

# 基于概率图的作战任务智能规划方法

王泊涵<sup>1,2</sup>, 吴超<sup>2</sup>, 柯文俊<sup>2,3,4</sup>, 郑恺之<sup>3,4</sup>, 付修锋<sup>2</sup>, 江山<sup>2</sup>

(1. 国防科技大学系统工程学院, 湖南长沙 410073; 2. 北京计算机技术及应用研究所, 北京 100854;  
3. 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190; 4. 中国科学院大学计算机学院, 北京 100049)

**摘要:** 针对人工调配作战资源及规划方案效率低下的问题, 本文提出一种基于概率图的作战任务智能规划方法, 通过统计分析判定任务间因果关系, 采用 GNN 抽取任务中的关键事件构建概率图并计算任务规划方案成功的概率, 进而基于时间序列方法预测战场态势变化, 实现辅助指挥员智能决策。最后, 本文在某联合登岛案例中开展了方法验证, 结果表明, 所提出的方法可成功实现任务规划并具有可解释性, 可实现对战场态势变化的预测和快速响应, 在战场上为军队提供强有力的支持。

**关键词:** 战场态势; 可解释性; 概率图; GNN; 时间序列预测

中图分类号: TP 181

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2020.12.16

## Intelligent planning method of combat mission based on probability graph

WANG Bohan<sup>1,2</sup>, WU Chao<sup>2</sup>, KE Wenjun<sup>2,3,4</sup>, ZHENG Kaizhi<sup>3,4</sup>, FU Xiufeng<sup>2</sup>, JIANG Shan<sup>2</sup>

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Beijing Institute of Computer Technology and Application, Beijing 100854, China;

3. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

4. College of Computer Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** In view of the low efficiency of manual allocation of combat resources and planning scheme, an intelligent planning method of combat tasks is proposed based on probability graph. The causality between tasks is determined by statistical analysis, and the key events in the task are extracted by using graph neural network (GNN) to construct probability diagram and calculate the success probability of mission planning scheme. Then, the change of battlefield situation can be predicted and the commander can be assisted to achieve intelligent decision based on the time series method. Finally, the method verification is carried out in a joint landing case. The results show that the proposed method can realize the mission planning successfully with interpretability, the prediction and rapid response of the battlefield situation changes, and provide strong support for the army in the battlefield.

**Keywords:** battlefield situation; interpretability; probability graph; graph neural network (GNN); time series prediction

## 0 引言

指挥作战相对自动驾驶、无人机航拍等应用领域<sup>[1]</sup>, 具有任务执行地域广、任务类型复杂、态势变化迅速、对抗性强<sup>[2]</sup>等特点。另外, 作战任务规划的环境中包含了指挥员

个人经验和性格特点、红蓝双方的历史作战案例、军事百科、武器型号以及战场实时态势等。例如在 2004 年代号为“幽灵的怒行动”任务中, 驻伊拉克的美国军队机步班在执行任务过程中, 计划用来掩护的目标建筑由于之前的交火而失去价值, 此时需要指挥员重新选定掩护建筑, 但新的选

收稿日期:2020-01-12; 修回日期:2020-04-07; 网络优先出版日期:2020-07-18。

网络优先出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20200718.1521.014.html

基金项目:装备发展部预先研究项目(31510010501)资助课题

引用格式:王泊涵, 吴超, 柯文俊, 等. 基于概率图的作战任务智能规划方法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(12):2795-2801.

**Reference format:** WANG B H, WU C, KE W J, et al. Intelligent planning method of combat mission based on probability graph[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(12):2795-2801.

定建筑位置、隐蔽程度、指挥员做决策的速度等会对战场时长以及后续的一系列计划有严重影响,如果只是简单获取当前战场中建筑物、机步班等客观事件,忽略指挥员性格特点、联合作战<sup>[3]</sup>其他军兵种的任务执行情况及后续安排,按照预定规则进行任务规划推理与战场态势分析,缺乏对联合作战的全局把握,难以为指挥员提供准确的战场态势判断。因此,智能作战任务规划相对其他任务规划更为困难、影响更为深远。

本文引入任务规划域定义语言(planning domain definition language, PDDL),形式化描述用户画像<sup>[4]</sup>战场态势及各作战子任务,并设计 PDDL 与概率图模型<sup>[5]</sup>的转换规则,描述战场态势之间的因果关系,实现作战任务规划。为了解决任务规划方案的解释性问题,本文引入 GNN(graph neural network, GNN)<sup>[6]</sup>及时间序列预测的方法,量化分析战场态势,给出任务规划方案结果的原因,对指挥员应用任务规划结果辅助战场决策具有重大的意义。

## 1 智能作战任务规划国内外现状

智能作战任务规划是各国研究的重点方向,2007 年,美国国防部高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)启动了“深绿计划”,以期实现计算机辅助指挥员快速决策赢得制胜先机<sup>[7]</sup>。DARPA 在 2009 年—2014 年期间布局了一系列面向实际作战任务背景的项目。美国辛辛那提大学在 2016 年 6 月开发了智能空战程序——阿尔法,凭借快速地判断对手作战动机,超强的攻防转换能力和自我完善能力及超快的任务计划协调能力,在模拟空战中击败了美军空军王牌训练教官李上校。2015 年底,俄罗斯军队使用机器人集群进入叙利亚参加地面反恐作战,快速列装的成群机器人联合作战成为现实。

在国内,军方单位联合科研院所多次围绕智能战争主题展开探讨,包括 2016 年国防大学主办的“第七届全军战争复杂性信息化战争模拟高层学术研讨会”,2017 年国防科技大学主办的“武器装备人工智能应用研讨会”以及 2016 年—2018 年三届中国指挥控制大会等。许多专家都对人工智能技术在指挥控制方面的应用提出了很多设想,但也有不少专家指出了发展存在的问题。

综上分析发现,经过多年的发展,美国军队已经建立了战略、战役和战术等多个层级的任务规划系统,其陆军作战任务规划系统,有基于地形的任务规划站以及自动化纵深作战协调系统。对于兵种专用型的任务规划系统,有野战炮兵所使用的“阿法兹”高级野战炮兵战术数据系统、野战防空部队使用的防空反导与控制系统以及陆军航空兵使用的航空任务规划系统。由于地面战场环境比空域和海域更加复杂,陆军的作战行动计划往往需要更加全面、充分的考虑,导致了我国在战术作战任务规划系统尚处在预研阶段。为了尽快缩小和国际水平的差距,智能辅助决策系统的研

究势在必行。

通过概率图模型中边的概率,可以计算由因节点导致果节点发生的概率,而概率图中的因果节点是通过已知的动作聚类分析获取的随机事件,对事件的发生概率具有可解释性<sup>[8]</sup>。为了提升任务规划模型的<sup>[9]</sup>可解释性,可以使用概率图推理来达到这一目的。

## 2 基于概率图的智能任务规划方法

基于概率图<sup>[10]</sup>的智能任务规划方案分为判定模型和预测模型<sup>[11]</sup>两部分,如图 1 所示。判定模型通过构建概率图,计算每一条战场任务规划方案执行后任务成功的概率,进而将相对最优作战执行方案推荐给指挥员;预测模型用于辅助修正判定模型,将概率图中的每一个因子,基于时间序列预测其发展趋势,计算发生概率,辅助概率图的判定。

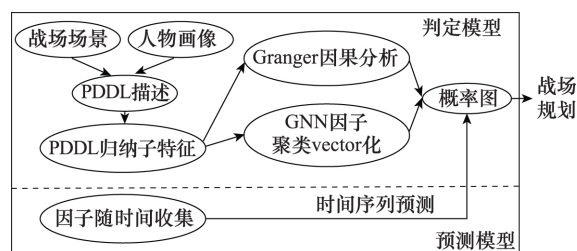


图 1 基于概率图的智能任务规划方案

Fig. 1 Intelligent task planning scheme based on probability graph

为实现判定模型的建立,首先基于 PDDL 充分描述兵力部署、武器装备、人员特点、天气环境等当前战场资源及军事想定、任务分解、关键动作、任务影响等当前红蓝双方态势。由于任务执行过程中的动作为特定环境、特定场景下的执行节点,无法作为概率图中的因子节点,因此本文将 PDDL 描述的每一个任务下的每一个关键动作与历史案例中动作来表示学习<sup>[12]</sup>,基于 GNN 计算动作之间相似度,实现基于 GNN 的动作聚类,进而实现基于已知动作总结概率图节点。另一方面,聚类结果为多个随机变量,无法确定其因果关系,因此本文基于 Granger 模型<sup>[13]</sup>进行因果分析,构建初始概率图。

初始概率图的节点为随机变量,但无法获取其发生的概率。因此在预测模型阶段,本文将每一个因子节点基于历史案例进行序列预测,进而分析在当前战场态势下的因子节点未来的发展变化及发生的概率,辅助修正概率图判定模型,最终实现任务规划。

### 2.1 基于 PDDL 的战场态势形式化描述

不同作战人员由于其性格特点、作战经验等原因,对战场态势的判断及指挥风格有所不同,传统的任务规划建模方法对作战人员画像<sup>[14]</sup>、战场实时态势存在表达能力的限制,本文对人物画像及当前战场态势使用 PDDL 任务

规划语言进行描述,通过 PDDL 表达战场动作的持续状态、战场资源的约束以及人物画像描述,同时其核心要素对作战任务的描述,更方便将其转换为概率图模型中的随机变量<sup>[15]</sup>。

PDDL 包含基本元素如表 1 所示。

表 1 PDDL 基本元素表  
Table 1 PDDL basic elements table

序号	元素	含义
1	对象	感兴趣的目标事物
2	谓词	感兴趣的对象特征,可以是正向的也可以是负向的
3	初始态	整个系统初始的状态
4	目标细节	想要达到的目的
5	动作	改变整个系统状态的方式

使用 PDDL 来进行事件抽取,并对这些动作进行处理,归纳出可以描述同类动作的统一特征,将作战规划任务拆解成多个子任务,生成子任务的触发事件和对应的动作进行匹配,完成任务到子任务的拆分。如下为一个动作的描述过程:

```

:action action_name
:parameters( ?  $V_1 - t p_1 \dots ? V_n - t p_n$  )
:precondition( $\lambda$ )
:effect( $\text{and } \alpha \beta$ )

```

其中,*action\_name* 为动作名称;  $? V_i - t p_i$  指参数列表中第  $i$  个参数及类型;  $\lambda$  指动作条件中状态变量的集合;  $\alpha$  和  $\beta$  分别代表行动效果中状态变量的增加、删减列表,用来表达动作执行对系统的影响。

另外 PDDL 利用 precondition 支持资源的形式化表示:首先定义可用资源和已消耗资源的数值函数。加入比较算子判断资源是否可以满足动作执行。增加谓词计算式以表达动作执行后剩下的资源。增加已消耗资源量的计算式,表示活动执行所耗费资源量。如下为资源的描述过程:

```

:precondition (at start ( $\geq$  ( $\langle \text{fun\_level} \rangle \dots$ )  $\langle \text{amount} \rangle$ ))
:effect( $\text{and}$ 
(at start( $\text{decrease}(\langle \text{fun\_level} \rangle \dots) \langle \text{amount} \rangle$ ))
(at end( $\text{increase}(\langle \text{fun\_used} \rangle \dots) \langle \text{amount} \rangle$ )))

```

## 2.2 面向事件抽取的概率图构建

当战场态势经过 PDDL 描述后,需要将其转化为概率图模型进行任务规划方案的判定。由于贝叶斯网络<sup>[16]</sup>模型含有变量以及变量之间的关系,且具有方向性,所以能准确分析因子之间的因果关系<sup>[17]</sup>。概率图中节点分为因节点与果节点两类。因节点表示导致果节点发生的原因,在基于贝叶斯网络<sup>[18]</sup>的概率图中为方向的起始点;果节点为多个因节点共同作用的前提下,导致发生的某种事件的结果,在基于贝叶斯网络的概率图中为方向的尾节点。由于

概率图的多层性,一个节点可能既是因节点又是尾节点。如“夺取海面制空权”“联合登岛成功”“击落蓝方直升机”3 个随机变量,“击落蓝方直升机”是“夺取海面制空权”的因节点,“夺取海面制空权”是“击落蓝方直升机”的果节点;而“夺取海面制空权”是“联合登岛成功”的因节点,“联合登岛成功”是“夺取海面制空权”的果节点。另外,在一个概率图中考虑到作战资源,当概率图的某一个路径上的资源不足时,将此路径上的概率设置为 0,从而达到协同兵力、空间、时间等资源的目的。

本文使用抽取的作战行动样本来构建概率图模型,将每一项作战行动的统计分析结果构造为随机变量,形成贝叶斯网络模型,进行推理计算,实现任务规划方案推理。

### 2.2.1 基于 GNN 的因子聚类分析

PDDL 的 action 描述的是单一动作或资源现状,然而单一动作或资源状况无法作为因子存入概率图模型。因此,需要将 PDDL 中的 action 等基本元素结合历史事件进一步提取共性特征,构建概率图因子。

将 PDDL 的共性特征作为节点输入到 GNN 当中完成对共性特征的因子聚类<sup>[19]</sup>。GNN 图中每个节点都有一个标签,在节点分类问题中,每个节点  $v$  的特征用  $X_v$  来表示,并且和标签  $t_v$  相关联<sup>[20]</sup>。给定部分的标记图  $G$ ,利用这些标记的节点来预测未标记节点的标签,网络使用  $d$  维向量  $h_v$  来表示每个节点。

$$h_v = f(X_v, X_{\text{co}[v]}, h_{\text{ne}[v]}, X_{\text{ne}[v]}) \quad (1)$$

式中,  $X_{\text{co}[v]}$  表示和  $v$  连接的边的特征;  $h_{\text{ne}[v]}$  表示  $v$  的相邻节点的嵌入特征;  $X_{\text{ne}[v]}$  表示  $v$  的相邻节点的特征;函数  $f$  是把这些输入投影到  $d$  维空间的传递函数。为了寻找  $h_v$  的唯一解,利用 Banach 不动点定理<sup>[21]</sup>为迭代更新过程。

$$H^{r+1} = F(H^r, X) \quad (2)$$

式中,  $H$  和  $X$  分别表示所有  $h$  和  $x$  的链接,通过将状态  $h_v$  以及特征  $X_v$  传递给输出函数  $g$  来计算 GNN 的输出,可表示为

$$o_v = g(h_v, X_v) \quad (3)$$

$f(\cdot)$  和这里的  $g(\cdot)$  都可以解释为前馈全连接神经网络<sup>[22]</sup>,即

$$\text{loss} = \sum_{i=1}^p (t_i - o_i) \quad (4)$$

通过梯度下降优化<sup>[23]</sup>于 GNN 整个算法的收敛,从而达到对因子聚类的目的<sup>[24]</sup>。将战场相关信息作为输入因子,使用 GNN 方法将因子转换为向量,通过 GNN 完成因子的聚类,通过这种方法来辅助构建概率图。

### 2.2.2 基于 Granger 模型的概率图因果关系推理

Granger 因果关系是一种基于概率的方法,这种方法用来确定一个变量的历史信息是否可以用来解释另一个变量。本文引入 Granger 模型进行概率图因果关系推理,通

过确定节点之间的因果关系,将这些因果关系转化为概率图中节点的传递方向,具体分析如下。

时间序列  $Y$  可以被写成从过去的  $Y$  值推断到现有  $Y$  值的自动回归过程<sup>[25]</sup>,即

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (5)$$

通过考虑变量  $X$  的过往数值,如果比起只考虑过去的  $Y$  值,过去  $X$  值的数据能够帮助提升现有  $Y$  值的预测准确率,那么  $X$  就可以定义为  $Y$  的 Granger 因子。

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^k \lambda_j X_{t-j} + \varepsilon_t \quad (6)$$

如果排除零假设的情况, $x$  被定义为事件  $Y$  的 Granger 因子,并且 Granger 因果关系模型只适用于具有时不变均值和时不变方差的变量。

### 2.3 概率图求解与任务规划方案选择

由于事件的发生由多种因子共同导致,因此未来战场状态走势不能仅通过对事件进行时间序列预测<sup>[26]</sup>获知事件的发展走势,首先获得因子的发展走势,然后通过未来因子来判断未来事件<sup>[27]</sup>预测的准确度以及可解释性。

本文使用时间序列模型推测因子未来的状态,将因子的未来状态作为概率图模型的节点,预测事件未来的发展方向。同时本文引入基于贝叶斯网络的战场概率图关系,结合概率论与图论的知识,利用图来表示变量的联合概率分布<sup>[28]</sup>。本文采用贝叶斯网络,其每条边都对应一个先验概率分布<sup>[29]</sup>,以分解为所有单个节点对应的分布的乘积。对于已经收集到的可观测战场状态,经过概率图的推理,可以得到不可观测的战场事件的发生概率。

结合判定模型,将未来的因子预测结果输入到概率图模型中,通过概率图的计算,可以计算出事件发生的概率,从而做出正确的战场规划。

## 3 案例分析

本文以某联合登岛任务<sup>[30]</sup>为例,分析任务规划过程。

### 3.1 军事想定

在某次联合登岛的过程中,红蓝双方抢夺海港和机场两处军事要地,本次军事想定目标即是夺取海港和机场。

### 3.2 作战环境 PDDL 描述

通过两栖攻击两个海港南部的海滩来进行登岛作战。该海港有两个必要的入口,可以通过公路进入海港和机场。为了实现海滩登陆,必须先控制一个高地。红方获知蓝方在此至少部署了一座蚕丝导弹发射台,一艘快速巡逻艇,一艘潜艇,多架直升机和一架固定翼飞机。蓝方在海里可能部署水雷,海滩到海港和机场的公路可能部署了地雷。蓝方在机场和海港至少部署了一个装甲部队,步兵部队,导弹发射台以及大量高炮点。联合登岛战场态势如图 2 所示。

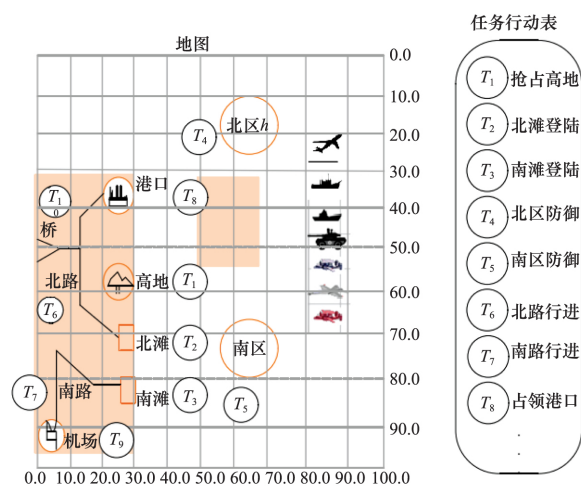


图 2 联合登岛战场态势

Fig. 2 Joint landing battlefield situation

在兵力、军队储备、支援能力足够的前提下,为防止蓝方集中兵力攻击一处,应同时进攻海港和机场。若资源不足,应攻占机场获得制空权以保证后续作战力量的增援。因此,本文的任务规划目标为判断海港和机场的进攻顺序,具体子任务如图 3 所示。

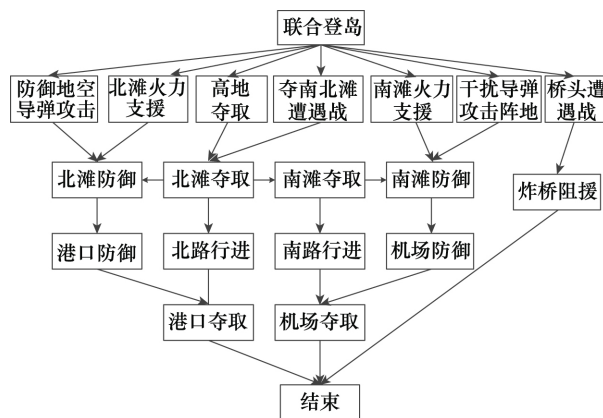


图 3 任务规划分解图

Fig. 3 Task planning breakdown graph

首先,基于以上分析,提取机场、港口、高地、直升机等实体,构成 objects 文件如下所示:

```
:objects airport, seaport, highland, mine,
helicopter1, helicopter2, ..., helicopter N,
fixed-wing-aircraft, armored-unit, submarine,
fast-patrol-boat, missile-launcher,
silk-missile-launcher, infantry-unit,
high-altitude-point1, ..., high-altitude-point N
```

其次,根据 objects 的功能和作用,定义其可能包含的谓词分别为击落、发射、进攻、防守、后退、摧毁,如下所示。

```
:predicates (shootDown ? x), (launch ? x), (attack ? x),
```



$(defense ? x), (back ? x), (destroy ? x))$

最后,以抢占机场的 action 为例,由于抢占机场需要优先抢占高地,因此需要摧毁高地周围蓝方部署的防御体系,包括快速巡逻艇、N 架直升飞机、导弹发射台、潜艇和一架固定翼飞机。用 PDDL 描述如下。

```

:action occupy
:parameters (fixed-wing-aircraft, submarine,
fast-patrol-boat, helicopter1, ..., helicopter N)
:precondition (and (shootDown helicopter1) ...
(shootDown helicopter N) and (shootDown
fixed-wing-aircraft) and (destroy submarine)
(attack fast-patrol-boat))
:effect(occupy(highland))

```

### 3.3 军事想定概率图的构建

战场环境是复杂多变的,为了达到预期的军事想定,需结合现有的信息,如军人的数量、所处的位置、天气环境等分析影响战场态势的因子发展变化情况,实现任务规划。第 3.1 节举例说明了 PDDL 描述的作战动作,这些动作之间的关联关系尚不清楚。因此首先基于第 2.2.1 节的 GNN 模型将 action 聚类为事件,后基于第 2.2.2 节的 Granger 模型将聚类的事件进行因果关系判断,进而构建概率图。

GNN 模型的输入是一张带有顺序关系的网络图,图中的每一个节点即为 PDDL 描述的 action。由于当前的任务规划还未开始,无法获得多个 action 之间的关联关系。但可采用相似度计算方式,收集与当前军事想定相似的历史案例,将历史案例中的动作执行顺序作为本次军事想定的基本执行顺序,进而可构建 GNN 模型的图输入,图节点为 action,输出的图标签即为聚类的结果。

假设 本次军事想定类似的历史登岛胜利事件基本动作有:航空兵进行火力打击、海军舰炮破坏射击、炮兵火力打击、火箭炮兵群射击、直瞄炮兵群射击、航空兵轰炸、登岛部队登陆、火力掩护、摧毁通信设施、目标破坏,该登岛作战的作战关系图如图 4 所示。

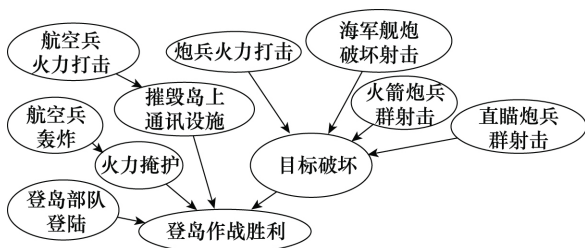


图 4 登岛作战关系图

Fig. 4 Relationship graph of island landing operational

参考历史关系图,构建本次军事想定的关联图如图 5 所示。

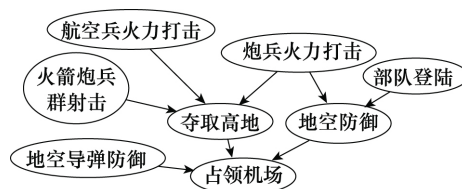


图 5 军事想定关联图

Fig. 5 Correlation graph of military response and determination

将上面因果图输入到 GNN 中,根据第 2.2.1 节 GNN 算法收敛的描述,完成因子的聚类,如表 2 所示。

表 2 因子聚类表

Table 2 Factor clustering table

动作	联合登岛	相似案例	聚类结果
动作 1	北滩夺取	登岛部队登陆	夺取陆地权
动作 2	防御地空导弹攻击	炮兵火力打击	夺取制空权
动作 3	北滩火力支援	火箭炮兵群射击	分支作战线路防御

基于 GNN 模型,获取了概率图中的事件因子,但无法知道因子之间的因果关系。为了确定因子之间的因果关系,需要使用 Granger 模型来做推理,以获知因子之间的因果关系。

根据第 2.2.2 节对 Granger 模型的计算因子之间的因果关系。以夺取高地和夺取制空权为例,分别基于历史的统计数据,计算夺取制空权造成夺取高地的成功率和夺取高地导致夺取制空权的成功率。

在 100 次夺取高地成功的历史中,有大约 90 次夺取制空权的存在,因此制空权夺取高地成功的概率是 0.9;而针对 100 次夺取制空权成功的案例中,有 2 次的历史事件是夺取高地,其概率为 0.02,因此可知,夺取制空权是夺取高地的先决条件,以此类推,构建概率图如图 6 所示。

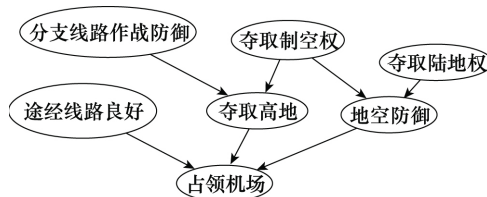


图 6 占领机场概率图

Fig. 6 Probability graph of airport occupation

### 3.4 概率图求解任务规划方案

Granger 模型仅能判定事件因子间的先后顺序,但无法求解针对同一事件不同因子对其的影响程度。因此,本文基于历史事件的统计分析方法,计算因子对结果的影响程度。以夺取高地为例:在 100 次夺取高地成功的历史中,有大约 80 次夺取制空权的存在,20 次分支线路作战防御的存在,因此夺取制空权对夺取高地的影响概率是 0.8,分支线路作战防御导致夺取高地成功的概率是 0.2。

其他因子根据上述类似过程完成因子之间的因果推理,并完成概率图的构建如图 7 所示。

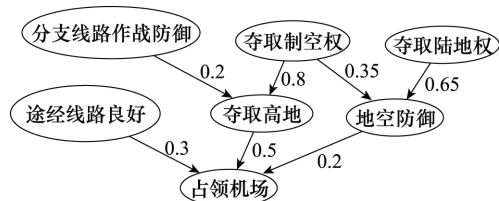


图 7 联合登岛港口抢占顺序判定图

Fig. 7 Decision graph of preemptive order of joint landing port

图 7 中节点间连线上的概率表示因子节点对结果节点发生的影响概率,基于此概率,根据贝叶斯网络计算方法,可以计算占领机场成功的概率。原则上,占领机场成功的最大概率为 1,即所有因子事件均成功,但为了保证在某个因子事件出现问题时,其他事件能保证占领机场的最大成功率,因此本文的概率计算过程中,针对同一个结果节点,仅选择最大概率的因子节点。

(1) 夺取高地成功的最大概率:夺取高地的成功率=分支作战线路防御的失败率+夺取制空权的成功率=0+0.8=0.8;

(2) 地空防御成功的最大概率:地空防御的成功率=夺取陆地权的成功率+夺取制空权的失败率=0.65+0=0.65;

(3) 占领机场成功的最大概率=0.3×途经线路良好的概率+0.5×夺取高地的成功率+0.2×地空防御的成功率=0.3+0.4+0.13=0.83

因此,其任务规划路径是:先夺取高地,继而保证途径路线良好,最后保证成功的地空防御。

#### 4 总结与展望

人工智能技术的发展使得战场智能任务规划成为了可能。但战场态势的实时演变导致的规划方案的多变性、提供的任务规划方案的可信性逐渐成为一个亟待解决的问题。本文提出基于概率图的智能任务规划方法,采用 PDDL 描述战场态势,并基于 Granger、GNN 等模型构建概率图。通过对概率图中因子的长时间信息收集、使用时间序列预测的方法来对因子的未来进行预测,从而得到正确的未来战场规划。在未来,对战场的智能规划将会以增强其解释性为主要研究方向,为指挥员提供更加合理、可解释的战场规划建议。

#### 参考文献:

- [1] 杜思良,韩家启,张永亮,等. 陆军战术级作战任务智能规划技术研究[J]. 舰船电子工程, 2018, 38(12): 30—34.  
DU S L, HAN J Q, ZHANG Y L, et al. Research on intelligent operational task planning for army tactical forces[J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(12): 30—34.
- [2] LAI Y H, LAI S H. Emotion-preserving representation learning via generative adversarial network for multi-view facial expression recognition[C]// Proc. of the IEEE 13th International Conference on

Automatic Face & Gesture Recognition, 2018: 263—270.

- [3] HORVITZ E J, BREESE J S, HENRION M. Decision theory in expert systems and artificial intelligence[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 1988, 2(3): 247—302.
- [4] ELIE R, RICHARD C, ALBERT D. User profile matching in social networks[C]// Proc. of the 13th International Conference on Network-Based Information Systems, 2010: 297—304.
- [5] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834—848.
- [6] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, et al. The graph neural network model[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 2009, 20(1): 61—80.
- [7] COHEN P R, KAISER E C, BUCHANAN M C, et al. Sketch-thru-plan: a multimodal interface for command and control[J]. Communications of the ACM, 2013, 58(4): 56—65.
- [8] SCHIELZETH H. Simple means to improve the interpretability of regression coefficients[J]. Methods in Ecology & Evolution, 2010, 1(2): 103—113.
- [9] PENG T, XU R, ZHAO F Y. Variable durative actions based mission planning for the approach phase of small body explorer[C]// Proc. of the 3rd International Conference on Intelligent Control and Information Processing, 2012: 114—119.
- [10] JOSÉ A G, ANTONIO S. Probabilistic graphical models[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2003, 18(2): 149—151.
- [11] BHARDWAJ S, WANG W P, VATTIKONDA R, et al. Predictive modeling of the NBTI effect for reliable design[C]// Proc. of the IEEE Custom Integrated Circuits Conference, 2006: 189—192.
- [12] LIN A C, LI J, MA Z Y. On learning and learned data representation by capsule networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 50808—50822.
- [13] DING M Z, CHEN Y H, BRESSLER L, et al. Granger causality: basic theory and application to neuroscience[EB/OL]. [2020-01-07]. <https://doi.org/10.1002/9783527609970.ch17>, 2006.
- [14] SHIVAKUMAR N, JANNINK J, WIDOM J. Per-user profile replication in mobile environments: algorithms, analysis, and simulation results[J]. Mobile Networks & Applications, 1997, 2(2): 129—140.
- [15] OLLILA E. On the circularity of a complex random variable[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 15(1): 841—844.
- [16] BAHLMANN C, BURKHARDT H. Measuring HMM similarity with the Bayes probability of error and its application to online handwriting recognition[C]// Proc. of the International Conference on Document Analysis & Recognition: Seattle, 2001: 406—411.
- [17] MIHALJEVIC B, BIELZA C, LARRANAGA P. Bnclassify: learning Bayesian network classifiers[J]. The R Journal, 2019, 10(2): 455—468.
- [18] HUELSENBECK J P, RONQUIST F. MRBAYES: Bayesian inference of phylogenetic trees[J]. Bioinformatics, 2001, 17(8):

754—755.

- [19] OLAIZOLA N, VALENCIANO F. Dominance of weighted nested split graph networks in connections models[J]. International Journal of Game Theory, 2020, 49: 75—96.
- [20] THOMANN A, GRIEBE M, EBERT M, et al. Aberrant brain structural large-scale connectome in Crohn's disease[J]. Journal of Crohns & Colitis, 2019, 1(13): 279—280.
- [21] CHEN J R, LI Z K. Common fixed-points for Banach operator pairs in best approximation[J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 2007, 336(2): 1466—1475.
- [22] ZHU Y, CHEN J. Studies on genetic multilayer feedforward neural networks and the development of GMNN[C]//Proc. of the International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1999: 401—406.
- [23] SUTTON R S, BARTO A G. Reinforcement Learning[J]. A Bradford Book, 1998, 15(7): 665—685.
- [24] WANG Y C, LI M T, PAN Z C, et al. Pulsar candidate classification with deep convolutional neural networks[J]. Research in Astronomy and Astrophysics, 2019, 19(9): 133—142.
- [25] TABARI N, BISWAS P, PRANEETH B, et al. Causality analysis of twitter sentiments and stock market returns[J]. Association for Computational Linguistics, 2018, 18(5): 11—19.
- [26] ZHANG S, LIU X, XIAO J. On geometric features for skeleton-based action recognition using multilayer LSTM networks[C]//Proc. of the Applications of Computer Vision, 2017: 148—157.
- [27] SHI X, CHEN Z, WANG H, et al. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting[C]//Proc. of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2015: 802—810.
- [28] RAMKUMAR N, PRAKASH S, KUMAR S A, et al. Prediction of liver cancer using conditional probability Bayes theorem[C]//Proc. of the International Conference on Computer Communication and Informatics, 2017.
- [29] ELSTON R C, LANGE K. The prior probability of autosomal linkage[J]. Annals of Human Genetics, 1975, 38(3): 341—350.
- [30] LEE V J, OW S, HEAH H, et al. Elimination of malaria risk through integrated combination strategies in a tropical military training island[J]. American Journal of Tropical Medicine & Hygiene, 2010, 82(6): 1024—1029.

## 作者简介：

王泊涵(1987—),男,高级工程师,博士研究生,主要研究方向为系统工程、人工智能、云计算。

E-mail:cnpeking@qq.com

吴超(1981—),男,高级工程师,硕士,主要研究方向为计算数学、软件工程。

E-mail:837247904@qq.com

柯文俊(1990—),男,高级工程师,博士研究生,主要研究方向为自然语言处理。

E-mail:kewenjun2191@163.com

郑恺之(1996—),男,硕士研究生,主要研究方向为人工智能。

E-mail:zkzwin@126.com

付修锋(1985—),男,高级工程师,硕士,主要研究方向为软件测试、软件工程。

E-mail:fenger\_casic@126.com

江山(1994—),男,工程师,硕士,主要研究方向为人工智能、软件工程。

E-mail:619575254@qq.com