

文章编号:1001-9081(2009)09-2464-04

基于直觉模糊 Petri 网的敌意图识别方法研究

周创明,申晓勇,雷英杰

(空军工程大学 导弹学院,陕西 三原 713800)

(yuzhong25@163.com)

摘要:现代战争中由于战场态势的不确定性,敌战术意图的识别也应作为一个动态的不确定性决策问题进行研究。针对该不确定性动态识别问题,综合利用直觉模糊集理论与 Petri 网理论的优点,构建了敌战术意图识别的直觉模糊 Petri 网模型及其推理算法,在推理过程中充分发挥 Petri 网的动态并行推理能力,使得推理更加高效,由于非隶属参数的作用,推理结果更加准确可信。通过建模仿真给出该模型的应用步骤,验证了其正确性和合理性。

关键词:直觉模糊集;直觉模糊 Petri 网;意图识别;直觉模糊逻辑

中图分类号: TP182; TP391 文献标志码:A

Research of foe intention recognition method based on intuitionistic fuzzy Petri net

ZHOU Chuang-ming, SHEN Xiao-yong, LEI Ying-jie

(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan Shaanxi 713800, China)

Abstract: The foes' intention recognition should be a dynamic and uncertain decision-making process because of the uncertainty of combat situation. In order to deal with the uncertainty in a dynamic recognition process, the Intuitionistic Fuzzy Petri Net (IFPN) model and its reasoning algorithm were built by combining the advantages of the Intuitionistic Fuzzy Set (IFS) theory and Petri net theory. Furthermore, the efficiency of the reasoning was improved due to the parallel operation ability of Petri net, and the reasoning result was more precise and more believable because of the effect of the non-membership parameter. Finally, an instance was presented to illustrate the feasibility and validity of the proposed model.

Key words: Intuitionistic Fuzzy Set (IFS); Intuitionistic Fuzzy Petri Net (IFPN); intention recognition; intuitionistic fuzzy logic

0 引言

敌战术意图识别是对战斗区域内敌方将要达成的战术目的和作战计划进行判断和评估。也就是依据各种信息源得到的信息,结合参战各方力量的部署、战场环境、敌方战斗序列和战术条令理解、我方所承担的作战任务,对战术态势进行解释,辨别敌方战术意图和作战计划的过程,目前已逐渐成为国内外军事决策专家研究的热点^[1]。现代战争中战场信息瞬息万变,信息是海量的、复杂的、高度分布和冗余的,往往伴随着大量随机、并发、冲突等不确定因素,如何从不完全、不精确、不确定的知识和信息中做出推理,完成对当前敌方意图的识别是亟待解决的问题。

Atanassov 直觉模糊集 (Intuitionistic Fuzzy Set, IFS)^[2] 是对 Zadeh 模糊集合最有影响的一种扩充和发展。IFS 增加了一个新的属性参数——非隶属度函数,进而可以描述“非此非彼”的“模糊概念”,同时考虑隶属度、非隶属与犹豫度三个方面的信息,在处理不确定信息时具有更强的表现能力,因而引起众多学者的关注^[3-5]。

C. G. Looney^[6] 提出一种使用模糊 Petri 网模型 (Fuzzy Petri Net, FPN) 进行模糊推理的方法,FPN 模型是基于模糊产生式规则的知识库系统的良好建模工具,它结合了 Petri 网

的图形描述能力,使得知识表示以及规则之间的结构简单清晰,同时具有模糊系统的模糊推理能力,便于知识的分析、推理、测试以及决策支持等。FPN 的一种推理算法的思路是利用数学的分析能力,把模糊 Petri 网模型转化为矩阵形式,采用代数运算的方法来实现模糊 Petri 网的推理运算,这种思路的推理算法效率较高,且便于并行推理^[7-9]。

目前,直觉模糊集理论与 Petri 网理论已日趋成熟,本文利用直觉模糊集强大的模糊描述能力和 Petri 网理论的并行动态推理能力,将直觉模糊集合与 Petri 网理论相结合,构建直觉模糊 Petri 网模型 (Intuitionistic Fuzzy Petri Net, IFPN) 及其推理算法,将该模型应用于敌意图识别领域,从一个新的视角探讨和解决动态的、不确定的敌战术意图识别问题。

1 直觉模糊集理论

为描述方便,首先给出直觉模糊集的定义,Atanassov 对直觉模糊集有如下定义^[2]。

定义 1 直觉模糊集。设 X 是一个给定论域,则 X 上的一个直觉模糊集 A 为:

$$A = \{\langle x, \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle \mid x \in X\} \quad (1)$$

其中 $\mu_A(x):X \rightarrow [0,1]$ 和 $\gamma_A(x):X \rightarrow [0,1]$ 分别代表 A 的隶属度函数 $\mu_A(x)$ 和非隶属度函数 $\gamma_A(x)$,且对于 A 上的所有

收稿日期:2009-04-22。基金项目:国家自然科学基金资助项目(60773209);陕西省自然科学基金资助项目(2006F18)。

作者简介:周创明(1967-),男,湖南益阳人,副教授,博士研究生,主要研究方向:智能信息处理、信息安全;申晓勇(1982-),男,陕西佳县人,博士研究生,主要研究方向:智能信息处理、信息融合;雷英杰(1956-),男,陕西渭南人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:智能信息处理、智能决策。

$x \in X, 0 \leq \mu_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$ 成立,由隶属度 $\mu_A(x)$ 和非隶属度 $\gamma_A(x)$ 所组成的有序区间对 $(\mu_A(x), \gamma_A(x))$ 为直觉模糊数。

对于 X 中的每一个直觉模糊子集,称 $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \gamma_A(x)$ 为 A 中 x 的直觉指数(Intuitionistic Index),它是 x 对 A 的犹豫程度(Hesitancy degree)的一种测度。显然,对于每一个 $x \in X, 0 \leq \pi_A(x) \leq 1$,对于 X 中的每一个一般模糊子集 $A, \pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - [1 - \mu_A(x)] = 0, \forall x \in X$ 。

2 直觉模糊 Petri 网模型及其推理算法

2.1 直觉模糊 Petri 网的定义

定义 2 IFPN 模型。IFPN 的结构可用六元组来表示:

$$IFPN = (P, T, I, O, \tau, \theta) \quad (2)$$

其中:

1) $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 是一个有限库所集合,每个库所表示一个命题;

2) $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 是一个有限变迁集合,每个变迁表示一条规则;

3) $I: P \times T \rightarrow [0,1]$ 是 $n \times m$ 加权输入矩阵,其矩阵元素 a_{ij} 满足:如果 p_i 是 t_j 的输入,而且 ω_{ij} 表示输入库 p_i 所对变迁 T_j 产生影响的权值,则 $a_{ij} = \omega_{ij}$,否则为 0,同时 $\sum_{0 \leq i \leq n} a_{ij} = 1 (j = 1, 2, \dots, m)$;

4) $O: P \times T \rightarrow [0,1]$ 是 $n \times m$ 输出矩阵,其矩阵元素 b_{ij} 满足:如果 p_i 是 t_j 的输出,而且 c_j 表示变迁 T_j 的可信度,则 $b_{ij} = c_j$,否则为 $(0, 1)$,值得一提的是,这里的可信度为一直觉模糊数, $c_j = \langle C\mu_j, C\gamma_j \rangle, (j = 1, 2, \dots, m)$, $C\mu_j$ 表示规则 T_j 可信度的支持度,这里称其为置信度, $C\gamma_j$ 表示可信度的反对度,这里称其为非置信度;

5) $\tau = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m)$ 表示变迁阈值,即启动推理规则的条件, $\tau_j = (\alpha_j, \beta_j)$,满足: $0 < \alpha_j + \beta_j \leq 1, \alpha_j > 0$ 表示置信度阈值, $\beta_j \geq 0$ 表示非置信度阈值;

6) $\theta: P \rightarrow [0,1]$ 是库所 P 的一个关联函数,表示命题的模糊真值,初始 Token 值记作 $\theta^0 = \{\theta_1^0, \theta_2^0, \dots, \theta_n^0\}$,其中 θ_i^0 为一直觉模糊数 $(\theta\mu_i^0, \theta\gamma_i^0)$ 。

2.2 直觉模糊 Petri 网的推理算法

为清晰简洁地表示矩阵运算,定义矩阵运算算子如下。

1) 加法算子 $\oplus: C = A \oplus B \Leftrightarrow C_{ij} = \max(a_{ij}, b_{ij})$,其中 A 、 B 和 C 均为 $n \times m$ 维的直觉模糊矩阵;

2) 乘法算子 $\otimes: C = A \otimes B \Leftrightarrow C_{ij} = \max_{1 \leq k \leq l} (a_{ik} \cdot b_{kj})$,其中 A 、 B 和 C 分别为 $n \times l$ 、 $l \times m$ 和 $n \times m$ 维的直觉模糊矩阵;

3) 比较算子 $\odot: C = A \odot B \Rightarrow \begin{cases} C_{ij} = 1, & a_{ij} \geq b_{ij} \\ C_{ij} = 0, & a_{ij} < b_{ij} \end{cases}$,其中 A 、 B 和 C 均为 $n \times m$ 维的直觉模糊矩阵;

4) 直乘算子 $\odot: C = A \odot B \Leftrightarrow C_{ij} = a_{ij} \cdot b_{ij}$,其中 A 、 B 和 C 均为 $n \times m$ 维的直觉模糊矩阵。

需要注意的是: A 、 B 和 C 矩阵元素均为直觉模糊数,元素间按照直觉模糊逻辑进行运算:

$$1) a_{ij} \cdot b_{ij} = (\mu(a_{ij}) \cdot \mu(b_{ij}), \gamma(a_{ij}) + \gamma(b_{ij}) - \gamma(a_{ij}) \cdot \gamma(b_{ij}));$$

$$2) \max(a_{ij}, b_{ij}) \Leftrightarrow (\max(\mu(a_{ij}), \mu(b_{ij})), \min(\gamma(a_{ij}), \gamma(b_{ij})));$$

$$3) a_{ij} \geq b_{ij} \Leftrightarrow \mu(a_{ij}) \geq \mu(b_{ij}) \text{ and } \gamma(a_{ij}) \leq \gamma(b_{ij})。$$

假设在推理过程中有 n 个命题、 m 个推理规则,根据定义 2,表现在直觉模糊 Petri 网模型中则有 n 个库所和 m 个变迁,下面给出基于直觉模糊 Petri 网的推理算法。

算法 1 IFPN 推理算法。

输入:库所初始 Token 值 $\theta^{(0)}$ 、阈值向量 τ 、加权输入矩阵 $I_{n \times m}$ 以及输出矩阵 $O_{n \times m}$;

输出:库所最终 Token 值 θ 与迭代次数 k ;

步骤 1 初始化各输入变量,令迭代次数 $k = 0$ 。

步骤 2 计算各变迁的等效模糊输入 Token 值向量 E ,即将同一变迁中多个模糊输入按照它们的模糊 Token 值和权重系数等效为权系数为 1 的单个模糊输入,表达式为:

$$E = I^T \times \theta^{(k)} \quad (3)$$

其中: E 是 m 维列向量, $e_i = (E\mu_i, E\gamma_i)$ 为一直觉模糊数, $i = 1, 2, \dots, m$; I 表示 $n \times m$ 维加权输入矩阵, $\theta^{(k)}$ 表示第 k 次迭代时库所的模糊 Token 值, $\theta^{(0)}$ 已知。

步骤 3 对获取的 Token 值向量与变迁阈值 τ 比较,去掉无法使变迁触发的输入项,令:

$$G = E \odot (E \odot \tau) \quad (4)$$

其中: G 与 τ 均为 m 维列向量, $\tau_i = (\alpha_i, \beta_i)$,当等效模糊输入的可信度大于等于变迁的阈值时,即 $E\mu_i \geq \alpha_i$ 而且 $E\gamma_i \leq \beta_i$,则 $g_i = e_i$,否则为 0, $i = 1, 2, \dots, m$; 经过这一步计算后, G 中只包含可使变迁触发的等效模糊输入的可信度。

步骤 4 计算模糊输出库所的 Token 值,令:

$$S = O \otimes G \quad (5)$$

其中 S 为 n 维列向量,表示经过这轮推理后得到的结论命题的真值。

步骤 5 计算当前可得到的所有库所的 Token 值:

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} \oplus S \quad (6)$$

步骤 6 如果 $\theta^{(k+1)} \neq \theta^{(k)}$,令 $k++$,转到步骤 2;否则,推理结束,输出 $\theta^{(k+1)}$ 与 k 。

该算法与以往矩阵推理算法的不同之处主要有以下几点。

1) 在步骤 2 中输入矩阵 I 加入权重系数,通过加权求和获取单个模糊输入,较取极大值更加符合实际;同时,某一变迁的几个输入库所中,即使存在模糊 Token 值为 $(0, 1)$ 的库所,只要其他库所 Token 值的隶属度和权重系数足够大,变迁照样可以触发。

2) 在步骤 4 中当多条规则推出同一个结论时,综合考虑各条规则对结论的支持度和不支持度,取极大值计算结论的可信度,不仅避免了文献[8]中可信度大于 1 的可能,而且得出的极大值是隶属度最大值,非隶属度最小值,更加符合实际。

3) 在推理过程中矩阵元素之间通过直觉模糊逻辑进行运算,由于非隶属参数的作用,直觉模糊推理较模糊推理在结果精度、可信度方面具有一定优势。

3 基于 IFPN 的敌意图识别模型构建与仿真

下面将 IFPN 模型应用于地面防空作战,敌战术意图识别的数学模型描述如下:

设 $F = \{F_1, F_2, F_3, \dots, F_m\}$ 为态势特征集合, $\Theta = \{I_1, I_2, I_3, \dots, I_h\}$ 为意图模式假设集合,每个意图模式假设中都包

含了敌方的作战意图和实现该意图的一系列行为模式,意图识别就是要建立这样的映射 $\Delta: F \rightarrow \Theta$ 。设 $\Theta = \{I_1, I_2, I_3\}$, I_1 表示敌对我保卫目标进行攻击, I_2 表示敌对我保卫目标进行侦查, I_3 表示敌对我保卫目标实施压制。

3.1 态势特征数据处理

态势特征包含静态因素和动态因素两类,在实际的作战环境下影响意图识别的因素很多,为方便起见,本文只讨论几个影响意图识别的重要特征。设 $F = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5\}$, 其中: F_1 为敌方核心目标类型, F_2 为空袭样式, F_3 为距离, F_4 为速度, F_5 为航向角。

文献[10]对态势特征数据进行处理,将态势特征集 F 作为模糊属性处理,划分为 k 个模糊等级,即对应 k 个直觉模糊集,隶属度函数 $\mu(x)$ 采用三角型和梯型的组合,非隶属度函数应用两极确定法生成。

F_1 : 划分为 3 个模糊等级, $F_1 = \{d_1, d_2, d_3\} = \{\text{小型目标, 大型目标, 其他目标}\}$, 对应 3 个直觉模糊子集, 参数分别为 $[0, 0, 0.05, 0.5]$, $[0.05, 0.5, 0.95]$, $[0.5, 0.95, 1, 1]$ 。

F_2 : 划分为 4 个模糊等级, $F_2 = \{y_1, y_2, y_3, y_4\} = \{\text{超低空, 低空, 中空, 高空}\}$ 对应 4 个直觉模糊子集, 参数分别为 $[0, 0, 0.05, 0.35]$, $[0.05, 0.35, 0.65]$, $[0.35, 0.65, 0.95]$, $[0.65, 0.95, 1, 1]$ 。

F_3 : 划分为 3 个模糊等级, $F_3 = \{l_1, l_2, l_3\} = \{\text{近距, 中距, 远距}\}$, 对应 3 个直觉模糊子集, 参数分别为 $[0, 0, 0.1, 0.5]$, $[0.1, 0.5, 0.9]$, $[0.5, 0.9, 1, 1]$ 。

F_4 : 划分为 3 个模糊等级, $F_4 = \{s_1, s_2, s_3\} = \{\text{低速, 中速, 高速}\}$, 对应 3 个直觉模糊子集, 参数分别为 $[0, 0, 0.1, 0.5]$, $[0.1, 0.5, 0.9]$, $[0.5, 0.9, 1, 1]$ 。

F_5 : 划分为 4 个模糊等级, $F_5 = \{h_1, h_2, h_3, h_4\} = \{\text{临近, 迂回, 侧翼, 背离}\}$, 对应 4 个直觉模糊子集, 参数分别为 $[0, 0, 0.065, 0.355]$, $[0.065, 0.355, 0.645]$, $[0.355, 0.645, 0.935]$, $[0.645, 0.935, 1, 1]$ 。

3.2 基于 IFPN 的直觉模糊推理规则与模型构建

根据地面防空作战实际以及专家经验, 获取如下推理规则。

R_1 : if $d_2(0.24)$ and $y_3(0.22)$ and $l_2(0.16)$ and $s_2(0.22)$ and $h_1(0.16)$ then $I_1(CF(0.85, 0.1))$ ($\tau_1 = (0.5, 0.44)$);

R_2 : if $d_3(0.30)$ and $y_4(0.24)$ and $l_2(0.20)$ and $s_2(0.26)$ then $I_3(CF(0.9, 0.05))$ ($\tau_2 = (0.55, 0.42)$);

$$I = \begin{bmatrix} 0.24 & 0 & 0 & 0.22 & 0 & 0 & 0.16 & 0.22 \\ 0 & 0.3 & 0 & 0 & 0.24 & 0 & 0.2 & 0.26 \\ 0 & 0.24 & 0 & 0.22 & 0 & 0 & 0.16 & 0 \\ 0.28 & 0 & 0.26 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.25 & 0 & 0.23 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.22 & 0 & 0 & 0 & 0.16 & 0 \end{bmatrix}$$

$O =$

$$\begin{bmatrix} (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) \\ (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) \\ (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) \\ (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) \\ (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) \\ (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) & (0,1) \end{bmatrix}^T$$

R_3 : if $d_3(0.24)$ and $y_3(0.22)$ and $l_2(0.16)$ and $s_1(0.22)$ and $h_3(0.16)$ then $I_3(CF(0.75, 0.2))$ ($\tau_3 = (0.3, 0.64)$);

R_4 : if $d_2(0.28)$ and $y_2(0.26)$ and $s_3(0.26)$ and $h_2(0.20)$ then $I_1(CF(0.65, 0.3))$ ($\tau_4 = (0.35, 0.64)$);

R_5 : if $d_1(0.32)$ and $y_3(0.25)$ and $l_1(0.23)$ and $h_2(0.20)$ then $I_2(CF(0.85, 0.1))$ ($\tau_5 = (0.45, 0.49)$);

R_6 : if $d_1(0.24)$ and $y_2(0.22)$ and $l_2(0.16)$ and $s_3(0.22)$ and $h_2(0.16)$ then $I_2(CF(0.65, 0.3))$ ($\tau_6 = (0.37, 0.54)$);

其中,前提条件括号中的数字表示命题在该规则中的权重系数,结论命题括号中的数字表示规则的可信度和阈值。

该规则库对应的直觉模糊 Petri 网模型如图 1 所示。

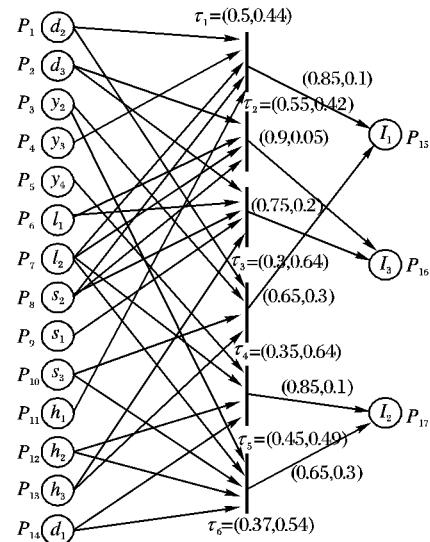


图 1 直觉模糊 Petri 网推理模型

从图 1 可以看出,该图包括 17 个库所,对应于 14 个态势特征因素变量和 3 个意图结果变量;6 个变迁对应于 6 条推理规则。

3.3 实例仿真

假设现有 1 批目标需要识别其作战意图,对态势信息进行直觉模糊化处理,并根据隶属度函数和非隶属度函数,给出库所初始模糊 Token 值。

首先,初始化输入变量。

1) 加权输入矩阵 I , 输出矩阵 O 。

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.16 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.22 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.16 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.26 & 0 & 0.2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0 & 0.32 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.22 & 0 & 0 & 0 & 0.24 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

2) 库所初始 Token 值 $\theta^{(0)} = [(0.95, 0.05) (0, 1) (0.05, 0.9) (0.84, 0.1) (0.75, 0.2) (0, 1) (0.87, 0.1) (0.9, 0.1) (0.18, 0.8) (0, 1) (0.15, 0.8) (0.91, 0.05) (0, 1) (0.12, 0.85) (0, 1) (0, 1) (0, 1)]^T$ 。

3) 变迁阈值向量 $\tau = [(0.5, 0.44) (0.55, 0.42) (0.3, 0.64) (0.35, 0.64) (0.45, 0.49) (0.37, 0.54)]^T$ 。

然后,利用算法 1 进行迭代运算,运算结果如下:

$$\theta^{(1)} = [(0.95, 0.05) (0, 1) (0.05, 0.9) (0.84, 0.1) (0.75, 0.2) (0, 1) (0.87, 0.1) (0.9, 0.1) (0.18, 0.8) (0, 1) (0.15, 0.8) (0.91, 0.05) (0, 1) (0.12, 0.85) (0.6579, 0.28) (0.5292, 0.4243) (0.3658, 0.5833)]^T$$

$$\theta^{(2)} = \theta^{(1)}$$

由于 $\theta^{(2)} = \theta^{(1)}$, 迭代结束, 库所最终 Token 值 $\theta = \theta^{(1)}$, 迭代次数为 2; 从推理结果看, 所有输出库所中隶属度最大, 非隶属度最小的库所均为 $P_{14} = (0.6579, 0.28)$, 即敌战术意图是对我保卫目标进行攻击 I_1 的可能性最大, 不是 I_1 的可能性最小, 与专家预测结果相吻合。较 FPN 推理其结果更加精确, 同时获取不是该意图的可能性值等更多的推理信息。

4 结语

通过实例验证分析, 本文提出的基于直觉模糊 Petri 网的意图识别方法, 充分利用了直觉模糊集合对不确定性问题在描述和推理方面的巨大优势, 较模糊 Petri 网描述更加贴切实际, 推理更加精确合理; 同时其推理过程完全是并行的, 推理计算的迭代步数只和推理进行的最大深度有关, 而与规则的多少无关, 这对于规则繁多且错综复杂的大型系统来说, 基于

(上接第 2453 页)

5 结语

本文定义了语料库或主题中关键词的信息度量, 从而可以得到不同主题的信息度量分布。训练不同主题的语料库得到相应的信息度量分布并形成数据库备用。定义了任意文档对某个主题的隶属度, 在分类问题中, 文档划归于取最大隶属度的类或主题。本文算法已成功应用于《知识驱动的语音助理推送服务平台》系统中。实验数据表明, 本文的方法行之有效。获得了文档的主题, 也就相当于获得了文档的上下文, 这对局部或细节知识的获取或信息抽取具有重要意义。

志谢 感谢复旦大学自然语言处理小组提供的语料库和海量科技公司的分词工具。

参考文献:

- [1] DEERWESTER S, DUMAIS S T, HARSHMAN R, et al. Indexing by latent semantic analysis [J]. Journal of the American Society for Information Science, 1990, 41(6): 391–407.
- [2] SONG D, BRUZA P D, COLE R J. Concept learning and information inferencing on a high-dimensional semantic space [EB/OL]. [2009-02-02]. <http://www.comp.rgu.ac.uk/staff/ds/papers/38-Song-etal-SICIR04workshop.pdf>.
- [3] CHEONG P, SONG D, BRUZA P D, et al. Information flow analysis with Chinese text [C]// IJCNLP'04: Proceedings of the 1st International Joint Conference on Natural Language Processing, LNCS

IFPN 的推理就显得尤为重要。可见, 该模型可以作为对不确定性问题进行建模和求解的重要工具之一, 在目标识别、意图识别以及时间、空间推理等信息融合领域有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 王端龙, 吴晓峰, 冷画屏. 对敌战场意图识别的若干问题[J]. 舰船电子工程, 2004, 24(6): 4–9.
- [2] ATANASSOV K. Intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87–96.
- [3] 雷英杰, 王宝树, 路艳丽. 基于直觉模糊逻辑的近似推理方法 [J]. 控制与决策, 2006, 21(3): 305–310.
- [4] 张洪美, 徐泽水, 陈琦. 直觉模糊集的聚类方法研究[J]. 控制与决策, 2007, 22(8): 882–888.
- [5] VLACHOS I K, SERGIADIS G D. Intuitionistic fuzzy information – Applications to pattern recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(2): 197–206.
- [6] LOONEY C G. Fuzzy Petri nets for turbanned decision making [J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics Part A, 1988, 18(1): 178–183.
- [7] 贾立新, 薛钧义, 茹峰. 采用模糊 Petri 网的形式化推理算法及其应用[J]. 西安交通大学学报, 2003, 37(12): 1263–1266.
- [8] GAO M M, ZHOU M C, TANG Y. Intelligent decision making in disassembly process based on fuzzy reasoning Petri nets [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 2004, 34(5): 2029–2034.
- [9] 史志富, 张安, 刘海燕, 等. 基于模糊 Petri 网的空战战术决策研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(1): 63–66.
- [10] 路艳丽. 直觉模糊粗糙集理论及其在态势评估中的应用研究 [D]. 西安: 空军工程大学, 2007.

- 3248. Berlin: Springer-verlag, 2004: 100–109.
- [4] 李源, 何清, 史忠植. 基于概念语义空间的联想检索[J]. 北京科技大学学报, 2001, 23(6): 577–560.
- [5] 赵军, 金千里, 徐波. 面向文本检索的语义计算[J]. 计算机学报, 2005, 28(12): 2068–2078.
- [6] 陈宁, 陈安, 周龙骥, 等. 基于模糊概念图的文档聚类及其在 Web 中的应用[J]. 软件学报, 2002, 13(8): 1598–1606.
- [7] HOFMANN T. Probabilistic latent semantic indexing [C]// Proceedings of the 22nd ACM-SIGIR International Conference on Research and Development in Information Retrieval. Berkeley, California: [s. n.], 1999: 50–57.
- [8] 何伟. LSI 潜在语义信息检索模型 [J]. 数学的实践与认识, 2003, 33(9): 1–10.
- [9] 周水庚, 关佶红, 胡运发. 隐含语义索引及其在中文文本处理中的应用研究[J]. 小型微型计算机系统, 2001, 22(2): 239–243.
- [10] 何明, 冯博琴, 傅向华. 基于 Rough 集潜在语义索引的 Web 文档分类[J]. 计算机工程, 2004, 30(13): 3–5.
- [11] 陆汝钤. 知识科学及其研究前沿[EB/OL]. [2009-01-20]. <http://www.iipl.fudan.edu.cn/research/Knowledge-Science/Knowledge-Science.htm>.
- [12] LI L F, TAN J R, LIU B. Quantitative information measurement and application for machine component classification codes [J]. Journal of Zhejiang University Science, 2005, 6A(SI): 35–40.