



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103488886 B

(45)授权公告日 2017.01.04

(21)申请号 201310418696.5

(22)申请日 2013.09.13

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 103488886 A

(43)申请公布日 2014.01.01

(73)专利权人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区100084信箱82
分箱清华大学专利办公室(72)发明人 覃征 祝东征 张海生 卢正才
金桥 李凤翔 缪婵娜

(74)专利代理机构 北京聿宏知识产权代理有限公司 11372

代理人 吴大建 刘华联

(51)Int.Cl.

G06N 7/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 101573710 A, 2009.11.04,

张波. 基于模糊动态贝叶斯网络的辐射源威

胁估计.《计算机工程与应用》.2010,第46卷(第12期),242-244.

史建国 等.基于离散模糊动态贝叶斯网络的空战态势评估及仿真.《系统仿真学报》.2006,第18卷(第5期),1093-1100.

李丹 等.基于离散模糊动态贝叶斯网络的空间目标威胁评估.《第13届中国系统仿真技术及其应用学术年会论文集》.2011,第13卷1147-1149.

程开明.统计数据预处理的理论与方法述评.《统计与信息论坛》.2007,第22卷(第6期),98-103.

(续)

审查员 崔芳婷

权利要求书2页 说明书9页 附图4页

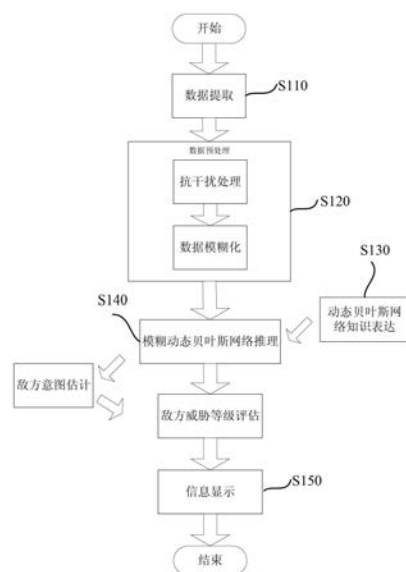
(54)发明名称

基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法,包括:从采集到的数据中提取出所要处理的数据;对所获取的数据进行抗干扰处理,对经抗干扰处理的数据进行模糊化处理;对战场态势威胁评估过程进行知识表达,确定事件和属性的概念和表示,构建关于战场威胁评估的动态贝叶斯网络模型;将模糊变量输入至网络模型以得到模糊动态贝叶斯网络,对模糊动态贝叶斯网络进行推理得到态势预测结果,并基于态势预测结果得到威胁评估等级。本发明在构建动态贝叶斯网络,对随时间变化的数据进行知识表达,加强了数据的实时性与有效性,并且将模糊化处理后的数据作为输入证据输入,提高推理的精度与效率,更好的表述态势威胁评估的

语义模型。



[转续页]

[接上页]

(56)对比文件

Shun-Zheng Yu 等. An Efficient Forward-Backward Algorithm for an Explicit-Duration Hidden Markov Model. 《IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS》. 2003, 第

10卷(第1期), 11-14.

邸若海 等. 模糊离散动态贝叶斯网络的目标威胁等级评估. 《火力与指挥控制》. 2012, 第37卷(第4期), 14-17.

1. 一种基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法,包括:

数据提取步骤,从采集到的数据中提取出所要处理的数据;

数据预处理步骤,对所获取的数据进行抗干扰处理,然后对经抗干扰处理的数据进行模糊化处理以得到模糊变量;

模型构建步骤,对战场态势威胁评估过程进行知识表达,确定事件和属性的概念和表示,构建关于战场威胁评估的动态贝叶斯网络模型,所述动态贝叶斯网络模型包括态势预测和威胁评估两方面的语义表示;

推理步骤,将所述模糊变量作为输入证据输入至所述动态贝叶斯网络模型以得到模糊动态贝叶斯网络,然后对所述模糊动态贝叶斯网络进行推理得到态势预测结果,并基于所述态势预测结果得到威胁评估等级,在所述推理步骤中,进一步包括:

将所述模糊动态贝叶斯网络转化为隐马尔科夫模型;

采用改进的前向后向算法对所述隐马尔科夫模型进行推理得到关于态势预测的态势节点以及关于威胁评估的目标属性节点,其中,

所述改进的前向后向算法表达式包括:

前向推理表达式:

$$P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})$$

$$= \frac{1}{\sum_{C_{t1}, C_{t2}, \dots, C_{tm}} \prod_j P(y_{tj} \in c_{tj})} \times \sum_{C_{t1}, C_{t2}, \dots, C_{tm}} \left[\prod_j P(y_{tj} \in c_{tj}) \times \right.$$

$$\left. \frac{\prod_j P(C_{tj} = c_{tj} | Pa(C_{tj})) \prod_i P(X_{ti} = x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{(t-1)m})}{\sum_{Z_t, X_{t1}, \dots, X_{tm}} \prod_j P(C_{tj} = c_{tj} | Pa(C_{tj})) \prod_i P(X_{ti} = x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{(t-1)m})} \right]$$

$$i \in [1, n], j \in [1, m],$$

其中, Z_t 表示最上层的隐藏变量, X_{ti} 和 Y_{tj} 分别表示其它 n 个隐藏变量和 m 个观察变量, x_{ti} 表示隐藏变量 X_{ti} 在 t 时间下的取值, y_{tj} 表示观测变量 Y_{tj} 在 t 时间下的取值, c_{ti} 表示模糊变量 C_{ti} 在 t 时间下的取值, $Pa(X_{ti})$ 表示隐藏变量 X_{ti} 的父节点集合在 t 时间下的取值, $Pa(C_{tj})$ 表示模糊变量 C_{tj} 的父节点集合在 t 时间下的取值,

前向推理中的 $P(Z_t | y_{111}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})$ 可通过 $t-1$ 时刻的隐藏变量和观察节点序列值计算得到;

后向推理表达式:

$$P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})$$

$$= \frac{1}{\sum_{C_{(t+1)1}, C_{(t+1)2}, \dots, C_{Tm}} \prod_{j=1:m, t'=t+1:T} P(y_{t'j} \in c_{t'j})} \times \sum_{C_{(t+1)1}, C_{(t+1)2}, \dots, C_{Tm}} \left[\prod_{j=1:m, t'=t+1:T} P(y_{t'j} \in c_{t'j}) \times \right.$$

$$\left. \frac{P(C_{(t+1)1} = c_{(t+1)1}, \dots, C_{Tm} = c_{Tm} | Z_t) P(Z_t, X_{t1}, \dots, X_{tm} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})}{P(C_{T1} = c_{T1}, \dots, C_{Tm} = c_{Tm} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(T-1)m}) \times \dots \times P(C_{(t+1)1} = c_{(t+1)1}, \dots, C_{(t+1)m} = c_{(t+1)m} | y_{11}, \dots, y_{tm})} \right]$$

其中,

$$\begin{aligned}
& P(y_{T1}, \dots, y_{Tm}, y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m} | Z_t) \\
&= \sum_{Z_{t+1}, X_{(t+1)1}, \dots, X_{(t+1)n}} P(y_{T1}, \dots, y_{(t+2)1}, \dots, y_{(t+2)m} | Z_{t+1}) P(X_{(t+1)1}, \dots, X_{(t+1)n}, y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m}, Z_{t+1} | Z_t) \\
& \quad i \in [1, n], j \in [1, m],
\end{aligned}$$

其中, Z_t 表示最上层的隐藏变量, x_{ti} 表示隐藏变量 X_{ti} 在 t 时间下的取值, y_{tj} 表示观测变量 Y_{tj} 在 t 时间下的取值, c_{ti} 表示模糊变量 C_{ti} 在 t 时间下的取值, T 表示整个时间片。

2. 根据权利要求1所述态势威胁评估方法, 其特征在于, 在所述数据预处理步骤中, 进一步包括:

对于出现数据缺失或者数据错误时, 采用回归分析对数据进行修正和补齐以实现对所获取的数据的抗干扰处理;

使用隶属度值法来对经抗干扰处理的数据进行模糊化处理得到模糊变量。

3. 根据权利要求1或2所述的态势威胁评估方法, 其特征在于, 还包括:

结果显示步骤, 将推理得到的结果显示出来。

4. 根据权利要求1所述的态势威胁评估方法, 其特征在于, 在所述数据提取步骤中, 使用专家知识来提取所要处理的数据。

5. 根据权利要求1所述的态势威胁评估方法, 其特征在于, 在所述推理步骤中, 所述输入证据为随机变量的隶属函数的状态。

6. 根据权利要求1所述的态势威胁评估方法, 其特征在于,

所述模糊动态贝叶斯网络包含所述动态贝叶斯网络的转移网络, 所述转移网络用于表示相邻时间片中的各个变量的关系。

7. 根据权利要求1所述的态势威胁评估方法, 其特征在于,

所述动态贝叶斯网络模型包括态势、事件和目标属性三个节点。

基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机软件工程领域,尤其涉及一种基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法。

背景技术

[0002] 现代战场错综复杂,瞬息万变,战场信息具有高度的不确定性、不完备性。作战指挥人员需要考虑众多复杂因素,更要及时、准确地做出决策,所以对战场态势威胁情况进行估计和分析显得尤为重要。同时,战争是一种可与外部环境相互作用的开放系统,收集的信息可能包含一些不准确的数据,而且外部环境中细微因素的变化都会对战场的结果造成巨大影响。所以对战场态势威胁评估时,需要收集大量信息进行处理,考虑众多复杂因素,实时地对信息进行统计分析。

[0003] 当前的一些对战场态势威胁情况进行推理的方法中,还存在着一些不足,例如使用专家系统进行推理,速度比较慢,对专家知识依赖程度高;模板匹配方法对战场的实时变化考虑不足;模糊推理方法对数值的表达能力强一点,但没有自我学习功能。

[0004] 因此,亟需一种针对不确定、不完备的数据的更加迅速准确的态势威胁评估方法。

发明内容

[0005] 本发明所要解决的技术问题之一是需要提供一种基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法,该方法提高了对态势威胁评估的实时性和准确性。为了解决上述技术问题,本发明提供了一种基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法,包括:数据提取步骤,从采集到的数据中提取出所要处理的数据;数据预处理步骤,对所获取的数据进行抗干扰处理,然后对经抗干扰处理的数据进行模糊化处理以得到模糊变量;模型构建步骤,对战场态势威胁评估过程进行知识表达,确定事件和属性的概念和表示,构建关于战场威胁评估的动态贝叶斯网络模型,所述动态贝叶斯网络模型包括态势预测和威胁评估两方面的语义表示;推理步骤,将所述模糊变量作为输入证据输入至所述动态贝叶斯网络模型以得到模糊动态贝叶斯网络,然后对所述模糊动态贝叶斯网络进行推理得到态势预测结果,并基于所述态势预测结果得到威胁评估等级。

[0006] 在一个实施例中,在所述数据预处理步骤中,进一步包括:对于出现数据缺失或者数据错误时,采用回归分析对数据进行修正和补齐以实现对所获取的数据的抗干扰处理;使用隶属度值法来对经抗干扰处理的数据进行模糊化处理得到模糊变量。

[0007] 在一个实施例中,在所述推理步骤中,进一步包括:将所述模糊动态贝叶斯网络转化为隐马尔科夫模型;采用改进的前向后向算法对所述隐马尔科夫模型进行推理得到关于态势预测的态势节点以及关于威胁评估的目标属性节点,其中,所述改进的前向后向算法表达式包括:

[0008] 前向推理表达式:

[0009]
$$P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})$$

$$[0010] = \frac{1}{\sum_{C_{t1}, C_{t2}, \dots, C_{tm}} \prod_j P(y_{tj} \in c_{tj})} \times \sum_{C_{t1}, C_{t2}, \dots, C_{tm}} \left[\prod_j P(y_{tj} \in c_{tj}) \times \right.$$

$$[0011] \left. \frac{\prod_j P(C_{tj} = c_{tj} | Pa(C_{tj})) \prod_i P(X_{ti} = x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})}{\sum_{Z_t, X_{t1}, \dots, X_{tm}} \prod_j P(C_{tj} = c_{tj} | Pa(C_{tj})) \prod_i P(X_{ti} = x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})} \right]$$

$$[0012] i \in [1, n], j \in [1, m]$$

[0013] 其中, Z_t 表示最上层的隐变量, X_{ti} 和 Y_{tj} 分别表示其它 n 个隐变量和 m 个观察变量, x_{ti} 表示隐藏变量 X_i 在 t 时间下的取值, y_{tj} 表示观测变量 Y_j 在 t 时间下的取值, c_{ti} 表示模糊变量 C_i 在 t 时间下的取值, $Pa(X_{ti})$ 表示隐藏变量 X_i 的父节点集合在 t 时间下的取值, $Pa(C_{tj})$ 表示模糊变量 C_j 的父节点集合在 t 时间下的取值;

[0014] 前向推理中的 $P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})$ 可通过 $t-1$ 时刻的隐变量和观察节点序列值计算得到;

[0015] 后向推理表达式:

$$[0016] P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{Tm})$$

$$[0017] = \frac{1}{\sum_{C_{(t+1)1}, C_{(t+1)2}, \dots, C_{Tm}} \prod_{j=1:m, t'=t+1:T} P(y_{t'j} \in c_{t'j})}$$

$$[0018] \times \sum_{C_{(t+1)1}, C_{(t+1)2}, \dots, C_{Tm}} \left[\prod_{j=1:m, t'=t+1:T} P(y_{t'j} \in c_{t'j}) \times \right.$$

$$[0019] \left. \frac{P(C_{(t+1)1} = c_{(t+1)1}, \dots, C_{Tm} = c_{Tm} | Z_t) P(Z_t, X_{t1}, \dots, X_{tm} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})}{P(C_{T1} = c_{T1}, \dots, C_{Tm} = c_{Tm} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(T-1)m}) \times \dots \times P(C_{(t+1)1} = c_{(t+1)1}, \dots, C_{(t+1)m} = c_{(t+1)m} | y_{11}, \dots, y_{tm})} \right]$$

[0020] 其中,

$$[0021] P(y_{T1}, \dots, y_{Tm}, y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m} | Z_t)$$

$$[0022] = \sum_{Z_{t+1}, X_{(t+1)1}, \dots, X_{(t+1)n}} P(y_{T1}, \dots, y_{(t+2)1}, \dots, y_{(t+2)m} | Z_{t+1}) P(X_{(t+1)1}, \dots, X_{(t+1)n}, y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m}, Z_{t+1} | Z_t)$$

[0023] 其中, Z_t 表示最上层的隐变量, x_{ti} 表示隐藏变量 X_i 在 t 时间下的取值, y_{tj} 表示观测变量 Y_j 在 t 时间下的取值, c_{ti} 表示模糊变量 C_i 在 t 时间下的取值, T 表示整个时间片。

[0024] 在一个实施例中,还包括:结果显示步骤,将推理得到的结果显示出来。

[0025] 在一个实施例中,在所述数据提取步骤中,使用专家知识来提取所要处理的数据。

[0026] 在一个实施例中,在所述推理步骤中,所述输入证据为随机变量的隶属函数的状态。

[0027] 在一个实施例中,所述模糊动态贝叶斯网络包含所述动态贝叶斯网络的转移网络,所述转移网络用于表示相邻时间片中的各个变量的关系。

[0028] 在一个实施例中,所述动态贝叶斯网络模型包括态势、事件和目标属性三个节点。

[0029] 与现有技术相比,本发明的一个或多个实施例可以具有如下优点:

[0030] 本发明通过从采集到的数据中提取出所要处理的数据,并且通过对所获取的数据进行抗干扰处理,这种处理方式加强了数据的抗干扰能力;构建动态贝叶斯网络,对随时间变化的数据进行知识表达,加强了数据的实时性与有效性;并且将模糊化处理后的数据作

为输入证据输入至动态贝叶斯网络,可以提高推理的精度与效率,更好的表述态势威胁评估的语义模型。

[0031] 本发明的其它特征和优点将在随后的说明书中阐述,并且,部分地从说明书中变得显而易见,或者通过实施本发明而了解。本发明的目的和其他优点可通过在说明书、权利要求书以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。

附图说明

[0032] 附图用来提供对本发明的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本发明的实施例共同用于解释本发明,并不构成对本发明的限制。在附图中:

[0033] 图1是根据本发明一实施例的基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法的流程示意图;

[0034] 图2是显示了根据本发明一实施例的模糊贝叶斯网络中节点的信息传递示意图;

[0035] 图3是根据本发明一实施例的建立的态势预测静态贝叶斯网络示意图;

[0036] 图4是根据本发明一实施例的建立的威胁预测静态贝叶斯网络示意图;

[0037] 图5是根据本发明一实施例的建立的态势威胁评估模糊动态贝叶斯网络示意图;

[0038] 图6是根据本发明一实施例的动态模糊贝叶斯网络展开2个时间片的结构示意图。

具体实施方式

[0039] 以下将结合附图及实施例来详细说明本发明的实施方式,借此对本发明如何应用技术手段来解决技术问题,并达成技术效果的实现过程能充分理解并据以实施。需要说明的是,只要不构成冲突,本发明中的各个实施例以及各实施例中的各个特征可以相互结合,所形成的技术方案均在本发明的保护范围之内。

[0040] 另外,在附图的流程图示出的步骤可以在诸如一组计算机可执行指令的计算机系统中执行,并且,虽然在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤。

[0041] 根据本发明一实施例的基于模糊动态贝叶斯网络的态势威胁评估方法(以下简称态势威胁评估方法)可以有效地处理所收集的信息数据,不仅可以加强数据的抗干扰能力,还能满足数据实时性和正确性的需求。

[0042] 本实施例中的态势威胁评估方法的关键技术的具体形式化描述如下:

[0043] 假设战场态势威胁情况可以使用随机变量集 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 来进行评估,其中 x_i 表示某一个战场态势威胁评估的影响变量, X_i 表示 x_i 的所有状态集合,并以 u_i 表示 x_i 的模糊变量, u_i 包含 x_i 的所有状态,则 x_i 的模糊集可表示为:

$$[0044] \quad U_i = \{\widetilde{X}_{i1}, \widetilde{X}_{i2}, \dots, \widetilde{X}_{im}\}$$

[0045] 其中, m 表示将态势威胁评估精确影响变量 x_i 转换为模糊变量 u_i 的可能状态数, \widetilde{X}_{ij} 表示模糊变量 u_i 的第 j 个模糊状态,表示为:

$$[0046] \quad \widetilde{X}_{ij} = \{x, u_{ij}(x) | x \in X_i\} (0 < u_{ij}(x) < 1)$$

[0047] 其中, $u_{ij}(x)$ 表示模糊变量 u_i 在第 j 个状态的隶属度。

[0048] 假设 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$,则战场态势威胁评估中各个影响变量的依赖关系可用 D 来

表示:

[0049] $D = \{(u_i, u_j) | i \neq j; i, j = 1, 2, \dots, n\} \in U \times U$

[0050] 战场态势威胁评估中各个影响变量的先验概率可表示为:

[0051] $P = \{P(u_i | \gamma_{u_i}^+) | i = 1, 2, \dots, n\}$

[0052] 其中, $\gamma_{u_i}^+$ 表示 u_i 的父节点集合。 P 中也包含了动态贝叶斯网络的转移网络, 表示相邻时间片中各个变量的关系。

[0053] 战场态势威胁评估模型可以用一个三元组的模糊贝叶斯网络来表示。

[0054] $FBN = (U, D, P)$

[0055] 将贝叶斯网络转化为模糊动态贝叶斯网络后, 输入的证据不再是 0-1 变量, 而是一个具有概率值的多状态模糊证据, 用 $E(u_i)$ 来表示模糊变量 u_i 的模糊证据, 则:

[0056] $E(u_i) = (u_{i1}(x), u_{i2}(x), \dots, u_{im}(x))$

[0057] 通过模糊动态贝叶斯网络推理可以得到 u_i 的信任度 $Bel(u_i)$ 为:

[0058] $Bel(u_i) = P(u_i | E) = (Bel(\widetilde{X_{i1}}), Bel(\widetilde{X_{i2}}), \dots, Bel(\widetilde{X_{im}}))$

[0059] 总之, 利用模糊动态贝叶斯网络进行战场态势威胁评估过程可形式化描述为: 将影响态势威胁估计的一组随机变量 $\{U_1, U_2, \dots, U_n\}$ 进行介于 $(0, 1)$ 之间的模糊划分, 用 u_i 来表示各个随机变量的隶属函数, 将 u_i 各个状态作为证据输入到模糊动态贝叶斯网络中, 进行贝叶斯网络的推理, 获取所推理变量节点的结果。

[0060] 为了更好的描述态势威胁评估方法, 下面结合附图在一个实施例中对态势威胁评估方法作进一步的详细说明。本实施例采用单目标飞机为例建立模型。通过该实施例中的方法进行态势威胁评估, 使我方在作战中具有更强的获取信息和处理信息的能力, 帮助我方及时做出正确的决策。

[0061] 现在参考图1, 该评估方法主要包括以下步骤。

[0062] 步骤S110, 从采集到的数据中提取出所要处理的数据。

[0063] 在本实施例中, 在对战场态势威胁情况进行评估之前, 优选地, 结合专家知识确定需要处理的数据并从底层模块中获取。战场态势威胁评估的模糊贝叶斯网络节点可以分为目标类型属性类节点、目标运动状态类节点、目标辐射状态类节点、单元目标意图节点、环境属性节点、单位目标威胁等级节点、机动能力节点和攻击能力节点等。其中, 单元目标意图节点和单位目标威胁等级节点是推理算法的结果, 其它节点均为需要提取的数据。

[0064] 步骤S120, 对从底层模块中提取的数据进行抗干扰处理, 包括对数据进行修正和补齐, 然后对经抗干扰处理的数据进行模糊化处理得到模糊变量。

[0065] 当系统受到干扰时, 所提取的数据可能会缺失, 为了处理这种情况, 本实施例优选地使用回归模型对数据进行补齐。由于敌方目标在比较短的时间内 (如10秒内) 运动轨迹是有规律的, 所以可以使用回归分析来得到特征和结果的函数关系, 然后使用得到的模型对缺失的数据进行补齐。但当缺失的数据比较多, 比如10s内缺失了6s多的数据时, 使用回归分析得到的模型不够准确, 便不能很好地预测缺失的数据。这种情况通常发生在敌方特意干扰我方以采取不利于我方行动的情况下, 所以此时需要特别标示出这种情况, 可以调节态势威胁评估的相关参数, 以增加敌方对我方威胁度高的概率。

[0066] 在进行回归分析时,使用 x_1, x_2, \dots, x_n 描述特征分量,该特征分量在系统中可以表示为时间、时间的平方等。假设估计函数为: $h(x) = h_0(x) = \theta_0 + \theta_0 x_1 + \theta_1 x_2 + \dots + \theta_n x_n$,并且假设收集到了 m 组数据。我们的目标是使损失函数:

$$[0067] \quad J(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (h_0(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

[0068] 最小,其中 $x^{(i)}$ 表示第 i 个样本的输入数据, $y^{(i)}$ 表示第 i 个样本的输出数据。可以使用最小二乘法来优化这个问题。将训练特征表示为 X 矩阵,输出结果表示为 \bar{y} 向量,那么直接使用可以使用公式:

$$[0069] \quad \theta = (X^T X)^{-1} X^T \bar{y}$$

[0070] 求得系数 θ 的值。然后使用建立好的回归模型将缺失的数据补齐。

[0071] 在实际应用中很难描述一个比较模糊的概念,比如敌我双方相隔的距离和速度等,在本实施例中使用隶属度值法来模糊化。在模型中,敌我双方的距离和速度等变量是进行态势威胁评估的重要参考因素。敌我双方距离可以使用以下的隶属度函数进行模糊处理:

$$[0072] \quad s(\text{远}) = \begin{cases} 1; d \geq 195 \\ \frac{d-140}{55}; 140 < d < 195 \\ 0; d \leq 140 \end{cases}$$

$$s(\text{中}) = \begin{cases} 0; d > 195 \text{ 或 } d < 80 \\ \frac{195-d}{55}; 140 \leq d < 195 \\ \frac{d-80}{60}; 80 \leq d < 140 \end{cases}$$

$$s(\text{近}) = \begin{cases} 0; d > 140 \\ \frac{140-d}{60}; 80 < d \leq 140 \\ 1; d \leq 80 \end{cases}$$

[0073] 其中, s 表示敌我相隔距离处于远、中、近状态的隶属度, d 表示敌我双方相隔的实际距离。

[0074] 对于敌方的速度,采取三角函数对其进行模糊处理:

$$\begin{aligned}
 \text{speed(快)} &= \left\{ \begin{array}{l} 1; v \geq 2500 \\ \frac{v-1600}{900}; 1600 < v < 2500 \\ 0; v \leq 1600 \end{array} \right\} \\
 \text{speed(中)} &= \left\{ \begin{array}{l} 0; v \geq 2500 \text{ 或 } v \leq 500 \\ \frac{2500-v}{900}; 1600 < v < 2500 \\ \frac{v-500}{1100}; 500 < v \leq 1600 \end{array} \right\} \\
 \text{speed(慢)} &= \left\{ \begin{array}{l} 0; v \geq 1600 \\ \frac{1600-v}{1100}; 500 < v < 1600 \\ 1; v \leq 500 \end{array} \right\}
 \end{aligned}$$

[0076] 其中, speed表示速度处于快、中、慢状态的隶属度, v表示实际速度。

[0077] 步骤S130中, 对战场态势威胁评估过程进行知识表达, 确定事件和属性的概念和表示, 构建关于战场威胁评估的动态贝叶斯网络模型, 所述动态贝叶斯网络模型包括态势预测和威胁评估两方面的语义表示。

[0078] 可以理解, 态势威胁评估是一个自下而上的诊断推理过程, 低级信息融合获得的目标属性可表示为症状, 提取的各个事件可表示为结果, 而需要评估的战场态势威胁情况则是产生目标属性和事件的原因。

[0079] 贝叶斯网络中主要包括态势、事件和目标属性三个节点。根据数据提取阶段提取的数据, 态势节点主要包括敌方对我方的威胁情况和敌方的意图等节点。在本实施例中, 将敌方意图表示为IT, 则:

[0080] $IT = \{IT1, IT2, IT3, IT4\} = \{\text{攻击, 撤退, 正常飞行, 侦查}\}$ 。

[0081] 在敌方有攻击意图的时候, 根据专家知识库和当前战场态势, 估计敌方对我方可能造成的威胁等级。将威胁等级表示为TD, 则:

[0082] $TD = \{TD1, TD2, TD3\} = \{\text{高, 中, 低}\}$ 。

[0083] 事件节点则包括目标辐射状态类节点等。目标辐射状态节点包括雷达辐射开关事件节点、干扰机辐射开关事件节点、武器开关事件节点等。以武器开关事件节点为例, 将其表示为W0, 则:

[0084] $W0 = \{W01, W02\} = \{\text{True, False}\}$ 。

[0085] 目标属性节点则包括目标类型属性类节点、环境属性节点、目标运动状态类节点等。目标类型属性类节点包括目标类型, 武器类型节点, 武器数量节点等。环境节点主要对天气状况进行描述。目标运动状态类节点包括目标速度节点、目标速度变化节点、敌我双方距离节点、敌我双方距离变化节点等。以目标状态类节点中的目标速度变化为例, 目标的速度会产生变化, 将其表示为SPC, 则:

[0086] $SPC = \{SPC1, SPC2, SPC3\} = \{\text{加速, 匀速, 减速}\}$ 。

[0087] 确定好各个节点之后, 将各种节点之间的关系表述为以下3种:

[0088] 1)态势与事件之间的关系。事件一般存在发生与不发生两种状态,分别以True和False来表示。假设态势有n种状态,则两者之间的关联关系可以使用一个 $2 \times n$ 的矩阵表示。

[0089] 2)态势与目标属性之间的关系。假设目标属性存在m种状态,态势存在n种状态,两者之间的关联关系可以用 $m \times n$ 的矩阵表示。

[0090] 3)事件与目标属性之间的关联关系可以使用 $m \times 2$ 的条件概率矩阵表示。

[0091] 目标属性和事件属性可以通过观测得到,作为新证据添加到贝叶斯网络中,并沿着模糊贝叶斯网络结构向上逐层对各个节点的先验概率进行更新;更新后的态势则反向对目标属性和事件属性进行预测,如图2所示。

[0092] 使用专家知识建立贝叶斯网络。在实际应用中,需要知道敌方的意图和敌方对我方的威胁情况。敌方的意图包括进攻、撤退、正常飞行和侦查。当敌方有攻击意图时,我方需要有规划对敌方的行为指定防御战术,而对敌方意图进行评估时,则需要针对敌方特定意图状态下敌方目标属性以及行为上的特点进行自下而上的诊断推理。建立贝叶斯网络的结构如图3所示。当敌方处于攻击意图下,其往往处于加速状态下,敌我相隔距离也变小,会进行爬升等操作;当敌方处于防御状态下,敌方目标的速度和高度等会处于一个相对平稳的状态;当敌方处于撤退状态时,敌我双方的距离变大,敌方也会有拐弯等行为的发生;当敌方处于侦查意图时,一般敌方的速度较慢,处于盘旋状态,雷达等辐射处于开启状态。

[0093] 对于敌方对我方的威胁等级评估,需要使用敌方的意图节点。敌方威胁等级评估是在态势估计的基础上进行的,主要受到敌方意图、敌方攻击能力和敌方机动能力的影响。建立的贝叶斯网络如图4所示。当敌方的意图处于攻击状态下,并且具有较强的机动能力和攻击力强时,敌方对我方的威胁程度就很高。机动能力又与目标的速度、速度变化和距离等因素有关。敌方的攻击能力和敌方的目标类型、携带武器数量和武器类型有关系。敌方的意图作为图4中贝叶斯网络中的一个变量进行处理。

[0094] 考虑到信息随着时间连续变化的影响,因此需要将图3和图4中的两个贝叶斯网络转换为动态模糊贝叶斯网络。

[0095] 图5中所示,图中标示为1的两个箭头,分别表示敌方意图和敌方对我方的威胁情况随着时间变化。其中,敌方意图以隐藏节点来表示。对于每个时间片,通过设置证据,将观测数据输入,然后使用改进的前向后向算法对隐马尔科夫模型进行推理,即可得到敌方意图和敌方对我方的威胁情况估计。

[0096] 图6表示了动态模糊贝叶斯网络展开2个时间片的结构。由于是动态模糊贝叶斯网络,推理得到的结果既考虑了观测信息,又考虑到了结果随着时间变化的情况,从而符合实际情况。

[0097] 步骤S140,将所述模糊变量作为输入证据输入至所述动态贝叶斯网络模型以得到模糊动态贝叶斯网络,然后对所述模糊动态贝叶斯网络进行推理得到态势预测结果,并基于所述态势预测结果得到威胁评估等级。

[0098] 在进行动态贝叶斯网络的推理时,一般假设节点概率的时间变化是一个一阶马尔科夫过程,即假设 $t+1$ 时刻的状态仅与 t 时刻相关。动态贝叶斯网络(DBN)可以表示成一个二元组 (B_0, B_{\rightarrow}) ,其中 B_0 表示静态的贝叶斯网络, B_{\rightarrow} 表示表示相邻时间片中影响变量的关系转移网络。模糊动态贝叶斯网络可以表示为三元组 $(F, B_0, B_{\rightarrow})$,其中 F 表示输入证据的模糊隶属函数集。

[0099] 使用前向后向推理算法可以将模糊动态贝叶斯网络转化为隐马尔科夫模型。因为在模糊动态贝叶斯网络中,精确变量被转化成了模糊变量,且其存在多个状态值,所以需要前向后向算法进行一定的改进。

[0100] 前向算法是自下而上采取递归方式计算每一个节点的概率,计算公式为:

$$[0101] \quad P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})$$

$$[0102] \quad = \frac{\prod_j P(y_{tj} | Pa(Y_{tj})) \prod_i P(x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{tm})}{\sum_{Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tm}} \prod_j P(y_{tj} | Pa(Y_{tj})) \prod_i P(x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{tm})},$$

$$[0103] \quad i \in [1, n], j \in [1, m],$$

[0104] 其中, Z_t 表示最上层的隐变量, X_{ti} 和 Y_{tj} 分别表示其它 n 个隐变量和 m 个观察变量, x_{ti} 表示隐藏变量 X_i 在 t 时间下的取值, y_{tj} 表示观测变量 Y_j 在 j 时间下的取值, $Pa(x_{ti})$ 和 $Pa(Y_{tj})$ 分别表示隐藏变量 X_i 和观测变量 Y_j 的父节点集合在 t 时间下的取值。需要注意的是,在本领域中,当 Y 表示一个变量时,通常 y 是这个变量的取值,因此本实施例中, y_{tj} 表示观测变量 Y_j 在 t 时间下的取值。

[0105] 将观察节点模糊化处理之后,前向推理公式可以转化为:

$$[0106] \quad P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})$$

$$[0107] \quad = \frac{1}{\sum_{C_{t1}, C_{t2}, \dots, C_{tm}} \prod_j P(y_{tj} \in c_{tj})} \times \sum_{C_{t1}, C_{t2}, \dots, C_{tm}} \left[\prod_j P(y_{tj} \in c_{tj}) \times \right.$$

$$[0108] \quad \left. \frac{\prod_j P(C_{tj} = c_{tj} | Pa(C_{tj})) \prod_i P(X_{ti} = x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})}{\sum_{Z_t, X_{t1}, \dots, X_{tm}} \prod_j P(C_{tj} = c_{tj} | Pa(C_{tj})) \prod_i P(X_{ti} = x_{ti} | Pa(X_{ti})) P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})} \right]$$

$$[0109] \quad i \in [1, n], j \in [1, m],$$

[0110] 其中, c_{ti} 表示模糊变量 C_i 在 t 时间下的取值, $Pa(C_{tj})$ 表示模糊变量 C_j 的父节点集合在 t 时间下的取值。

[0111] 前向推理中的 $P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})$ 可通过 $t-1$ 时刻的隐变量和观察节点序列值计算得到:

$$[0112] \quad P(Z_t | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m}) = \sum_{Z_{t-1}} P(Z_t, Z_{t-1} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})$$

$$[0113] \quad = \sum_{Z_{t-1}} P(Z_t | Z_{t-1}) P(Z_{t-1} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m})$$

$$[0114] \quad = \sum_{Z_{t-1}} (P(Z_t | Z_{t-1}) \sum_{X_{(t-1)1}, \dots, X_{(t-1)n}} P(Z_{t-1}, X_{(t-1)1}, \dots, X_{(t-1)n} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(t-1)m}))。$$

[0115] 后向推理算法是通过递归方式计算每个后验概率,从而对整个网络进行更新。后向推理过程中,通过离散观测值计算隐变量的计算公式为:

$$[0116] \quad P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})$$

$$[0117] \quad = \frac{P(y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm}, \dots, y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m} | Z_t) P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})}{P(y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(T-1)m}) \times \dots \times P(y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m} | y_{t1}, \dots, y_{tm})}$$

[0118] $i \in [1, n], j \in [1, m]$ 。

[0119] 同理,根据观察变量 Y_j 隶属于模糊变量 C_j 的隶属度,可将后验推理公式转化为:

[0120] $P(Z_t, X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{Tm})$

[0121]
$$= \frac{1}{\sum_{C_{(t+1)1}, C_{(t+1)2}, \dots, C_{Tm}} \prod_{j=1:m, t'=t+1:T} P(y_{t'j} \in c_{ij})}$$

[0122]
$$\times \sum_{C_{(t+1)1}, C_{(t+1)2}, \dots, C_{Tm}} \left[\prod_{j=1:m, t'=t+1:T} P(y_{t'j} \in c_{t'j}) \times \right.$$

[0123]
$$\left. \frac{P(C_{(t+1)1} = c_{(t+1)1}, \dots, C_{Tm} = c_{Tm} | Z_t) P(Z_t, X_{t1}, \dots, X_{tm} | y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tm})}{P(C_{T1} = c_{T1}, \dots, C_{Tm} = c_{Tm} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{(T-1)m}) \times \dots \times P(C_{(t+1)1} = c_{(t+1)1}, \dots, C_{(t+1)m} = c_{(t+1)m} | y_{11}, \dots, y_{tm})} \right]$$

[0124] 其中,

[0125] $P(y_{T1}, \dots, y_{Tm}, y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m} | Z_t)$

[0126]
$$= \sum_{Z_{t+1}, X_{(t+1)1}, \dots, X_{(t+1)n}} P(y_{T1}, \dots, y_{(t+2)1}, \dots, y_{(t+2)m} | Z_{t+1}) P(X_{(t+1)1}, \dots, X_{(t+1)n}, y_{(t+1)1}, \dots, y_{(t+1)m}, Z_{t+1} | Z_t)$$

[0127] $i \in [1, n], j \in [1, m]$,

[0128] Z_t 表示最上层的隐变量, x_{ti} 表示隐藏变量 X_i 在 t 时间下的取值, y_{tj} 表示观测变量 Y_j 在 t 时间下的取值, c_{ti} 表示模糊变量 C_i 在 t 时间下的取值, T 表示整个时间片;从而得到推理结果。

[0129] 步骤S150,将推理得到的结果在显示仪器上进行图形化显示。在本实施例中,优选地使用条状图对结果进行显示,以方便决策人员做出决策。

[0130] 在上述实施例的方法中,结合专家知识从底层模块中提取所需处理的数据,并且通过将被模糊化处理后的数据引入贝叶斯模型,将贝叶斯模型转换为模糊动态贝叶斯模型,可以使得所提取的数据更符合实际要求,具有更好的实时性;采用改进的前向后向算法将模糊动态贝叶斯网络模型转换为隐马尔科夫模型,克服了单纯的模糊推理没有自我学习功能的缺点,相比于静态推理算法,该算法提高了态势威胁评估推理的实时性与准确性,可以在战场态势威胁中对敌方意图与敌方威胁等级给出迅速准确的评估。

[0131] 本领域的技术人员应该明白,上述的本发明的各模块或各步骤可以用通用的计算装置来实现,它们可以集中在单个的计算装置上,或者分布在多个计算装置所组成的网络上,可选地,它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现,从而,可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行,或者将它们分别制作成各个集成电路模块,或者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。这样,本发明不限制于任何特定的硬件和软件结合。

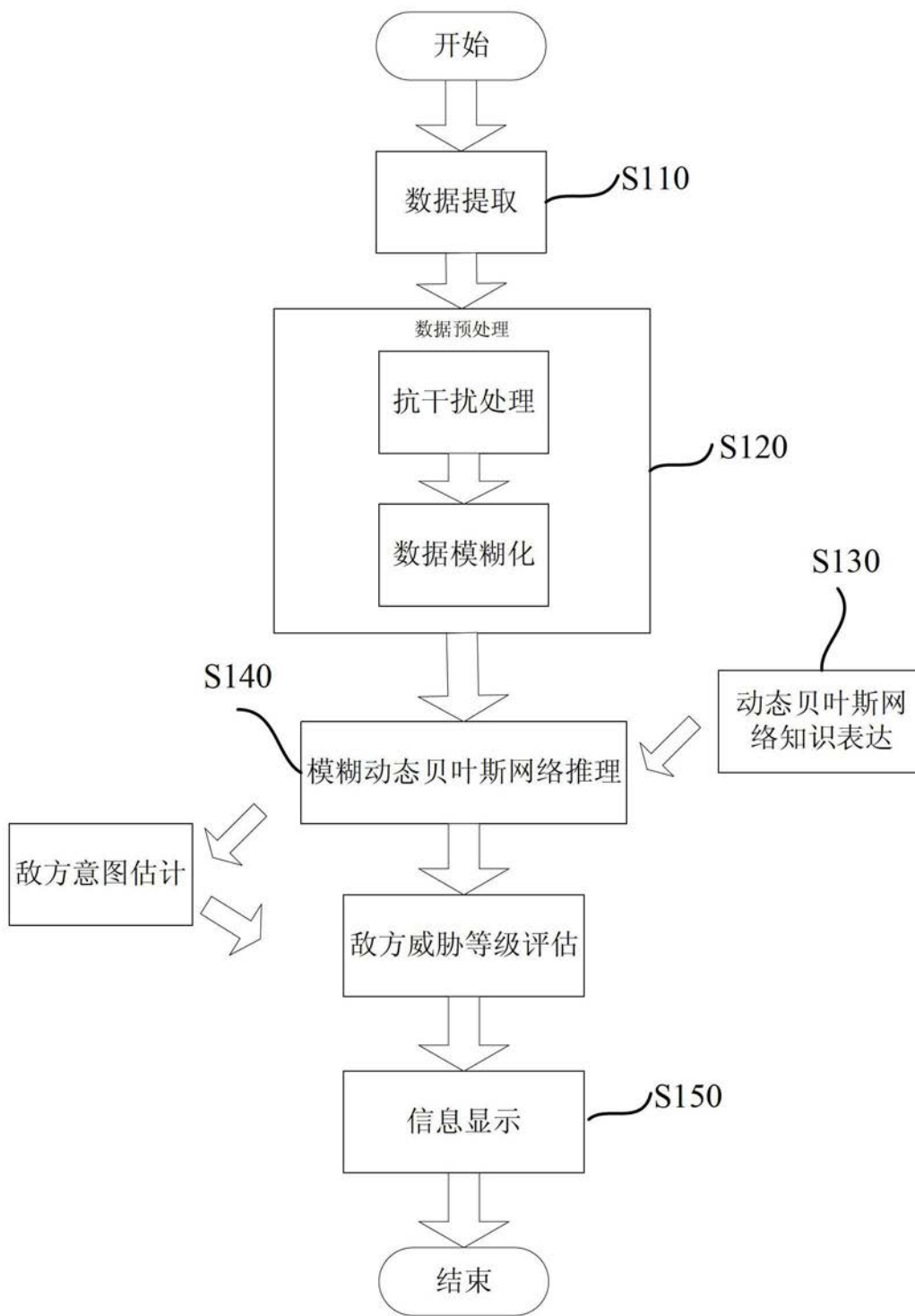


图1

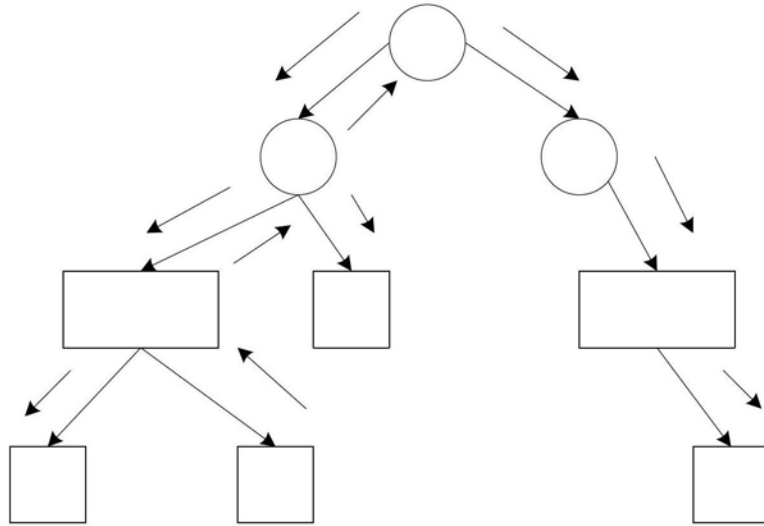


图2

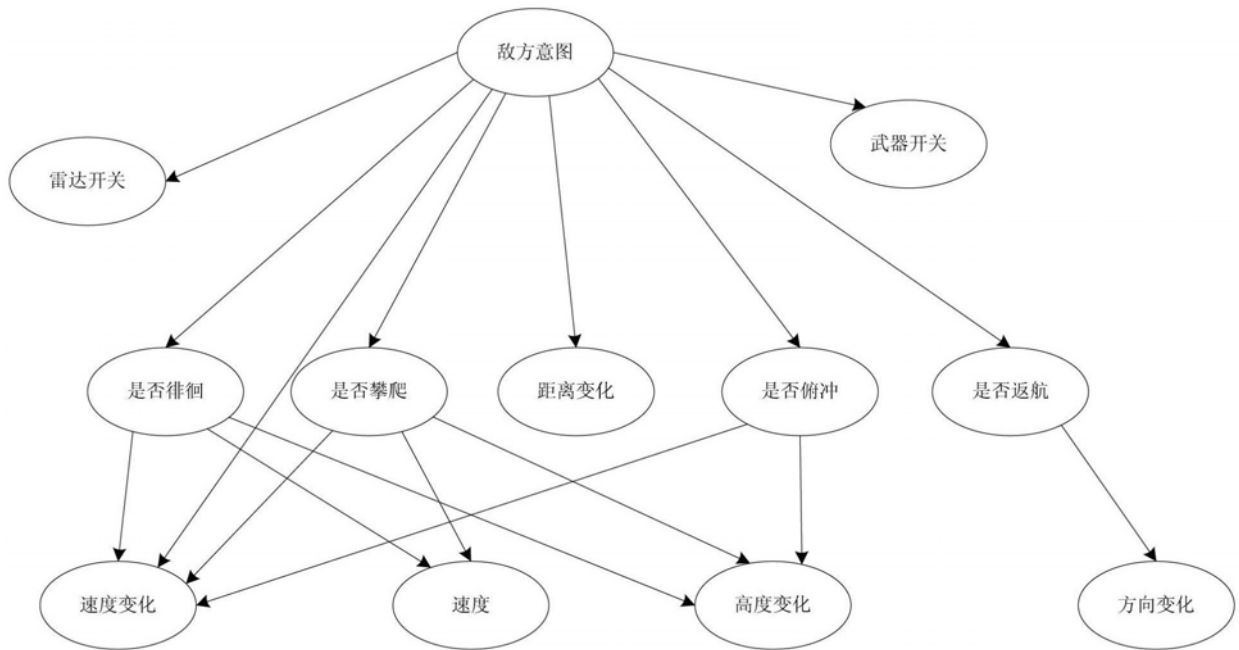


图3

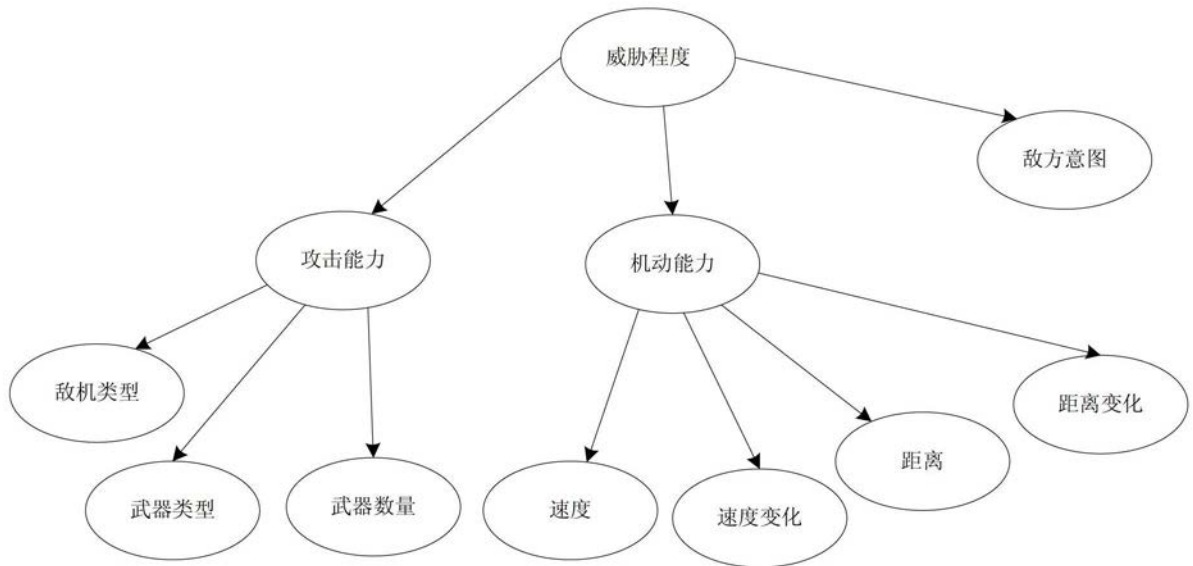


图4

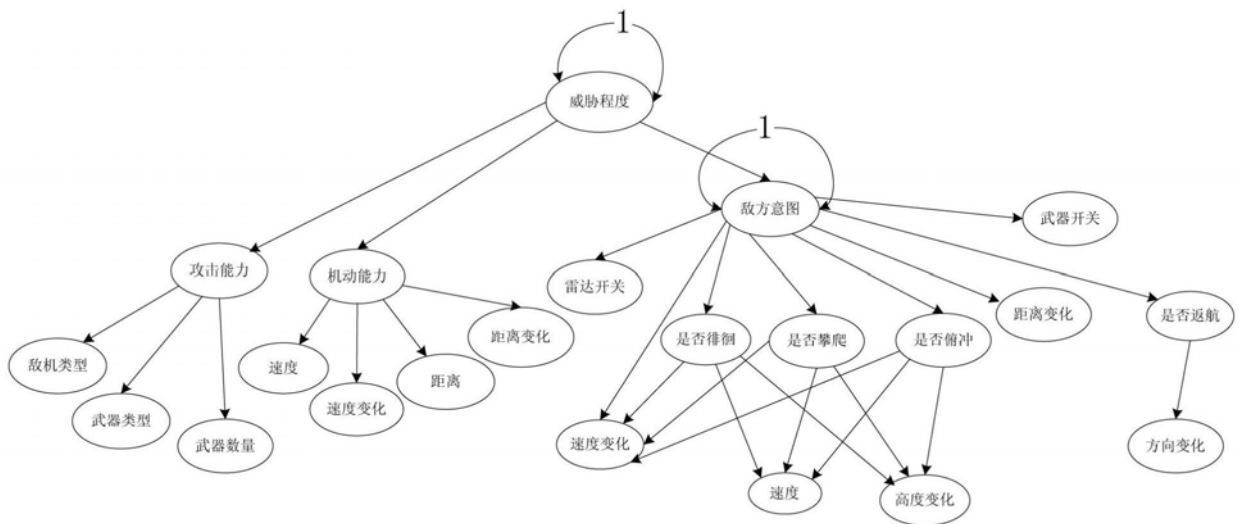


图5

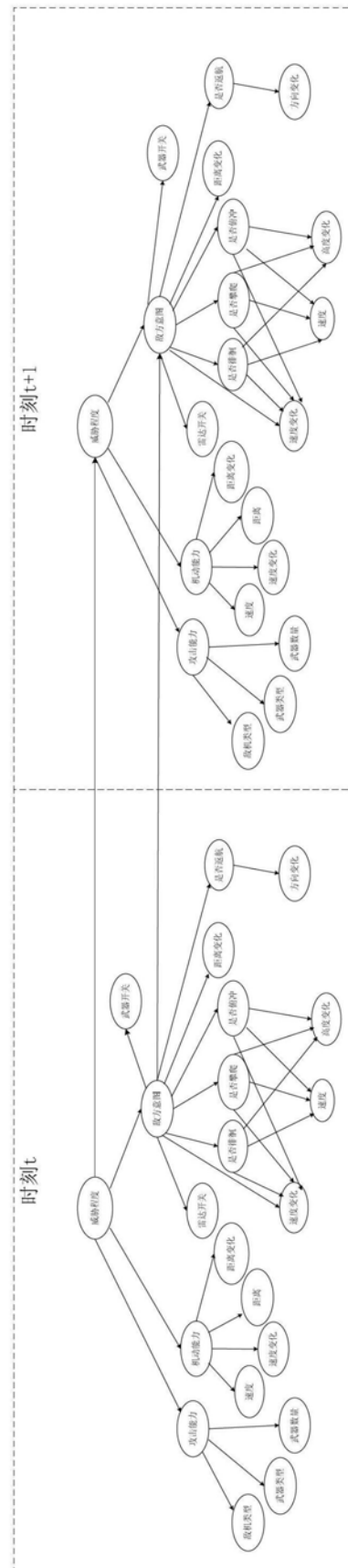


图6