & 0 & 0 & -0.90 \end{bmatrix}$$

(b)

图1 具有4个节点的模糊认知图示例

Fig.1 An example of fuzzy cognitive map with four nodes

对于具有 N 节点的模糊认知图，其密度定义为节点连接数与 $N \times N$ 的比值。各节点第 $t+1$ 次迭代的值由权值矩阵和第 t 次迭代中相关节点的状态值确定。模糊认知图的动力学特征由以下方程式确定：

$$C_i(t+1) = \psi \left(\sum_{j=1}^N w_{ji} C_j(t) \right) \quad (3)$$

其中， ψ 是传递函数， $C_i(t)$ 是第 t 次迭代中节点 i 的状态值。本节也给出了一个具有 N 个节点，长度为 M 的数据序列 $D(M, N)$ 的例子：

$$D = \begin{bmatrix} C_1(1) & C_2(1) & \cdots & C_N(1) \\ C_1(2) & C_2(2) & \cdots & C_N(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_1(M) & C_2(M) & \cdots & C_N(M) \end{bmatrix} \quad (4)$$

下面介绍最常用的 Sigmoid 传递函数，

$$\psi(x) = \frac{1}{1 + e^{-gx}} \quad (5)$$

其中， $g \in [0, 20]$ 是用于确定函数形状的参数。经过多次迭代后，模糊认知图可以达到 1) 不动点吸引子，迭代保持一个固定的状态向量值；2) 极限环，迭代在多个固定的状态向量值之间循环；3) 混沌吸引子等状态中的某一个 错误:未找到引用源。。

1.1 演化博弈模型

演化博弈^[10,16]仿真了许多复杂系统中常见的交互类型。在演化博弈模型中，在任何给定的时间，一个博弈对象必须从合作或背叛中选择一种策略。本文以囚徒困境博弈^[11]为例，其 2×2 收益矩阵表示为：

$$P_{PDG} = \begin{pmatrix} R & S \\ Te & Pu \end{pmatrix} \quad (6)$$

如果博弈对象双方都选择合作（背叛），博弈对象将获得奖励 $R(Pu)$ 。如果两者选择不同的策略，则合作者的收益为 S ，叛逃者的收益为 Te 。根据文献 [12] 中的设置， $R=1, Pu=S=0, Te=1.2$ 。

博弈对象之间的网络结构可以用 $N \times N$ 邻接矩阵 X 表示，其度为 $\langle k \rangle$ 。如果博弈对象 i 和博弈对象 j 是连接的，则元素 $x_{ij}=1$ ，否则 $x_{ij}=0$ 。在博弈的第 t 轮中，博弈对象 i 的收益可用下式计算：

$$Y_i(t) = \sum_{l=1}^N x_{il} S_l^T(t) P S_l(t) \quad (7)$$

其中 Γ_i 是博弈对象 i 的邻居连接集， $S_i(t)$ 表示第 t 时刻博弈对象 i 的策略， T 表示“转置”。演化博弈模型的数值仿真流程如下：1) 每个博弈对象必须选择合作或背叛的策略。在第 t 轮，博弈对象 i 的收益使用式(7)计算。2) 利用式(8)更新其策略。对于这个动态过程，在不同的时间记录博弈对象的策略和收益。为了在下一轮中获得最大收益，博弈对象在下一轮游戏中根据费米规则 错误:未找到引用源。 更新策略。Fermi 规则定义如下：

$$W(S_i \leftarrow S_j) = \frac{1}{1 + \exp\left[\frac{Y_i - Y_j}{\kappa}\right]} \quad (8)$$

其中 $\kappa=0.1$ ， M 是所有博弈对象与其邻居博弈对象的游戏回合数。

2. 基于模糊认知图的隐藏源定位

2.1 基本框架

该方法的基本思想如图 2 所示，该图展示了在一个进化博弈复杂系统中检测隐藏博弈对象的存在和位置的过程。首先，通过对复杂系统的仿真，得到可访问博弈对象的收益序列和策略。可用数据被规范化为范围 $[-1, 1]$ 之内。其次，将数据划分为不同的数据段，每个数据段用来学习一个模糊认知图结构。然后，采用一种策略来测量这些模糊认知图之间的异常。最后，鉴别隐藏博弈对象是否存在

并定位。下面的小节总结了查找隐藏博弈对象的详细步骤。

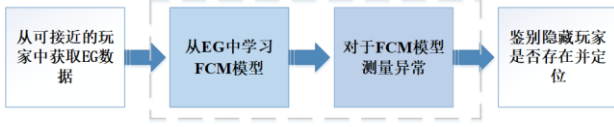


图2 定位隐藏博弈对象的基本流程

Fig.2 Basic process of locating hidden players

2.2 模糊认知图的建立

本节建立如下优化目标：

$$\min_{W_i} \left(\frac{1}{M} \|\Phi W_i - Y_i\|_2^2 + \lambda \|W_i\|_1 \right) \quad (9)$$

其中， λ 是非负正则化参数， M 为 $S \times (T-1)$ ， Y 、 Φ 和 W_i 的具体形式如下：

$$Y_i = \begin{bmatrix} \psi^{-1}(C_i(2)) \\ \psi^{-1}(C_i(3)) \\ \vdots \\ \psi^{-1}(C_i(M)) \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} C_1(1) & C_2(1) & \cdots & C_N(1) \\ C_1(2) & C_2(2) & \cdots & C_N(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_1(M-1) & C_2(M-1) & \cdots & C_N(M-1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$W_i = \begin{bmatrix} w_{1i} \\ w_{2i} \\ \vdots \\ w_{Ni} \end{bmatrix} \quad (12)$$

随着 λ 的增加， W_i 的非零分量的数目减少。形式 $\lambda \|W_i\|_1$ 的惩罚项相当于形式 $\|W_i\|_1 \leq t$ 的约束，其中 $t \geq 0$ 。 $\|W_i\|_1$ 保证了了解的稀疏性。同时，最小二乘项 $\|Y - \Phi W_i\|_2^2$ 使算法具有更强的抗噪声能力。

本节也将学习模糊认知图的任务分解为学习博弈对象的局部连接。由于模糊认知图的稀疏性，从时间序列中推断局部结构问题可以转化为稀疏信号重构问题，并用LASSO 错误!未找到引用源。[20]算法处理。本节以学习3节点的模糊认知图为例。首先，对于节点 i ，算法从包含节点 i 及其邻居的模糊认知图构造子网络。因此，将该问题分解为3个子问

题，每个子问题学习1个子网络。本文将每个子问题建模为1个信号重建问题，该问题涉及可用响应序列和生成的响应序列之间的差异以及从所有节点池到一个节点的稀疏结构。然后利用LASSO优化每个子问题。以学习节点2周围连接关系为例，本节采用LASSO来学习从节点1、2和3到节点2的结构，并以 $w_{32} = -0.16$ 返回从节点3到节点2的关系。最后，在学习了所有节点的邻居之后，算法将这些局部连接组合成整个模糊认知图。

算法1 模糊认知图的学习算法

输入： D ：测量数据；

输出： W ；

$i \leftarrow 1$ ，处理 D 并获得 Φ ；

while ($i \leq N$) **do**

对节点 i ， $Y_i \leftarrow \psi^{-1}(C_i(t))$ ， $t = 2, 3, \dots, M$ ；

以 $E = \{i_0\}$ 为开始，其中 $\eta_{i_0} = \text{sign}(X_{i_0}^*)$ ；

找到 X_i^* 以最小化 $g(X_i)$ 并满足 $\|X_i\|_1 \leq t$ ；

while ($\|X_i\|_1 > t$) **do**

增加 i 到 E ，其中 $\eta_i = \text{sign}(X_i^*)$ ；

找到 X_i^* 以最小化 $g(X_i)$ 并满足 $\|X_i\|_1 \leq t$ ；

end

$W_i \leftarrow X_i^*$ ；

$i \leftarrow i + 1$ ；

end

设 $g(X) = \|Y_i - \Phi W_i\|_2$ ，设 $\eta_i, i = 1, 2, \dots, 2^N$ 为该形式的 N 元组 $(\pm 1, \pm 1, \dots, \pm 1)$ 。条件 $\|W_i\|_1 \leq t$ 等于所有 i 的 $\eta_i^T W_i \leq t$ 。对于给定的 W_i ，设 $E = \{i: \eta_i^T X_i = t\}$ 和 $S = \{i: \eta_i^T X_i < t\}$ 。集合 E 是相等集，对应于那些完全满足的约束，而 S 是松弛集，对应于那些相等不成立的约束。用 G_E 表示其行为 $\eta_i, i \in E$ 的矩阵。设 $\mathbf{1}$ 为1的向量，其长度等于 G_E 的行数。算法的流程如下：从 $E = \{i_0\}$ 开始，其中 $\eta_{i_0} = \text{sign}(W_{i_0}^*)$ ，其中 $W_{i_0}^*$ 是估计的总体最小二乘。它解决了受 $\eta_{i_0}^T W_i \leq t$ 约束的最小二乘问题，然后检查 $\|W_i\|_1 \leq t$ 是否满足。如果满足条件，则停止算法；如果不满足，则将违反的约束添加到 E ，并继续该过程，直到满足 $\|W_i\|_1 \leq t$ 。

LASSO的详细信息见文献 错误!未找到引用源。。本文使用交叉验证来获得 λ 的最佳值。对于不同的博弈对象，上述过程可以重复 N 次。算法1总结了模糊认知图的学习流程。

2.3 基于模糊认知图的进化博弈建模

假设博弈对象进行了 M 轮游戏, 那么对于可访问的博弈对象, 记每个博弈对象得到的收益数据为 Y_i 。我们根据收益数据 Y 来建立模糊认知图模型以达到对该游戏进行建模。本节利用演化博弈方法来对收益数据 Y 进行模拟。

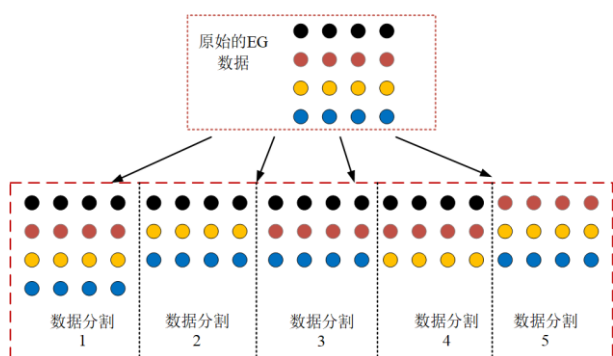


图3 数据分割示意图

Fig.3 Data segmentation diagram

为对测量异常阶段提供必要的基础信息, 本节对 Y 进行如图 3 所示的数据分割。第一步, 基于**错误!未找到引用源。**的策略, 将可用数据分解为 $M+1$ 个数据段。然后, 利用模糊认知图理论对每个数据片段建立一个模糊认知图模型。在得到模糊认知图后, 根据 2.4 节的描述的公式计算异常值。举例说明, 本节首先建立了数据段 1 的模糊认知图模型 FCM-1, 并依次学习得到其他数据段的模糊认知图模型, $\{FCM-2, \dots, FCM-k, \dots, FCM-M+1\}$ 。第二部, 利用 $\{FCM-1, \dots, FCM-k, \dots, FCM-M+1\}$ 计算每个博弈对象的异常值 σ 。例如, 假设计算获得博弈对象 1 的异常值 $\sigma_1=0.4$, 博弈对象 2 的 $\sigma_2=0.5$, 博弈对象 3 和 4 的异常值 $\sigma_3=\sigma_4=0$ 。可以发现, 博弈对象 1 和博弈对象 2 的异常值远大于博弈对象 3 和博弈对象 4。因此, 可以考虑隐藏的博弈对象连接到博弈对象 1 和 2。最后, 算法定位隐藏博弈对象 5 及其邻居博弈对象 1 和 2 的位置。此外, 如果 $\sigma_1=\sigma_2=\sigma_3=\sigma_4=0$, 本文可以判断四个博弈对象中没有一个是连接到隐藏博弈对象。

2.4 测量异常

该部分考虑一个隐藏博弈对象的情况。由于我们难以获得关于隐藏博弈对象的相关数据, 我们假设对该博弈对象建立的模糊认知图模型是不准确的。然而, 对于其他博弈对象, 数据均可正确获得。我们测量异常的动机就是如果一个博弈对象与一个隐藏的博弈对象没有连接, 那么对于这样一个博弈对象, 可以用不同的时间序列从其自身及其所有直接邻居获得相同的模糊认知图。如果对于不同的数据段, 推断一个博弈对象的连接的结果有很大的不同, 则该博弈对象被视为与隐藏博弈对象相连接。利用不同的数据段可以实现异常的测量。对从数据段得到的不同模糊认知图做如下处理可以定量判断异常:

$$\sigma_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{1}{M+1} \sum_{k=1}^{M+1} (W_i^{(k)} - \langle W_i \rangle)^2} \quad (13)$$

其中 $W_i^{(k)}$ 表示从第 k 数据段推断的从所有博弈对象到博弈对象 i 的权重向量, $\langle W_i \rangle = (1/(M+1)) \sum_{k=1}^{M+1} W_i^{(k)}$ 是 $W_i^{(k)}$ 的平均值, $M+1$ 是数据段的数目。对于隐藏博弈对象的任何邻居, 其 σ 值通常远大于不在隐藏博弈对象近邻的博弈对象的值。

本节给出以下情况说明。

案例 1: 隐藏的博弈对象没有连接到博弈对象 i 。权值向量 $W_i^{(k)}$ 需要从数据段 k 学习, 根据 LASSO 的特性, 如果每个数据段足够多, 则来自不同数据段的每个权值向量是相同的 ($W_i^{(1)} = \dots = W_i^{(k)} = \dots = W_i^{(M+1)}$)。即, $\sigma_i=0$ 。

案例 2: 隐藏博弈对象连接到博弈对象 i , 假设 $w_{Hi} \neq 0$, w_{Hi} 表示从第 k 个数据段推断的从隐藏博弈对象到博弈对象 i 的权重。若要从数据段 1 充分学习加权矩阵 $W_i^{(1)}$, 则需要用 LASSO 求解下列方程。

$$\begin{bmatrix} \psi^{-1}(C_i(2)) \\ \vdots \\ \psi^{-1}(C_i(M)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_1(1) & \cdots & C_N(1) & C_H(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_1(M-1) & \cdots & C_N(M-1) & C_H(M-1) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} W_{Hi} \\ \vdots \\ W_{Ni} \\ W_{Hi} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中 $C_H(t)$ 是隐藏博弈对象的状态值。然而，在实际情况下， $C_H(t)$ 是未知的。因此，由于 $C_H(t)W_{Hi} \neq 0$ ，很难获得精确的 $W_i^{(1)}$ 。这种情况可以扩展到其他数据段。由于数据段不同， $W_i^{(1)} = \dots = W_i^{(k)} = \dots = W_i^{(M+1)}$ 很难实现，这将导致 $\sigma > 0$ 。对于隐藏博弈对象的任何邻居博弈对象， σ 的值通常远大于不在隐藏博弈对象近邻的博弈对象。因此， σ 值可用于可靠地识别隐藏博弈对象的相邻博弈对象。如果 $\sigma_i \geq f$ ，其中 f 是 σ 的截止值，则认为隐藏博弈对象与博弈对象 i 相连接；否则，隐藏博弈对象不与博弈对象 i 相连接，其中 f 是 σ 的截止值。

3. 实验仿真及结果分析

3.1 性能指标

为了判断节点之间是否存在连接，本文将 FCM 的权重转换为二进制权重。在本节中，如果权重的绝对值小于 0.05，那么认为节点之间没有连接；否则就有连接。基于此， SS_Mean 计算方式为：

$$SS_Mean = \frac{2 \times Specificity \times Sensitivity}{Specificity + Sensitivity} \quad (15)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FN} \quad (16)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FP} \quad (17)$$

其中 TP 为真阳性数， FN 为假阴性数， TN 为真阴性数， FP 为假阳性数（见 0）。 SS_Mean 的值在范围 $[0, 1]$ 内，值越大，性能越好。

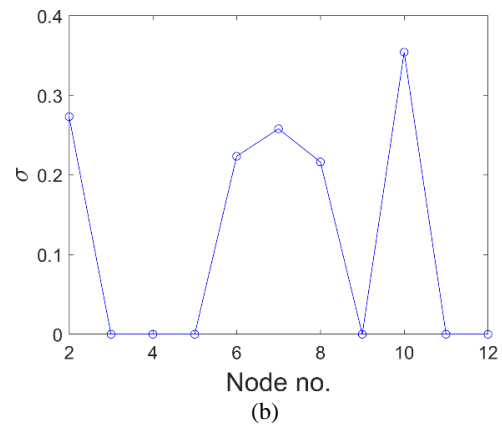
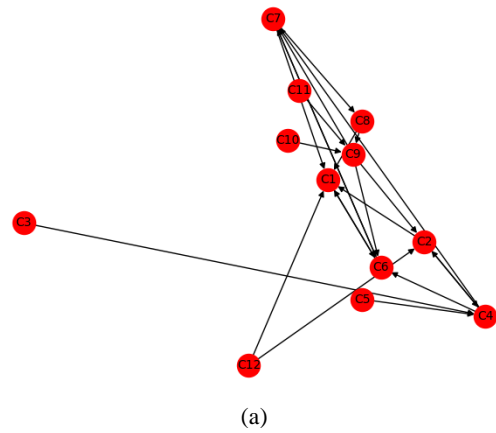
表 1 TP 、 FP 、 FN 和 TN 的定义

Tab.1 The definitions of TP , FP , FN and TN

	输入 FCM	
	0	1
候选 FCM	0	TN FN
	1	FP TP

3.2 在巴西亚马逊地区的森林砍伐网络上的实验结果

第一个案例是巴西亚马逊地区的森林砍伐模型^[14]。该模型具有 12 个重要的博弈对象，其网络结构如图 4(a)所示。本节将讨论定位一个隐藏博弈对象的示例。本节先假设 C_1 是一个隐藏的博弈对象，它有更多的邻居，并且它的信息是未知的。相对而言，博弈对象 C_2 - C_{12} 的动态是已知的。可访问博弈对象的数据长度设置为 $M=12$ 。基于所提出的隐藏博弈对象定位策略，本节先将原始数据 Y 划分为 $M+1$ 个数据段，如 2.3 节所示。对于每个数据段，利用 LASSO 预测所有博弈对象的邻居并生成一个模糊认知图。最终获得的各个博弈对象的 σ 值如图 4(b)所示。



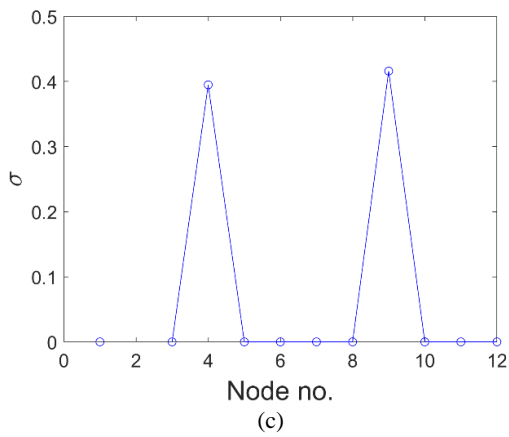


图4 巴西亚马逊地区的森林砍伐网络上的实验结果
Fig.4 Experimental results on the deforestation network in the Brazilian Amazon

如图4(b)所示, 只有博弈对象 C2、C6、C7、C8 和 C10 的 σ 值大于其他博弈对象。可以确定博弈对象 C2、C6、C7、C8 和 C10 连接隐藏博弈对象 C1。从图4(a), 博弈对象 C1 连接博弈对象 C2、C6、C7、C8 和 C10。因此, 隐藏博弈对象 C1 存在, 并定位其邻居博弈对象 C2、C6、C7、C8 和 C10。

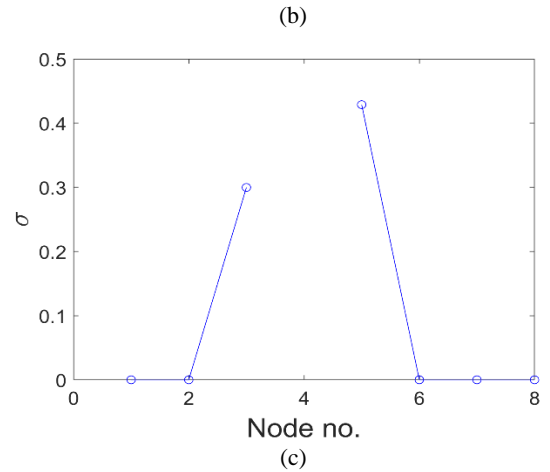
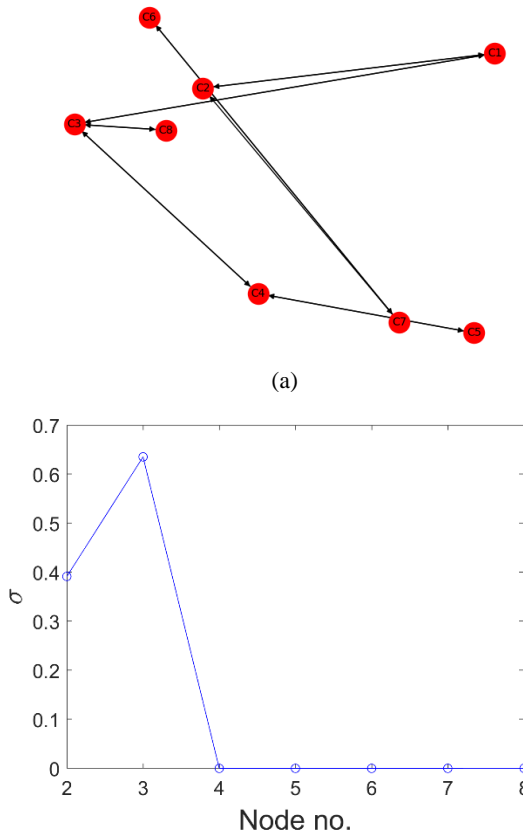
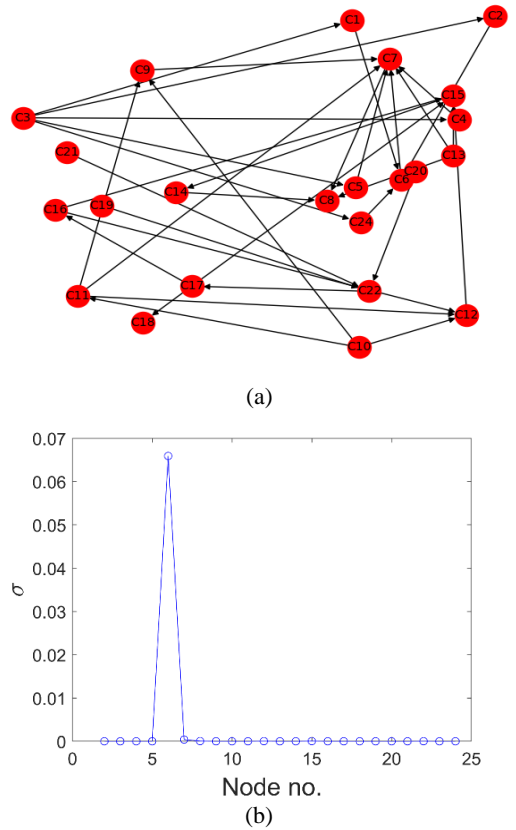


图5 智慧管理控制系统网络上的实验结果
Fig.5 Experimental results of intelligent management control system

然后, 本节也假设博弈对象 C2 是隐藏的, 其他博弈对象是可访问的。可访问博弈对象的异常值如图4(c)所示。C2 的两个相邻博弈对象具有比其他博弈对象大得多的 σ 值, 这为它们属于隐藏博弈对象直接邻居提供了明确的证据。



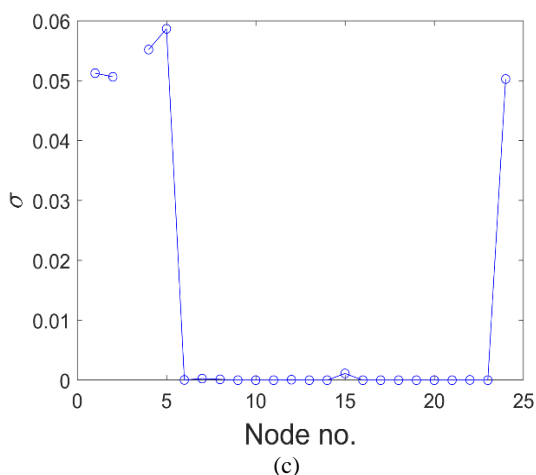


图 6 移动支付系统网络上的实验结果
Fig.6 Experimental results on the mobile payment system

3.3 在智慧管理控制系统网络上的实验结果

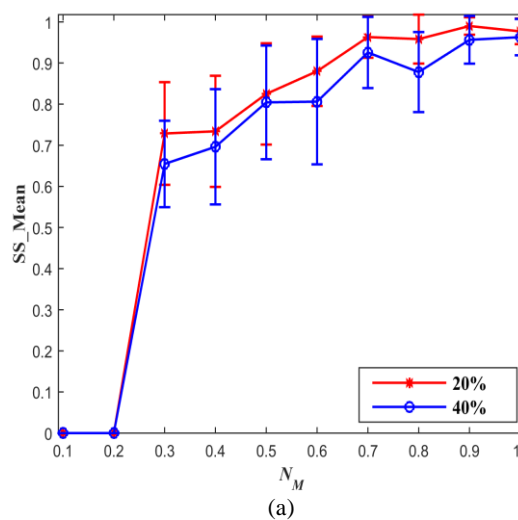
第二种情况是管理控制系统模型^{错误:未找到引用源。}。该模型具有 8 个博弈对象,并给出了一个很好的系统模型。博弈对象之间的关系如图 5 (a)中所示。本节首先假设博弈对象 C1 是一个隐藏博弈对象,并且不知道关于博弈对象 C1 的任何信息。然而,关于博弈对象 C2-C8 的信息是已知的。这里, $M=8$ 。

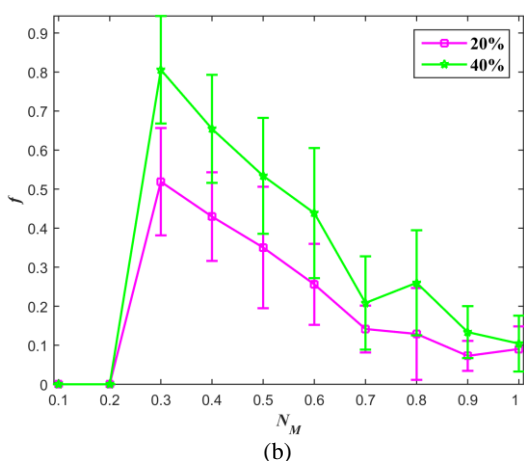
在图 5(b)中,可以发现只有博弈对象 C2 和 C3 的 σ 值大于零,而其他博弈对象的 σ 值等于零。因此,博弈对象 C2 和 C3 连接隐藏博弈对象 C1。从图 5 (a)可以看出,博弈对象 C1 连接博弈对象 C2 和 C3,实验结果证明了该策略能够准确地定位隐藏博弈对象 C1 的位置。隐藏博弈对象 C1 存在,并定位其邻居博弈对象 C2 和 C3。为了进一步验证本文提出算法的有效性,我们还假设博弈对象 C4 是隐藏的,而其他博弈对象是可访问的。可访问博弈对象的异常结果如图 5 (c)所示。与其他博弈对象相比,博弈对象 C4 的两个相邻博弈对象的 σ 值要大得多,这证明它们属于隐藏博弈对象的直接邻居。这一结果也证明了 C4 博弈对象的存在。

3.4 在移动支付系统网络上的实验结果

本节研究了在移动支付系统网络上的案例^[17],

其网络结构如图 6 (a)所示。本节先假设博弈对象 C1 是一个隐藏博弈对象,而博弈对象 C2-C24 的信息均可获得。可访问博弈对象的收益数据 Y 的长度设置为 $M=24$ 。在图 6 (b)中,只有博弈对象 C6 的 σ 值大于其他博弈对象。博弈对象 C6 连接隐藏博弈对象 C1。从图 6 (a)中可以发现,博弈对象 C1 连接博弈对象 C6。因此,我们可以验证博弈对象 C1 的存在并定位到 C6 为它的邻居。进一步,本节假设隐藏博弈对象为 C3,其他博弈对象均可访问。可访问博弈对象的异常结果如图 6 (c)所示。与其他博弈对象相比, C3 的五个相邻博弈对象的 σ 值要大得多,这说明这五个相邻博弈对象属于隐藏博弈对象 C3 的直接邻居。 σ_6 略大于 0,但隐藏博弈对象 C3 不连接博弈对象 C15。出现这种现象的原因可能是在许多情况下,由于优化算法的能力,很难确保 LASSO 能够完全正确地学习模糊认知图。因此,本节选择 σ 值远大于其他博弈对象的博弈对象。



图7 N_M 与(a) SS_Mean 和(b) f 的关系Fig.7 The relationships between N_M , (a) SS_Mean and (b) f

3.5 N_M 对隐藏源鉴别算法性能的影响

图7展示了具有不同密度的随机网络上 N_M (M/N) 与 SS_Mean 和 f 的关系。这里, 博弈对象数目 N 设为 40, 密度设为 20% 和 40%。 N_M 从 0.1 增加到 1.0, 步长为 0.1。 每一点的结果都是由隐藏博弈对象的在十种不同网络结构上进行十次仿真得到的。 f 可以达到 SS_Mean 的最大值。如图 7 (a) 所示, 随着 N_M 的增大, SS_Mean 值增大。而且, 密集网络的 SS_Mean 值比稀疏网络的 SS_Mean 值差。在图 7 (b) 中, 我们讨论了 N_M 与 σ 的最佳截止值 f 的关系。随着 N_M 的增加, 曲线呈下降趋势。同时, 密度为 20% 的网络的 f 值小于密度为 40% 的网络的 f 值。出现这种现象的原因是: 如果一个博弈对象没有与任何隐藏的博弈对象相邻, 将会呈现有效的模糊认知图, 从而导致低异常状态。随着 N_M 的增加, 所学习的模糊认知图能够更好地模拟某一复杂系统。因此, 较高的异常值通常都是由于产生较差的模糊认知图模型造成, 而质量较高的模糊认知图模型通常伴随低异常现象。

4. 结论

本文的主要贡献如下:

1) 针对复杂进化博弈系统的不可见性现象, 利用模糊认知图其继承模糊逻辑和神经网络的优

势对复杂军事对抗环境进行建模, 生成一个有权有向网络。

2) 根据模糊认知图中使用不同数据段的异常连接模式, 我们可以识别出隐藏博弈对象的所有最近邻居节点, 从而验证其在复杂系统中的存在并定位其位置。实验结果表明, 该方法能准确定位隐藏博弈对象。

3) 通过多个真实案例研究实验得到了各种参数对定位精度的影响, 并详细分析其中原因。

本文基于有限的可访问节点的已知数据, 通过对生成的模糊认知图之间的异常进行度量, 有效推断出隐藏节点的存在和位置, 揭示了复杂系统中隐藏源的内在规律, 该策略方法为军事对抗领域推测敌方指挥场所和关键杀伤武器提供了重要的参考和应用价值。然而, 模糊认知图同时存在其一定局限性, 完美模拟复杂系统需要满足大量假设。我们打算在下一步工作中将模糊认知图理论不断完善并应用到更多真实场景中。

参考文献:

- [1] SU R Q, WANG W X, LAI Y C. Detecting hidden nodes in complex networks from time series[J]. Physical Review E (S2470-0045), 2012, 85:065201.
- [2] SU R Q, LAI Y C, WANG X, et al. Uncovering hidden nodes in complex networks in the presence of noise[J]. Scientific Reports (S2045-2322), 2014, 4:3944.
- [3] SHEN Z, WANG W X, FAN Y, et al. Reconstructing propagation networks with natural diversity and identifying hidden sources[J]. Nature Communications (S2041-1723), 2014, 5:4324.
- [4] SU R Q, WANG W W, WANG X, et al. Data based reconstruction of complex geospatial networks, nodal positioning, and detection of hidden node[J]. Royal Society Open Science (S2054-5703), 2015, 1.
- [5] SHEN Z, CAO S, FAN Y, et al. Locating the source of diffusion in complex networks by time-reversal backward spreading[J]. Physical Review E (S2470-0045), 2015, 93:032301.
- [6] PINTO P. C, THIRAN P, VETTERLI M. Locating the source of diffusion in large-scale networks[J]. Physical Review Letters (S0031-9007), 2012, 109:068702.
- [7] KOSKO B. Fuzzy cognitive map[J]. International

-
- Journal of Man-Machine Studies (S0020-7373), 1986, 24(1):65-75.
- [8] PAPAGEORGIOU E I, SALMERON J L. A review of fuzzy cognitive maps research during the last decade[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems (S1063-6706), 2013, 21(1):66-79.
- [9] STACH W, KURGAN L, PEDRYCZ W, et al. Genetic learning of fuzzy cognitive maps[J]. Fuzzy Sets and Systems (S0165-0114), 2005, 153(3):371-401.
- [10] NOWAK M A, MAY R M. Evolutionary games and spatial chaos[J]. Nature (S0028-0836), 1992, 359:826-829.
- [11] SZABÓ G, TÓKE C. Evolutionary prisoner's dilemma game on a square lattice[J]. Physical Review E (S2470-0045), 1998, 58:69.
- [12] SZABÓ G, FATH G. Evolutionary games on graphs[J]. Physical Reports (S0370-1573), 2007, 446:97-216.
- [13] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B (Methodological) (S1369-7412), 1996, 267-288.
- [14] KOK K. The potential of fuzzy cognitive maps for semi-quantitative scenario development with an example from Brazil[J]. Global Environmental Change (S0959-3780), 2009, 19(1):122-133.
- [15] STYLIOS C D, GROUMPOS P P. Fuzzy cognitive maps: a model for intelligent supervisory control systems[J]. Computers in Industry (S0166-3615), 1999, 39(3):229-238.
- [16] 孙庆文, 陆柳, 严广乐, 等. 不完全信息条件下演化博弈均衡的稳定性分析[J]. 系统工程理论与实践, 2003, 23(7):11-16.
- Sun Qingwen, Lu Liu, Yan Guangle, et al. Asymptotic Stability of Evolutionary Equilibrium under Imperfect Knowledge[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2003, 23(7): 11-16.
- [17] RODRIGUEZ-REPISO L, SETCHI R, SALMERON J L. Modelling IT projects success with fuzzy cognitive maps[J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2007, 32(2):543-559.
- [18] 高新波, 谢维信. 模糊聚类理论发展及应用的研究进展[J]. 科学通报, 1999, 44(021):2241-2250.
- Gao Xinbo, Xie Weixin. Development and applications of fuzzy clustering theory[J]. Chinese Science Bulletin, 1999, 44(021):2241-2250.
- [19] 李航, 刘代金, 刘禹. 军事智能博弈对抗系统设计框架研究[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(306):118-123.
- Li Hang, Liu Daijin, Liu Yu. Architecture Design Research of Military Intelligent Wargame System[J]. Fire Control & Command Control, 2020, 45(306):118-123.
- [20] 吴凯. 复杂系统智能建模算法及其应用研究[D]. 西安电子科技大学, 2020.
- WU K. Intelligent Modeling Algorithm for Complex System and its Application[D]. Xidian University, 2020.