多智能代理决策交互的博弈问题研究

徐朝辉[1,2] 廉飞宇[2] 付麦霞[2]

(武汉理工大学计算机学院 武汉 430070)[1] (河南工业大学信息科学与工程学院 郑州 450001)[2]

摘 要 在高层的数据融合中,往往需要能够觉察和预测态势的变化趋势。因为由多个智能代理构成的交互系统,其态势的变化是靠各方的决策活动推动的,所以纯粹概率的或证据的技术对这类预测并不是充分有效的工具。对于这类预测任务,博弈论工具能够对其不确定的态势演变提供更好的判断与识别,而且博弈论还是一个行动规划工具。通过将关联图推理和博弈论相结合,提出了一种新的决策支持模型——Bayesian博弈模型,用于增强对由多个交互的智能代理形成的复杂局势的觉察和预测能力。通过一个实例,说明了决策者的博弈策略对态势评估的影响,并给出了实例的Bayesian博弈模型。提出的模型和方法克服了传统态势评估中忽略主观因素的缺陷,为具有博弈性质的态势评估提供了一种新的方法。

关键词 多源信息融合,博弈论,策略组合,混合策略均衡,贝叶斯博弈

中图法分类号 TP311 **文献标识码** A

Study on Game Theory in Decision Interaction for Multi Intelligent Agents Based on Information Fusion

XU Zhao-hui[1,2] LIAN Fei-yu[2] FU Mai-xia[2]

(School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)[1]

(College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)[2]

Abstract Variation tendency of situation needs to be perceived and predicted in a high level data fusion process. Because variation tendency of situation of a interaction system combined by multi intelligent agent is pushed forward by their respective decision process, pure probability and evidence theory are not satisfying available tools for this type of prediction. For these prediction, game theory can provide preferable decision and recognition, and is a tools of Process Planning. By combining influence diagrams with game theory, we proposed a new architecture—Bayesian Game Model for decision support to enhance capability of the awareness and prediction for a complex situation caused by multi interactive intelligent agents. Through a case, we explained the effect of the policymakers' game strategies on situation assessment and gave the case's Bayesian game model. The model and method proposed in the paper overcome the disadvantage of traditional method that neglects subjective factors, and might offer a new way to situation assessment with game feature.

Keywords Multisource information fusion, Game theory, Strategy profile, Mixed strategy equilibria, Bayesian game

1 引言

在由具有交互性的多个智能体(智能体集群)形成的具有资源约束的动态系统中,其局势的演变结果往往是各方博弈的结果,这类系统最典型的体现是军事领域,当然在某些具有竞争性的社会领域也经常可以见到。在军事领域,每一方都有自己的应对策略,并且通过使用这些策略去获取对方的目的。在网络中心战[1,2]时期,军事指挥官们可根据来自传感器和历史数据库中关于对手的大量信息以及自身的大量信息,采用信息融合的策略获得决策支持帮助。

在军事决策支持系统中很少包含博弈的内容[3]。然而,博弈是军事领域中的一个突出特性[4]。而在许多社会组织中,博弈在观念上往往是某个计划活动的组成部分。然而在博弈的应用上,多数的具有博弈特征的计划过程的制定更多地依靠决策者的智力水平和主观判断而不是对双方的活动及其结果的理性分析。近年来,博弈论在决策支持上的应用逐渐得到重视[5,6]。博弈工具被认为在决策支持上的应用具有潜力,并在某种程度上被认为能够提高决策水平。

信息融合旨在为决策者提供各种水平的态势感知。具有异构性的多源信息融合是近年来发展较快的一个领域,具有竞争和互补特性的多个信息源之间从某种意义上来说也具有博弈的特性。目前,在信息融合的各类模型中,以美国国防部的JDL模型最为著名。JDL模型[7]把融合过程构建成5层,其中第3层包含了对态势演变的预测。我们认为在具有信息冲突的多源信息融合情境中进行态势预测,必须解决两个重要问题:第一个问题是如何获取一个复杂局势所有方面的信

到稿日期:2012-09-12 返修日期:2012-12-29 本文受国家自然科学基金项目(60673108)资助。

徐朝辉(1970—),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机应用技术,E-mail:morsun@haut.edu.cn;廉飞宇(1970—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机应用技术。

息；第二个问题是在一个具有信息冲突的融合情境中各智能代理(我们为每个信息源指定一个智能代理)的策略的相互作用(相依性)。对于前一个问题，可以通过关联图建模，模拟那些不依赖于对方的决策和活动的所有方面。这个问题现在已经解决得比较好了，如利用动态 Bayesian 网络[8]模拟规则。而对后一个问题，我们可以理解为决策问题也是一个博弈的问题。近年来提出的对 JDL 模型的修订中，研究者假定了博弈论可以应用于更高的数据融合水平上的态势评估。

本文提出了一种框架模型，该模型根据 Bayesian 博弈和关联图，可以为评估某个态势提供整体的联合概率分布。博弈的各方可以并入一个关联图中从而形成一个 Bayesian 网络(BN)，该 Bayesian 网络描述了当前的态势。博弈的结果可以用不同方的策略均衡(包括单纯策略均衡和混合策略均衡)来描述。

2 博弈视角的局势模拟与关联图

利用 Bayesian 网络可以识别对手的行动步骤(course of action，COA)[9]。但这种识别成立的条件是，清楚对手的目标和规则，有一个可供选择的有限 COA 集。对手的 COA 可以通过信息融合的方法推导出来。当对手的目标和策略不清楚的时候，COA 可以在 BN 中作为统计变量进行概率估计。当然这是不可靠的，因为对手的 COA 的确定，在博弈意义上，有赖于对手对我们的策略、行动步骤和目标的考虑与估计，所以包含需要识别对手行动步骤的态势评估实质上是一个典型的 Bayesian 博弈，应当使用博弈算法解决。

在有着信息冲突的多个异构信息源构成的信息融合系统中，我们假定每个信息源都被分配了一个智能代理并能代表实际的信息源。基于感知的信息，智能代理可以对不确定的态势作出决策，从而获得预期的最好结果。如果不确定性信息较多，表示这些不确定性的随机变量的联合概率分布难以得到有效求解，这时 Bayesian 网络(BN)就成为一个有效的工具。

关联图是 BN 的自然扩展，可以为智能代理描述决策问题。在关联图中，除了 BN 中的选择节点，还加入了决策节点和收益节点。在决策节点上，决策者必须选择一个要执行的动作，收益节点是终端节点，在该节点上决策收益被计算出来并作为决策节点的决策价值。通过关联图进行自下而上的推演，就可以获取一系列的具有最大收益的决策。

图 1 是一个简化的关联图模型。图中，C 是一个离散随机变量，代表一个决策序列 $D_1,D_2,\cdots,D_n$。D_1 代表自己的决策，D_2-D_n 代表其他智能代理的决策。G_1 是一个离散随机变量，代表自己的目标。U_1 是在执行了 D_1 后自己获得的收益。D_1 依赖序列 D 和我们的目标 G_1。G_i 和 $U_i(2\leqslant i\leqslant n)$ 对其他代理来说定义相似。

图 1 中的子图 1、2 表示局势演变的外部条件，如战场上的地形、天气等。这些外部条件亦可由 BNS 表示，并且是已知的模型，这些模型中的节点对各智能代理的决策会产生一定的影响。

图 1 的模型并不“捕获”博弈局势。例如某一方若想知道对方采取某种行动的原因，则可采取何种行动依赖于对对方采取某种行动的预测和结果的分析来判断这些具有博弈性质的情况，图 1 是无法表达的，事实上这正是我们需要解决的问题。

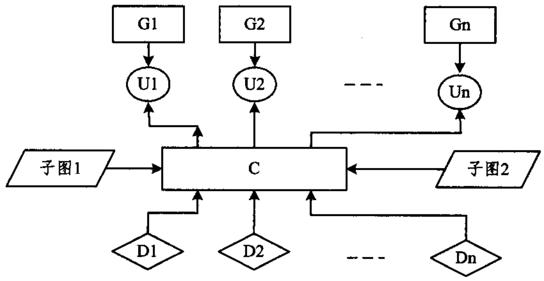

图 1 关联图模拟的决策过程

本文中，我们就针对关联图在多决策者博弈条件下的决策问题展开研究。基于文献[10]提出的单个代理结构，提出了一个用于评估含有多个智能代理的关联图算法。注意该算法用于获取的是可供选择的多个智能代理(决策者)的联合收益，而不是针对某个可能有着最高收益的代理。

含有多个决策者的关联图的态势评估算法如下：

输入：关联图。关联图中包含属于各个代理 1，2，…，n 的决策节点 $D_1,D_2,\cdots,D_n$ 和收益节点 $U_1,U_2,\cdots,U_n$。

输出：对于属于各个代理的决策节点的每个可能的策略组合，输出是一个 n 维收益矩阵 A，该矩阵由几个收益效用向量$(U_1,U_2,\cdots,U_n)$组成。

算法步骤：

①设置当前局势状态中的证据变量。即使用智能代理到目前为止接收到的所有信息给关联图中的证据变量分配值(注：证据变量为关联图中所有随机变量的一个子集)。

②对于所有决策节点的每个可能的策略组合

(a)给决策节点设置各自的决策；

(b)使用标准的概率推理算法，对收益节点的父节点计算后验概率；

(c)对策略组合计算其收益向量并存储到收益矩阵 A 中。

③返回收益矩阵 A。

3 博弈论的解决方法——Bayesian 博弈

在图 1 描述的关联图中，决策节点产生的决策之间具有独立性。但在某一代理的决策和其他代理的决策有着依存关系的复杂局势中，作为动态决策支持网络的关联图将不再适应这种类型的局势。博弈论可以提供一个数学模型，用于对代理交互进行分析。在博弈论中，不同于传统的收益最大化原则，博弈的各方的决策和活动的目标总是试图达到博弈均衡。

在数据融合的高层，例如 JDL 模型中的威胁估计层，博弈论的支持是必要的[11,12]。在数据融合的低层上博弈组件的需要并不明显，因为低层不涉及策略的交互问题，这使我们可以在离线的条件下进行博弈分析。

传统博弈论假定博弈的各方都能够实施一个均衡策略。在博弈有一个事先设计好的规则的条件下，这种假定无疑是正确的，例如传感器的管理[13,14]或网络容量分享算法的构造[15]。然而，现实中的一些博弈局势往往包含了许多不确定性信息，甚至包含了整个局势演变的不确定性信息。本文中，为了模拟由多个智能代理形成的上述复杂局势，我们提出了 Bayesian 博弈的概念。一个 Bayesian 博弈是一个含有关于各个代理不完整、不确定信息的博弈。

4 Bayesian 博弈的结构、表示及模型研究

博弈应当是一种树状结构。在这种结构中，非终端节点

表示某种随机的可能性，叶子节点表示博弈的结束或最终的收益。非叶子节点的直接子节点（该子节点是非终端节点）表示某个可能动作的可选结果，每种可能的结果都有一个概率分布。对于有着完整信息的确定博弈，如普通象棋和跳棋，其博弈树能够被遍历，因而是可解的。

在含有不完整信息的博弈，如扑克游戏中，参与者的动作在博弈树中的确切位置是不固定的吗？此类博弈问题一般无确定解，但可以通过建立策略表的方法求解。策略表中包含了博弈方的所有信息、动作和活动的组合所对应的收益。解决方法有数值方法、零和博弈的线性规划法以及常规博弈的线性互补问题的解决方法[16]。本文采用 Nash 均衡的方法。在一般情况下，Nash 均衡总是存在的，但 Nash 均衡可能也会有多个，即有多个可以选择的策略组合。

采用文献[17]的符号，一个 Bayesian 博弈 Γ^b 被定义为：

$$\Gamma^b=(N,(C_i)_{i\in N},(T_i)_{i\in N},(p_i)_{i\in N},(u_i)_{i\in N}) \tag{1}$$

式中，N 是参与者的集合，C_i 是参与者 $i\in N$ 的可能的动作的集合，T_i 是参与者 i 的可能的类型（或属性）的集合。p_i 是一个概率分布，它代表参与者 i 对其它参与者是什么类型的确信程度，u_i 是一个收益函数，它把所有其它参与者动作和类型的每一个可能的组合映射到参与者 i 的支付中。

Bayesian 博弈的一个重要的类型是具有一致信任的博弈，即我们可以用一个全局概率分布描述参与者之间的信任关系，本文研究的正是这种博弈。

图 2 给出了一个概念性示意图来描述 Bayesian 博弈模型体系结构，并使用含有多个决策者的关联图的态势评估算法来进行态势评估。该体系结构遵循两个重要原则：一是假定代理之间的关系是一致信任的；二是假定该结构可由一个概率模型组合而成。我们可以通过使用含有不完整信息的博弈得到前面的准则，而通过使用一个关联图得到后面的准则，此时关联图可以看成是一个当前局势的感知模型。

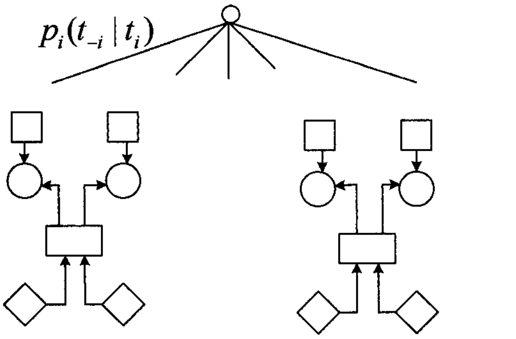

图 2　Bayesian 博弈模型体系结构（该结构由若干个为 Bayesian 博弈产生收益值的关联图组成）

输入：

①一系列关联图。每个关联图对应一个代理模型。分别包含属于代理 1，…，n 的决策节点 D_1，…，D_n和收益 U_1，…，U_n。

② 一个对应于每个代理模型的先验概率分布。

输出：以混合策略 Nash 均衡的形式给出关联图中决策变量 D_1，…，D_n 的解。

算法步骤：

①使每个关联图对应一个 Bayesian 博弈类型组合，即使每个关联图对应到一个关于参与者私有信息的一致信任概率 $p_i(t_{-i}\,|\,t_i)$ 上。

②用以下公式表示 Bayesian 博弈

$$\Gamma^b=(N,(C_i)_{i\in N},(T_i)_{i\in N},(p_i)_{i\in N},(u_i)_{i\in N})$$

其中：N 为参与者的集合，直接对应到一个代理的集合；

C_i表示关联图中代理的动作集；

T_i表示代理的类型集

$$p_i(t_{-i}\,|\,t_i)=\frac{p(t)}{\sum\limits_{\delta_{-i}\in T_{-i}} p(\delta_{-i},t_i)}\text{（一致信任）}$$

u_i 由关联图评估算法给出（u_i：$C\times T\rightarrow R$）。

③以混合策略 Nash 均衡的形式对 Bayesian 博弈计算一个或多个解。

④非混合策略 Nash 均衡直接对应到原始类型图中决策变量 D_1，…，D_n 上的解概率分布。

通过使用上述模型，我们就可以为多代理条件下的决策问题建立一个 Bayesian 博弈。Bayesian 博弈中均衡的计算采用了混合策略 Nash 均衡的形式。

如果是一致信任的，我们引入一个“历史机会（概率）节点”作为根节点来建立 Bayesian 网络。一个历史机会节点不同于一个普通概率节点，因为这个节点的结果已假定发生，并且当博弈模型被构建时已经为代理所知。对每一可能的类型，该节点的边对应代理使用的模型。在假定代理 i 的类型是 $t_i\in T_i$ 的条件下，它相信其它代理的类型是 $t_{-i}\in T_{-i}$ 的主观概率是 $p_i(t_{-i}\,|\,t_i)$ 。

为了建立 Nash 均衡，策略表的正确表达是必要的，但这依赖于博弈的各方在博弈开始前就能做出决策，这在用历史机会节点表示的 Bayesian 博弈中是不可行的。按照 Harsany[18] 的思路，解决方法就是把 Nash 博弈转换为 Bayesian 博弈，计算其 Bayesian 均衡。

5　Bayesian 博弈的均衡

在博弈论中，Nash 均衡把一个博弈局势的解定义为一种策略组合（Strategy profiles）。对于一个 Bayesian 均衡，Harsanyi[18] 将其定义为每一个代理在每一种类型下的任一混合策略集。用数学语言来说，一个 Bayesian 博弈 Γ^b 的 Bayesian 均衡正如式(1)所定义的，一个代理 $i\in N$ 在每一种类型 $t_i\in T_i$ 下，是任一混合策略组合 σ。

$$\sigma(\cdot\,|\,t_i)\in\arg\max_{T_i\in\Delta(C_i)}\sum_{t_{-i}\in T_i}p_i(t_{-i}\,|\,t_i)\times\sum_{c\in C}(\prod_{j\in N-i}\sigma_j(c_j\,|\,t_j))\,T_i(c_j)u_i(c,t) \tag{2}$$

式中，$\Delta(C_i)$表示集合 C_i 上的概率分布集合，换言之，C_i 为代理 i 能够从中选择的混合策略集。$\sigma_i(\cdot\,|\,t_i)$为代理 i 在类型 t_i 下的可能的混合策略。

博弈问题的求解是困难的。如著名的 Lemke Howson 算法[19]也只能解决一个线性互补问题。按照 Nash 理论，在混合策略中至少存在一个均衡，但构造它却有计算复杂性的问题。如 Lemke Howson 算法对于某些博弈甚至是零和博弈的求解，都有着指数规模的计算时间。找到一个各方均有最大收益的均衡已被证明是个 NP-Hard 问题[20]。

尽管在多数情况下，博弈在理论上没有计算求解的可行性，但在适度规模的决策问题上，最优解的计算仍是可能的，且已出现了相关的快速算法[21]。

6　一个例子——不停车收费（ETC）中车辆识别的 Bayesian 博弈分析

下面我们用一个不停车收费（ETC）中车辆识别的例子来

展示一个具有博弈特征的局势，并研究它的 Bayesian 博弈问题。

目前，收费站对过往车辆仍然以车型为依据进行收费。假定 ETC 收费系统是以摄取的车牌和车型图像识别车辆的。ETC 系统根据车牌识别的结果直接从网上调取车辆档案取得车型（假定忽略了网络时延）：如果车牌识别不准，ETC 系统也可以通过直接摄取车辆图像识别车型。

我们将车牌识别和车型识别分别用代理 1 和代理 2 表示，并将"收费依据主导权"作为双方博弈的对象。如果代理 1 是"优"识别系统的，而代理 2 是"次"识别系统的，则代理 1 将"战胜"代理 2 并占据"收费依据主导权"，反之亦然。若双方都为"优"的或"次"的（注意会有程度的不同），则双方将以 Bayesian 博弈 Nash 均衡的形式以一定概率分布分得"收费依据主导权"。

某个收费过程中，假定代理 1 控制着收费依据主导权。另一方面，代理 2 不知道代理 1 的识别能力（识别概率）。代理 1 有取得主导权的选择，也可放弃主导权。如果代理 1 放弃，代理 2 将通过一个中介机构侦测代理 1 的识别概率，如果代理 1 识别概率低于自己，代理 2 取得主导权；另一方面，如果代理 1 争取主导权，代理 2 将面临与代理 1 争夺主导权或者放弃。如果代理 1 是"优"的，且代理 2 选择与之争夺，代理 1 将战胜代理 2 并取得主导权。如果代理 1 是"次"的，代理 2 选择与代理 1 争夺，代理 1 将失去主导权，如果代理 2 放弃，代理 1 将保持主导权，而不管代理 1 是不是"优"的。

相应的关联图如图 3 所示。随机变量 A_1S（代理 1 是优的）组成代理 1 决策的证据而不是代理 2 决策的证据，用一个从 A_1S 到 DA_1 的点划箭头线表示，节点 A_1S 也是一个局势结果节点 RS 的父节点，因为它决定了博弈的结果。RS 节点影响着决策者各自的收益节点。在这个例子中，因为是零和博弈，$UA_1=-UA_2$。对于代理 1，变量 A_1S 是证据，它产生一个"代理 1 最优博弈"模型和一个"代理 1 不是最优博弈模型"，对于代理 2，A_1S 仅仅是一个普通的随机变量，并有着一个与之相关联的条件概率表。另一方面，因节点 RS 涉及到一个将来状态，永远不会将它设置为证据变量。

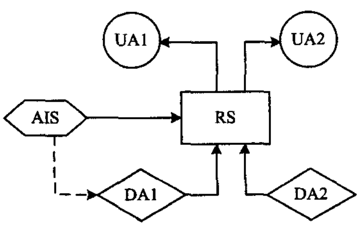

图 3　不停车收费中车辆识别的关联图

定义 $q\in(0,1)$ 表示代理 2 对代理 1 是否是优的信任程度。在这个例子中，代理 1 也知道 q 值，即两个代理之间的信任是一致的（这可以通过前面例子中的中介机构取得一致）。这个局势可以被一个 Bayesian 博弈 Γ^b 模拟，正像式(1)所定义的。

$N=\{1,2\}$ $C_1=\{R,F\}$，$C_2=\{M,I\}$

$T_1=\{1.s,1.i\}$　$T_2=\{2\}$

$P_1(2|1.s)=P_1(2|1.i)=1$，$P_2(1.s|2)=q$，$P_2(1.i|2)$
$=1-q$

$U_1(C_1,C_2,t_1)$，$U_2(C_1,C_2,t_1)$如表 1 所列。

采用 Harsanyi 的描述，我们引入一个"历史机会节点" Nature，用于决定开始时代理 1 的类型（优，Superior，次，Inferior）。这样，根据表 1 所列的收益矩阵，该 Bayesian 博弈就可以转换为图 4 所示的扩展形式。注意标注"2.0"的两个决策节点都代表代理 2 对代理 1 类型的不确定性。也要注意 1.s 下的活动标签不同于 1.i 下的活动标签，其代表代理 1 能区分 1.s 和 1.i 这两个节点。解决这个博弈通常的方式是看策略表，如表 2 所列。

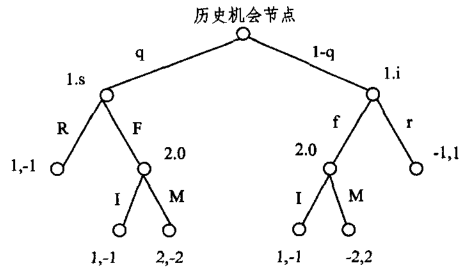

图 4　表 1 中博弈的 Harsanyi 变换

表 1　例子的收益矩阵

t1=1.s(优)

代理1 \ 代理2	M	I
F	2, -2	1, -1
R	1, -1	1, -1

t1=1.i(次)

代理1 \ 代理2	M	I
F	-2, 2	1, -1
R	-1, 1	-1, 1

表 2　图 4 中博弈的策略表

代理1 \ 代理2	M	I
Ff	4q-2, 2-4q	1, -1
Fr	3q-1, 1-3q	2q-1, 1-2q
Rf	3q-2, 2-3q	1, -1
Rr	2q-1, 1-2q	2q-1, 1-2q

无论 q 取何值，代理 1 如果是优的则将总是争取主导权。如果 $4/5\leqslant q\leqslant 1$，代理 2 总是选择忽略争取主导权，因而($[Ff]$，$[I]$)是仅有的一个当 $4/5\leqslant q\leqslant 1$ 时的均衡策略组合，这说明在车牌识别优势明显的条件下，收费总是以车牌识别的结果为依据（忽略了网络限制的因素），直接的车型识别系统总是选择退出充当收费依据的角色，从而双方在博弈中达到了一个策略上的均衡。对于 $0<q<4/5$，没有一个纯策略上的均衡（这里仅指 4 种保留的可能性）。我们不得不在混合策略中寻找均衡。假定 $x[Ff]+(1-x)[Fr]$和 $y[M]+(1-y)[I]$表示代理 1 和代理 2 各自的均衡策略，X 表示代理 1 竞争的概率，y 表示代理 2 应对的概率，对代理 1 来说，均衡的要求是它的期望收益对于 Ff 和 Fr 是相同的，即

$$y(4q-2)+(1-y)1=y(3q-1)+(1-y)(2q-1)$$
$$\Rightarrow y=2/3$$

相似地，为了使代理 2 在 M 和 I 之间随机选择，M 和 I 必须给代理 2 对于 $x[Ff]+(1-x)[Fr]$同样的期望收益。于是

$$x(4q-2)+(1-x)(3q-1)=x_1+(1-x)(2q-1)$$
$$\Rightarrow x=-q/(3(q-1))$$

一个有着不完全信息的博弈的均衡，是一个 Bayesian 均衡。可见它实际上是一个随机的策略组合，该组合包含了代理及其类型的所有组合的一个策略 $\sigma(\cdot|t_i)$。本例中 Bayesian博弈 Γ^b 的唯一的 Bayesian 均衡为：

对于 $0<q<4/5$

$\sigma_1(\cdot|1.s)=[F]$

$\sigma_1(\cdot|1.i)=x[F]+(1-x)[R]$

$\sigma_2(\cdot|2)=2/3[M]+1/3[I]$

对于 $4/5\leqslant q\leqslant 1$

$\sigma_1(\cdot|1.s)=[F]$

$\sigma_1(\cdot|1.i)=[R]$

$\sigma_2(\cdot|2)=[I]$

上例中，我们以一种混合策略的形式，对一个简单的决策问题给出了一个 Nash 均衡解。现在让我们再深入思考一下。一方面，均衡策略理论上是可以理解的。毕竟，Nash 均衡的概念是建立在理性分析的基础上，可以精确地定义。通过引入 Bayesian 博弈思想，我们可以创建可供选择的关于代理的模型，可以通过使用 Bayesian 博弈来扩展原来的模型，以解决一个博弈局势是否存在异议，当然需要给新的子模型分配一个先验概率并为存在的子模型重新评估先验概率。另一方面，尽管 Nash 均衡是建立在理性活动的基础上，Nash 均衡也有几个问题需要讨论。看前面的例子，图 5 中显示了 x 和 y 变量怎样随 q 变化。也就是说，代理的决策是怎样依据对其他代理的决策的判断而变化的。不知道局势的背景，就不会明白代理 1 为什么以图 5 中的概率 $x(q)$ 在自己是“次”的情况下仍然采取了主动的行动。进一步来看代理 2 的应对，代理 2 应对的概率 $y(q)$ 保持在常数 2/3，但到 $q=4/5$，它突然降为 0。这说明当 q 变化时，在最优策略中有一中断，尽管在中断处最佳收益仍连续变化。

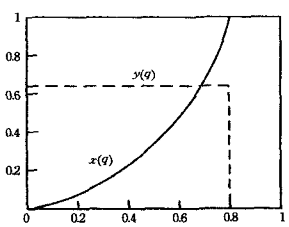

图 5 例子中 Bayesian 博弈的解随对方类型的推测的变换情况

结束语 本文详细讨论了信息融合博弈模型的体系结构，研究了博弈态势的演变与数据融合过程中交互性之间的内在联系。博弈论不应该被认为仅是决策者工具包中的一种工具，恰恰相反，它是智能代理进行交互的科学。我们可以把博弈论作为整个工具包，用它来解决信息融合中态势估计或求解预测问题。

博弈工具具有态势预测的潜力，因为它把不确定性和欺骗性的信息也考虑进去，从而对态势评估提高了预测和估计的准确性。本文的研究表明，从一个面对简单实际决策问题的决策者的角度，引入 Bayesian 博弈的思想是必要的，它可以提供若干个态势模型的组合，以一种混合策略纳什均衡的形式为决策者提供一个博弈局势的解。然而，Bayesian 博弈在表示现实的、具有较高复杂性的局势面前仍有局限性，这也是今后需要进一步研究的方向。

参 考 文 献

[1] 喻涛. 网络中心战的发展动向与分析[J]. 船舶电子工程，2012，32(8)：17-20，33

[2] 贾华杰，鲜明，陈永光. 网络中心战及其新技术[J]. 国防科技，2011，32(4)：44-49

[3] 郭锐，赵晓哲，伍方明. 复杂军事决策综合集成研讨环境构建中若干问题探讨[J]. 军事运筹与系统工程，2009，23(3)：35-39

[4] 李小偎，王勇，潘泉，等. 基于博弈论的 C4ISR 系统监视与侦察功能模型[J]. 火力与指挥控制，2010，35(2)：11-13

[5] 王从陆，尹长林. 基于博弈论的安全决策信息融合[J]. 中国安全科学学报，2005，15(4)：74-76

[6] 王刚，赵海，魏守智. 基于威胁博弈理论的决策级融合模型[J]. 东北大学学报：自然科学版，2004，25(1)：32-35

[7] 朱林，徐兴杰，张晓囡，等. 改进的 JDL 信息融合系统功能模型研究[J]. 计算机工程与科学，2007，29(2)：122-124

[8] Murphy P K. Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning[D]. University of California, Berkeley, 2002

[9] Suzi'c R. Representation and recognition of uncertain enemy policies using statistical models[C]//Proceedings of the NATO RTO Symposium on Military Data and Information Fusion. Prague, Czech Republic, Oct. 2003

[10] Russell S J, Norvig P. Artifical Intelligence: A Modern Approach (2nd ed)[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2003

[11] Cowell R G, Dawid A P, Lauritzen S L, et al. Probabilistic Networks and Expert Systems[M]. Statistics for Engineering and Information Science, New York: Springer-Verlag, 1999

[12] Wallenius K. Support for situation awareness in command and control[C]// Svensson P, Schubert J, eds. Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion (FUSION 2004). Stockholm, Sweden, vol. 2, 2004: 1117-1124

[13] Johansson R, Xiong N, Christensen H I. A game theoretic model for management of mobile sensors[C]//Proceedings of the Sixth International Conference on Information Fusion (FUSION 2003). Cairns, Australia, July 2003: 583-590

[14] Xiong N, Svensson P. Multi-sensor management for information fusion: Issues and approaches[J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 163-186

[15] Azoulay-Schwartz R, Kraus S. Negotiation on data allocation in multi-agent environments[J]. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, 2002, 5(2): 123-172

[16] Cottle R W, Pang J-S, Stone R E. The Linear Complementarity Problem[M]. Boston, MA: Academic Press, 1992

[17] Myerson R B. Game Theory: Analysis of Conflict [M]. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1991

[18] Harsanyi J C. Games with incomplete information played by "Bayesian" players[J]. Management Science, 1967, 14(3)

[19] von Stengel B. Computing equilibria for two-person games[M]// Aumann R J, Hart S, eds. Handbook of Game Theory with Economic Applications, Elsevier Science, vol. 3 of Handbooks in Economics, 2002: 1723-1759

[20] Gilboa I, Zemel E. Nash and correlated equilibria: Some complexity considerations[J]. Games and Economic Behavior, 1989, 1(1): 80-93

[21] Brynielsson J, Arnborg S. Refinements of the command and control game component[C]//Proceedings of the Eighth International Conference on Information Fusion (FUSION 2005). Philadelphia, PA, July 2005