

3-15-2024

Construction of Machine Learning Data Set for Analyzing the Replay of the Wargaming

Dayong Zhang

Graduate School, NDU of PLA, Beijing 100091, China, dy311313@163.com

Jingyu Yang

College of Joint Operation, NDU of PLA, Beijing 100091, China

Jun Ma

College of Joint Operation, NDU of PLA, Beijing 100091, China

Chenye Song

Graduate School, NDU of PLA, Beijing 100091, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Construction of Machine Learning Data Set for Analyzing the Replay of the Wargaming

Abstract

Abstract: The first problem to be solved in the application of machine learning to the analysis of the replay of the wargaming is the construction of data sets. Due to the standardization requirements of machine learning for data structure, as well as the limitations of computing power and storage, building a machine learning data set through the wargaming data still faces many problems in terms of how to describe the wargaming situation, how to describe the wargaming process, how to handle high dimensional data, and how to prevent data distortion. To solve these problems, this paper constructs a mapping model from the wargaming process data to the machine learning data set, standardizes the mapping process, situation description data range, and data statistics calculation rules of data set construction from the model framework, and designs targeted processing methods from three perspectives of time-related data, geospatial-related data, and high-dimensional data reduction, so as to ensure that the data structure of the data set is unified, and the dimension reduction requirements of highdimensional data and the fidelity requirements of the data set are met. Through the data set construction experiment, it is verified that the data set mapping model constructed in this paper can not only reduce the dimension of high-dimensional data of the wargaming but also prevent the distortion of the constructed data set under the condition of moderate temporal resolution and geospatial resolution.

Keywords

wargaming, replay analysis, machine learning, data set, construction method

Recommended Citation

Zhang Dayong, Yang Jingyu, Ma Jun, et al. Construction of Machine Learning Data Set for Analyzing the Replay of the Wargaming[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 608-624.

面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集构建

张大永¹, 杨镜宇², 马骏², 宋晨烨¹

(1. 国防大学 研究生院, 北京 100091; 2. 国防大学 联合作战学院, 北京 100091)

摘要: 运用机器学习进行兵棋推演复盘分析, 首先要解决的是数据集构建问题。由于机器学习对数据结构的规范化要求, 以及算力和存储限制, 通过兵棋推演数据构建机器学习数据集, 在如何描述兵棋推演状态, 如何描述推演过程, 如何处理高维数据, 如何数据保真等方面, 还面临不少问题。针对此类问题, 构建了兵棋推演过程数据向机器学习数据集映射模型, 在总体框架上对数据集构建的映射流程、态势描述数据范围和数据统计计算规则进行规范, 并从时间关联数据、地理空间关联数据和高维数据降维3个视角设计针对性处理方法, 以保证构建数据集的数据结构统一、高维数据降维需求和数据集保真要求。通过数据集构建实验进行了验证, 结果表明: 在时间分辨率和地理空间分辨率适中情况下, 所构建数据集映射模型, 既能较好对兵棋推演高维数据进行降维, 又能较好防止构建的数据集失真。

关键词: 兵棋推演; 复盘分析; 机器学习; 数据集; 构建方法

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2024)03-0608-17

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1256

引用格式: 张大永, 杨镜宇, 马骏, 等. 面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集构建[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(3): 608-624.

Reference format: Zhang Dayong, Yang Jingyu, Ma Jun, et al. Construction of Machine Learning Data Set for Analyzing the Replay of the Wargaming[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 608-624.

Construction of Machine Learning Data Set for Analyzing the Replay of the Wargaming

Zhang Dayong¹, Yang Jingyu², Ma Jun², Song Chenye¹

(1. Graduate School, NDU of PLA, Beijing 100091, China; 2. College of Joint Operation, NDU of PLA, Beijing 100091, China)

Abstract: The first problem to be solved in the application of machine learning to the analysis of the replay of the wargaming is the construction of data sets. Due to the standardization requirements of machine learning for data structure, as well as the limitations of computing power and storage, building a machine learning data set through the wargaming data still faces many problems in terms of how to describe the wargaming situation, how to describe the wargaming process, how to handle high-dimensional data, and how to prevent data distortion. To solve these problems, *this paper constructs a mapping model from the wargaming process data to the machine learning data set, standardizes the mapping process, situation description data range, and data statistics calculation rules of data set construction from the model framework, and designs targeted processing methods from three perspectives of time-related data, geospatial-related data, and high-dimensional data reduction, so as to ensure that the data structure of the data set is unified, and the dimension reduction requirements of high-dimensional data and the fidelity requirements of the data set are met.* Through the data set construction experiment, it is verified that the data set mapping model constructed in this paper can not only reduce the dimension of high-dimensional data of the wargaming but also prevent the distortion of the

constructed data set under the condition of moderate temporal resolution and geospatial resolution.

Keywords: wargaming; replay analysis; machine learning; data set; construction method

0 引言

在兵棋推演执行过程中, 参演指挥人员的决策信息和行动方案的效果信息, 转化为作战实体的状态信息改变情况, 记录在兵棋推演过程数据中, 通过推演态势进行展现^[1-2]。兵棋推演复盘分析的目的是回溯兵棋推演过程, 捕获参演人员的决策信息和行动方案的效果信息, 根据这些信息分析推演过程中存在问题, 提升兵棋推演研究作战问题质量^[1]。目前, 依托大型兵棋系统组织的联合作战层次兵棋推演, 其复盘分析主要采取观看推演过程回放与数据统计相结合的方式, 数据展现和情况描述主要依据分析人员和指挥员经验进行, 对指挥员和分析人员的知识要求比较高, 复盘分析效率比较低, 且往往数据特征规律挖掘不够, 分析结果客观性不能保证。机器学习等人工智能方法可有效处理复杂数据^[3-5], 深入挖掘兵棋推演数据特征^[6-8], 为提升兵棋推演复盘分析的效率和质量提供了参考。

但运用机器学习进行兵棋推演复盘分析, 首先要解决的是数据集构建问题^[9]。由于机器学习对数据结构的规范化要求^[10-11], 以及算力和存储限制^[12-14], 通过兵棋推演产生的过程数据构建机器学习数据集^[15-16], 在如何描述兵棋推演状态, 如何描述推演过程, 如何处理高维数据, 如何数据保真等方面, 还面临不少问题。针对此类问题, 本文构建了兵棋推演过程数据向机器学习数据集映射模型。运用近些年积累的基于特定想定背景兵棋推演数据和兵棋大赛推演数据, 通过数据集构建实验, 分析了模型的高维数据降维效果, 以及防止构建数据集失真的效果。

1 问题描述

面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集的

构建, 是将兵棋系统记录的推演过程数据, 按照机器学习数据集规范要求, 进行格式化的映射转换的过程。如图 1 所示, 实际上是将以实体为核心, 关联的指令、战损、消耗、事件和想定等多个数据库的数据, 映射转换为数据结构统一的机器学习数据集。问题主要在以下几个方面。

(1) 数据结构统一问题。兵棋系统记录推演过程数据, 是将实体发生属性状态改变或行为交互(如指令、战损、消耗等事件)的情况分散记录在多个数据库表中, 并通过实体 ID 进行关联^[1]。但兵棋推演过程中发生属性状态改变或行为交互的实体是随机不确定的。通过实体 ID 关联这些情况信息, 很难做到数据结构统一, 不能满足机器学习等智能算法对输入数据的结构要求。

(2) 高维数据降维问题。一般来说, 联合作战层级兵棋推演模拟战场地理范围广、推演持续时间长, 涉及的实体规模大、类型多^[1], 需要描述的实体行为复杂, 实体间行为交互随机, 这客观决定了兵棋推演过程数据具有典型的高维低密特性。机器学习等智能算法在处理复杂高维数据方面^[17-19]具有优势, 但由于算力和存储限制, 当前机器学习等智能算法能够处理的数据维度是有限的^[20-21]。因此, 构建机器学习数据集需要对兵棋推演过程数据进行降维处理。

(3) 数据变换过程保真问题。为了构建满足机器学习等智能算法处理要求的数据集, 既需要设计统一的数据结构, 也需要对高维数据做降维处理, 这就涉及对兵棋推演过程数据进行求和、求平均值、求比值、求最大最小值等不同的数值计算。保证所构建数据集与原始兵棋推演过程数据, 在作战问题主要特征表达上不失真, 所构建的数据集才有意义。设计策略保证构建数据集与兵棋推演原始过程数据表达的作战问题不失真, 是需要关注的问题。

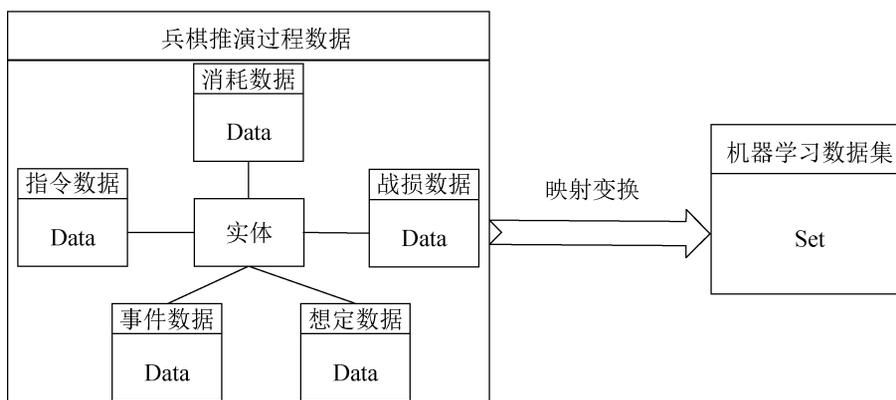


图 1 兵棋推演过程数据向机器学习数据集映射示意

Fig. 1 Mapping from process data of wargaming to machine learning data set

2 数据集构建映射模型

面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集构建，是在规范数据采集范围、数据映射流程和数据统计规则基础上，通过设计时间关联数据处理方法、地理空间关联数据处理方法和高维数据降维处理方法，以满足数据集数据结构统一需求，防止数据集失真需求，数据集计算存储需求。

2.1 模型总体框架设计

构建面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集，需要处理大量兵棋推演过程数据，使用一系列数据处理操作，这必然要求数据集构建流程自动化，需要对数据处理进行规范，具体规范方法如下。

规范 1 数据集构建映射流程

面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集构建映射流程，是数据集构建映射思路的总结概括，是数据集构建顺利实现模块化自动化的前提。主要分两个过程：兵棋推演片段的滑动序列化切分、兵棋推演数据的映射变换。

(1) 兵棋推演片段的滑动序列化切分过程，如图 2 所示，区分 2 步实施：

步骤 1：将单场兵棋推演数据按照单位时间（一般以时间分辨率为单位时间）进行切分，形成单位时间切片兵棋推演数据。

步骤 2：按照长度固定、滑动距离固定方式，

将连续的单位时间切片兵棋推演数据组合形成序列化兵棋推演数据段。

单段兵棋推演数据是面向兵棋推演复盘分析机器学习数据集内一个数据。

(2) 兵棋推演数据的映射变换过程，如图 3 所示，区分 3 步实施：

步骤 1：针对某持续时间段内兵棋推演过程数据，按时间单位切分为序列单位时间推演过程数据。

步骤 2：针对某序列单位时间推演过程数据，按地理空间栅格距离切分为序列单位地理空间网格推演过程数据。

步骤 3：针对某序列单位地理空间网格推演过程数据，按照态势数据描述范围，对发生该时空网格的兵棋推演过程数据进行数据统计处理操作。

规范 2 态势描述数据范围

为了使构建的数据集描述与表达的主要内容，和兵棋推演过程数据描述与表达一致，需要对兵棋推演态势描述数据范围进行规范。本文借鉴博弈对抗的基本要素（局中人 players、策略 strategies、赢得 payoff）理论，以及“5W1H”（when、who、why、where、what、how）分析方法，建立了以属方、时间、空间、策略、效果和统计特性 6 个维度描述计算机兵棋推演态势的模型，对兵棋推演态势描述数据范围进行规范。

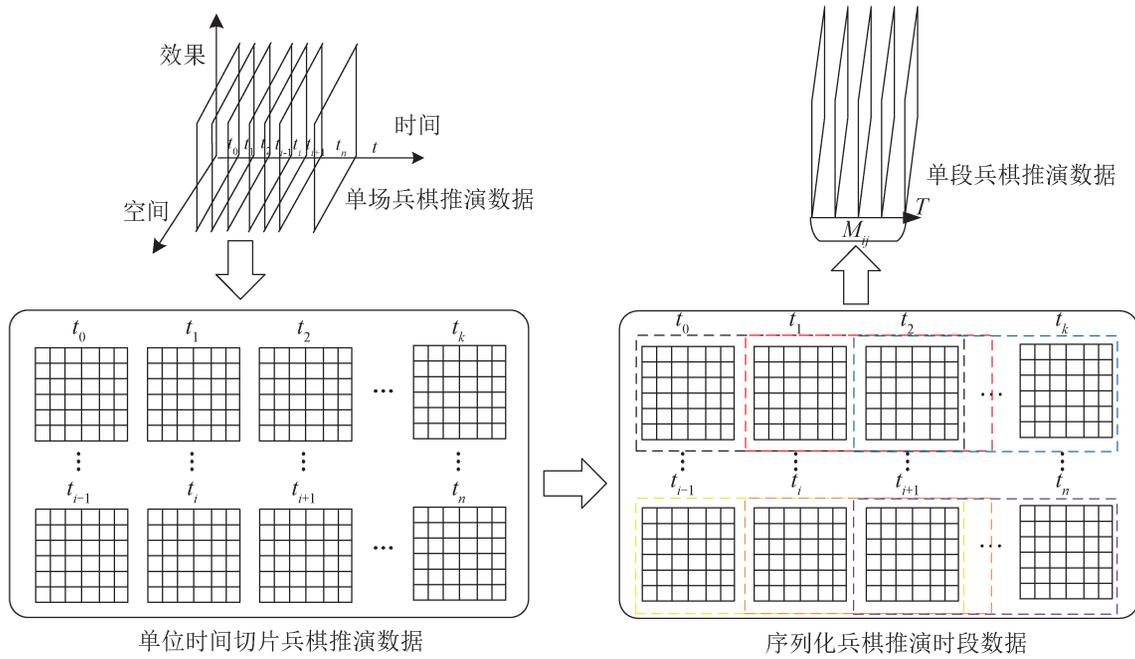


图2 兵棋推演片段滑动序列切分示意
Fig. 2 Sliding sequence segmentation of wargaming fragment

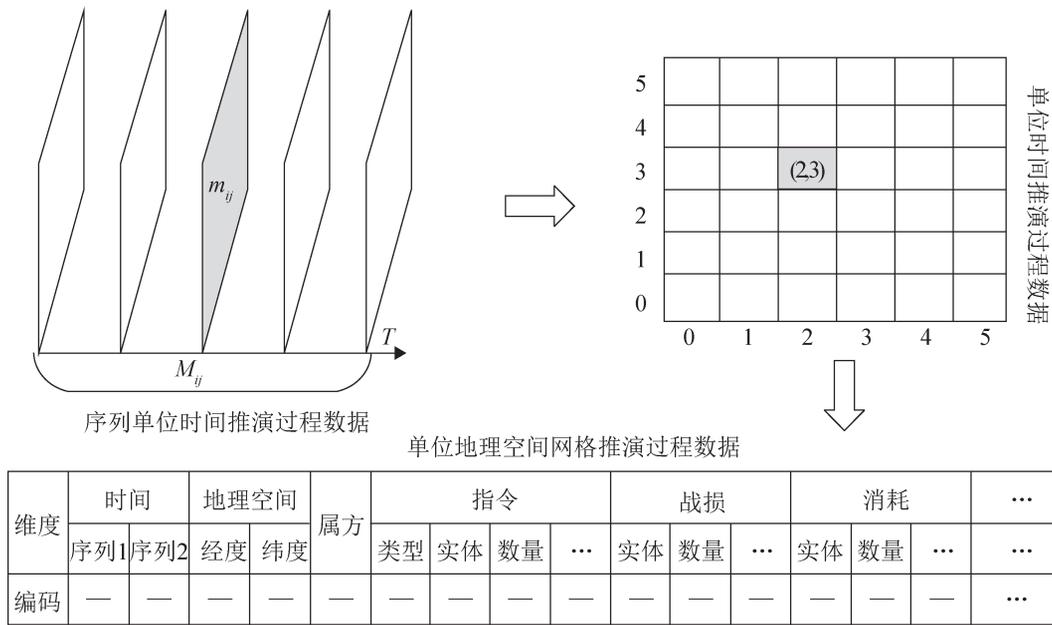


图3 数据集构建映射流程示意
Fig. 3 Data set construction mapping process

具体如表 1 所示, ①属方维描述, 属方即参演方, 如红蓝绿等。②时间维描述, 无论是作战行动, 还是作战效果, 都是在一定的时间内发生发展的, 需要从时间上加以限定。③空间维描述, 战役层面更关注地理空间, 一般作战行动是在一

定地理空间内完成, 可以将其想象为支撑对弈的棋盘。④策略维描述, 策略即兵棋对抗推演中各方下达的行动指令。通常, 行动指令间的协同配合关系, 可以转化为各条行动指令作用的时间和空间的序列关系, 表现兵棋推演战场布势。⑤效

果维描述, 主要考虑战损和消耗两个方面, 是行动方案效果的度量。⑥统计特性描述, 主要对具

有度量属性的数据进行求和、求平均值、求比值和求最大最小值等。

表1 兵棋推演态势6维度描述模型

Table 1 Six-dimensional description model of wargaming situation

属方	时间	地理空间	策略集	效果	统计计算规则
红 蓝 绿	对抗时间	对抗区域	行动指令	战损 消耗	求和 求平均值 求比值 求最大最小值等

规范3 数据统计计算规则

数据统计计算规则, 是在构建数据集映射过程中, 即为统一认识防止构建的数据集失真, 从时间、地理空间和效能等维度, 对兵棋推演数据的统计计算规则进行规范, 是对兵棋推演数据进行类别分类聚类和度量计算等数据处理工作的基本遵循。

(1) 时间维统计计算规则。时间维度统计计算规则, 涉及两个重要时间间隔指标 ΔT 和 Δt 内发生的推演数据的统计计算规则。其中, Δt 表示单位时间, 是时间分辨率指标, 是对兵棋推演数据的最小时间区分粒度。通常, 在每个 Δt 内对发生的行动指令、战损和消耗数据做计数统计, 相邻 Δt 发生的行动指令、战损和消耗数据不做计数统计; ΔT 是持续推演时间段指标, 由连续的若干单位 Δt 组成一个推演时间段, 推演时间段 ΔT 内发生兵棋推演过程数据是所构建数据集的基本单位。

(2) 地理空间维统计计算规则。地理空间维度统计计算规则, 在遵循时间维统计计算规则基础上, 以相同间隔将战场地理空间划分 $m \times n$ 个单位地理空间网格, 单位地理空间网格 (i, j) 是兵棋推演数据的最小空间区分粒度, 在单位地理空间网格 (i, j) 内对发生的行动指令、战损和消耗数据做统计计算, 相邻地理空间网格内发生的行动指令、战损和消耗数据不做统计计算。

(3) 效果维数据统计计算规则。效果数据主要指战损和消耗数据。效果维度统计计算规则, 主要根据战损和消耗实体属性差距的分辨率设计统计计算规则。效果维度数据具有时间和空间属性,

对效果维度数据进行统计计算受时间和地理空间维度规则的约束。设 OC_i 和 OC_j 是需要进行统计计算的2个效果维度数据, $\Delta d_{i,j} = \|OC_i - OC_j\|_n$ 是效果维度数据 OC_i 和 OC_j 属性特点之间的差距, Δd 是效果维度数据属性差距的分辨率。则效果为统计计算规则:

1) 当 $\Delta d_{i,j} \leq \Delta d$ 时, 效果维度数据 OC_i 和 OC_j 为1个类别效果数据, 不同效果间不做维度类别区分, 可以在同一度量尺度下进行数量加减等的统计计算;

2) 当 $\Delta d_{i,j} > \Delta d$ 时, 效果维度数据 OC_i 和 OC_j 为2个类别效果数据, 不同效果数据做类别维度区分, 不可以直接进行加减等统计计算。

(4) 策略维统计计算规则。策略维度统计计算规则, 策略是兵棋推演中的行动指令, 对行动指令的统计计算相对复杂, 一般涉及3个方面内容, 即行动指令类型、行动指令作用主体、行动指令作用对象。 A_i 和 A_j 代表2个行动指令, $\Delta O_1 = A_{i1} - A_{j1}$ 表示行动指令类型之间的差别, $\Delta O_2 = A_{i2} - A_{j2}$ 表示行动指令作用主体属性差别, $\Delta O_3 = A_{i3} - A_{j3}$ 表示行动指令作用对象属性差别, Δ_1 、 Δ_2 和 Δ_3 分别表示行动指令类型、作用主体属性和作用对象属性差距的分辨率, 则策略维行动指令的统计计算规则:

$$1) \text{ 当 } \begin{cases} \Delta O_1 < \Delta_1 \\ \Delta O_2 < \Delta_2 \\ \Delta O_3 < \Delta_3 \end{cases} \text{ 时, 则认为行动指令的类型、}$$

作用主体和作用对象都为同一类型, 不做分类区分, 可在同一度量尺度下进行数量加减等统计计算;

- 2) 当 $\begin{cases} \Delta O_1 \geq \Delta_1 \\ \Delta O_2 < \Delta_2 \\ \Delta O_3 < \Delta_3 \end{cases}$ 时, 则认为行动指令类型不是

同一类型, 作用主体和作用对象为同一类型下进行数量加减等统计计算;

- 3) 当 $\begin{cases} \Delta O_1 < \Delta_1 \\ \Delta O_2 \geq \Delta_2 \\ \Delta O_3 < \Delta_3 \end{cases}$ 时, 则认为是行动指令类型相

同, 作用主体类型不同, 作用对象类型相同下进行数量加减等统计计算;

- 4) 当 $\begin{cases} \Delta O_1 < \Delta_1 \\ \Delta O_2 < \Delta_2 \\ \Delta O_3 \geq \Delta_3 \end{cases}$ 时, 则认为是行动指令类型相

同, 作用主体类型相同, 作用对象类型不同下进行数量加减等统计计算。

(5) 数据清洗与数值变换规则^[2]。数据清洗方面, 针对兵棋推演数据可能存在的缺失、冗余等情况, 利用经验知识对数据进行补充与平滑处理, 删除冗余数据。

数据变换方面, 根据模型需要, 对数据进行编码, 利用式(1)对相应数据进行归一化处理。

$$x_i = \frac{x_i - \min}{\max - \min + \delta} \quad (1)$$

式中: \max 和 \min 分别为该维度的最大、最小值;

δ 为一个极小数, 防止分母为 0。

2.2 时间关联数据处理方法

时间关联性是兵棋推演数据的基本特性, 兵棋推演数据是在一定时间范围内发生发展的。构建面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集, 应充分考虑兵棋推演数据的时间关联性。展现兵棋推演数据随时间的延续和积累特性, 是构建映射关系防止数据集失真的基本出发点。通常区分 3 种不同的时间处理模式表达^[1]: 等间隔处理模式、固定窗口等步长处理模式、累积等步长处理模式, 如图 4 所示。

(1) 等间隔处理模式。即每隔相等时间对发生的兵棋推演数据, 按照数据统计计算规则进行映射变换。假设 Δt 表示兵棋推演任一间隔时间, ΔBD 表示该时间间隔内发生对抗各方战损, ΔOC 表示该时间间隔内发生的对抗各方作战消耗, ΔAC 表示该时间间隔内发生的对抗各方行动指令, $M = \{C, \Sigma, \Phi\}$ 表示对该时间间隔内发生的战损、消耗和行动指令采取的统计运算, C 表示计数, Σ 表示求和, Φ 表示求平均值、求比值、求最大最小值等。处理后的数据为 ΔBQD , 计算公式为

$$\Delta BQD = M(\Delta BD) + M(\Delta OC) + M(\Delta AC) \quad (2)$$

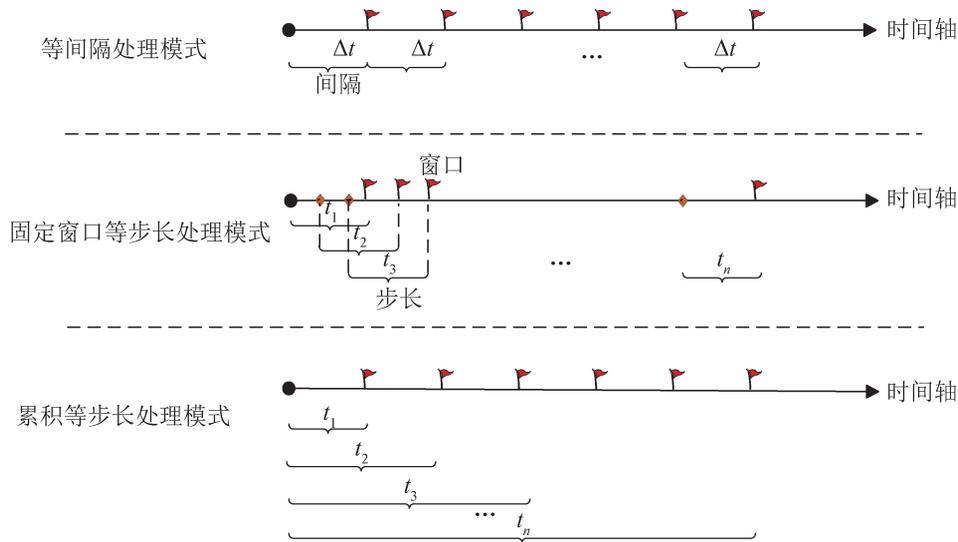


图 4 时间关联数据处理方法示意

Fig. 4 Time-related data processing method

(2) 固定窗口等步长数据处理模式。固定时间窗口，通常针对兵棋推演发生的某些焦点事件，以焦点事件发生为时间窗口，处理该时间窗口前一个时间步长内发生的推演情况信息。这种数据处理模式，更有利于针对突发焦点事件进行分析。其计算公式可以借鉴等间隔数据处理模式。

(3) 累积等步长数据处理模式。即间隔相等的时间，对兵棋推演从开始进行相关数据的统计。统计数据可通过等间隔数据处理模式的计算公式变换得到，截止时间内发生兵棋推演数据信息为

$$\Delta BQD = \int (M(\Delta BD) + M(\Delta OC) + M(\Delta AC)) \quad (3)$$

3 种时间相关数据处理模式，在兵棋推演数据统计计算中经常出现，根据实际情况灵活使用其中一种模式，或多种模式。为了方便面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集构建，论文采取等间隔数据处理模式，等间隔 Δt 对应于时间分辨率，对防止构建数据集失真具有重要意义。

2.3 地理空间关联数据处理方法

在兵棋推演过程中，实体是在一定的地理空间内完成作战行动，并在一定的地理空间内展现作战效果。推演作战行动和作战效果通常具有区域特征，有专家认为这些区域特征是推演的战场布势。若仅仅用经纬度描述作战行动和作战效果，分析理解不直观，计算量大且复杂。为解决这类问题，国内外都进行了不少研究。如美军自 20 世纪中期开始陆续发展了 MGRS 网格、GARS 网格和 Google Earth 网格等^[5]网格参考系统，成功用于联合作战态势感知和空地协调等战场管理，以及美国联邦紧急事务管理署、海岸警卫队和地方政府的搜索和救援等工作；国内对地理空间网格进行不少学术研究，设计了 GeoSOT 网格和 e-Octree 模型等编码方法^[9]，并在地理信息数据在线服务中被广泛应用。

地理空间网格化，就是按照一定规则，将地

理空间区域划分为紧密的网格阵列，每个网格作为一个栅格，由行、列号定义。这里规则是逻辑意义上的，主要为了方便管理和计算，如地理区域可以按面积相等划分为六角格，也可以按照等纬度和等经度划分划分为四角格。用于兵棋推演数据获取的地理空间栅格的内容不再是地形情况，而是在该栅格内发生的兵棋推演事件情况的统计，如战损、消耗和行动指令等统计。如果把地理空间栅格看做图像，就可以将图像的值看做颜色显示出来，但每个网格像元表达的内容更加丰富。如图 5 所示，这样就可以表示出部分兵棋推演态势特征要素。

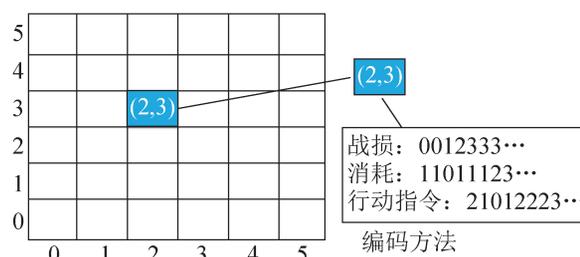


图 5 地理空间相关数据处理示意
Fig. 5 Geospatial-related data processing

通过地理空间网格化处理兵棋推演相关数据主要有两方面优点：①地理空间网格化数据结构简单。因此，对连续空间分析问题(数据随空间连续变化)，建模简单且易于实现；②地理空间网格化图的结构与计算机内存机构类似，适合解决网格内涉及数学组合快速计算问题。地理空间网格化的不足是：数据表达精度不高，数据存储量大，不管是否对数据感兴趣，都记录其位置。

2.4 高维数据降维处理方法

前文已经分析机器学习在处理复杂高维数据方面具有优势，但受限算力和存储，处理兵棋推演这样高维的数据的能力还是有限的。在构建面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集时，需要对兵棋推演过程数据进行降维处理。结合兵棋推演数据特点，主要对行动指令和效果数据做降维处理。

2.4.1 行动指令数据降维处理方法

按照EBI建模思想, 行动指令建模成指令类型、执行主体、作用时空范围三部分。某大型计算机兵棋系统建了400余类行动指令, 常用行动指令有69类。通常, 一类行动指令可以由多种实体执行, 一类实体也可以执行多类行动指令; 不同类型的实体执行相同类型的行动指令, 相同类型行动实体执行不同类型行动指令, 由于实体本身性质以及指令类型差别不同, 行动指令执行效果差别也是不一样的。如果不同效果差别都看成不同类型, 数据类型就会成倍增长, 不利于数据计算存储, 也不利于数据特征提取。因此, 应根据不同类型实体执行行动指令效果差距, 通过设计特征分类树来降低实体描述难度的方法。首先, 从行动类型和实体属性特点两个视角, 对行动指令执行的实体 E 和行动指令的类型 B 分别建立特征树分类。然后, 建立实体 E 和类型 B 的映射关系。最后, 在关联上行动指令的作用范围 I 。

在行动指令执行主体实体 E 数据的采集粒度方面, 如表2所示, 实体属性特征分类树进行最高4级区分粒度设计, 1级特征区分了飞机实体、舰船实体和地面装备实体3类, 2级特征区分歼击机、轰炸机和预警机等32类, 3级特征区分了1型轰炸机、2型轰炸机和3型轰炸机等59类, 4级主要对典型飞机的3种典型挂载方案进行了区分15类。实体属性特征分类树共进行70余个分类。

在行动指令类型 B 的采集粒度区分方面, 如表3所示, 根据行动指令具备完成使命任务的属性, 将行动类型数据度量特征细分为两级: 1级分类将行动指令类型区分了侦察预警、火力打击和兵力调整等10类; 2级分类进一步细分空中侦察、空中预警和防空拦截等69类。

行动指令的实体 E 和类型 B 存在多对多的映射关系。所谓多对多, 如图6所示, 是指实体和行动类型之间存在, 如实体 E_2 具备执行 B_1 和 B_3 能力, 行动类型 B_2 通常有实体 E_1 和 E_3 执行等类似关联关系。

行动指令的任务作用范围 I , 通常区分点状和面状任务作用区域。其中, 点状任务作用区, 即任务作用区域为一个具体点位, 可用一对经纬度坐标表示; 面状任务作用区, 即任务作用区域为一片区域, 可用一组经纬度坐标表示。

为减少计算复杂性, 使得参与计算的数据格式对齐。如图5所示, 需在每个地理空间网络叠加相同数量类型的指令数据, 为此需求出常用的行动指令类型总数, 做统一叠加位置编码方便计算和存储。常用行动指令类型总数为

$$N = \sum_{i=0}^{|E|} n_i \quad (4)$$

式中: $|E|$ 为区分的实体类型总数; n_i 为实体 e_i 可能指令的行动类型总数。

2.4.2 效果数据降维处理方法

效果数据对应兵棋推演的战损和消耗数据。由于实体类型的本身能力属性差异, 战损和消耗实体对战场作战能力的影响效果不同。以什么粒度作为采集战损和消耗类型效果差异区分的依据, 对数据的存储计算和推演态势数据效果维属性特征获取具有重要意义。效果差异区分粒度细, 采集数据维度高, 数据特征提取计算难度就大, 甚至提取不出结果; 效果差异区分粒度粗, 采集数据维度低, 数据特征笼统, 则会不利于细节分析。论文以概念层次树理念为指导, 对数据采集粒度进行设计。概念层次树是依据概念抽象程度不同而构成的层次网络。树中高层概念是底层概念的概括, 树根是该属性值最一般描述, 树叶是该属性的可能属性值。

表 2 装备实体数质量特征分类树度量数据粒度设计

序号	1 级	2 级	3 级	4 级	序号	1 级	2 级	3 级	4 级	
1	飞机实体	歼击机	歼击机 1	挂载方案	38	舰船实体	航母	航母 1	—	
2			歼击机 2	挂载方案	39			航母 2	—	
3			轰炸机	轰炸机 1	挂载方案		40	巡洋舰	巡洋舰 1	—
4				轰炸机 2	挂载方案		41		巡洋舰 2	—
5				轰炸机 3	挂载方案		42		巡洋舰 3	—
6		预警机		预警机 1	挂载方案		43	驱逐舰	驱逐舰 1	—
7				预警机 2	挂载方案		44		驱逐舰 2	—
8			预警机 3	挂载方案	45		驱逐舰 3		—	
9		反潜机	反潜机 1	挂载方案	46		驱逐舰 4		—	
10			反潜机 2	挂载方案	47		护卫舰	护卫舰 1	—	
11			反潜机 3	挂载方案	48	护卫舰 2		—		
12		电子战飞机	电子战飞机 1	挂载方案	49	护卫舰 3		—		
13			电子战飞机 2	挂载方案	50	登陆舰	登陆舰 1	—		
14			电子战飞机 3	挂载方案	51		登陆舰 2	—		
15		加油机	—	挂载方案	52		登陆舰 3	—		
16		直升机	直升机 1	挂载方案	53	扫雷舰	扫雷舰 1	—		
17			直升机 2	挂载方案	54		扫雷舰 2	—		
18			直升机 3	挂载方案	55	导弹艇	导弹艇 1	—		
19		运输机	运输机 1	—	56		导弹艇 2	—		
20			运输机 2	—	57	潜艇 1	—			
21			运输机 3	—	58	潜艇 2	—			
22		无人机	无人机 1	挂载方案	59	潜艇 3	—			
23			无人机 2	挂载方案	60	作战支援舰	作战支援舰 1	—		
24			无人机 3	挂载方案	61		作战支援舰 2	—		
25		其他飞机	—	—	62		作战支援舰 3	—		
26	地面装备实体	装甲	—	—	63	保障舰船	保障舰船 1	—		
27		火炮	—	—	64		保障舰船 2	—		
28		反坦克	—	—	65		保障舰船 3	—		
29		工程	—	—	66	无人艇	无人艇	—		
30		化学	—	—	67		无人潜	—		
31		运输车	—	—	68	民船	民船 1	—		
32		单兵武器	—	—	69		民船 2	—		
33		远程火箭	—	—	70		民船 3	—		
34		侦察预警系统	近程	—	—					
35			中程	—	—					
36	远程		—	—						
37	导弹发射系统		—	—						

在本文中战损和消耗被抽象为两棵概念层次树的根，定义为概念层次树的 0 层。在战损概念层次树设计方面，如表 4 所示，战损概念层次树 1 层定义了人员、飞机、舰船、地面装备和目标 5 类战损概念；2 层将人员战损区分了作战、保障和动员 3 类，将飞机区分了歼击机、轰炸机和预警

机等 10 类，将舰船区分了航母、巡洋舰和驱逐舰等 10 类，将地面装备战损区分了装甲、火炮和反坦克等 10 类，将目标战损区分了指挥所、火炮阵地和预警雷达等 10 类，2 层区分了 43 类战损概念。3 层主要针对作战能力差别比较大的飞机和舰船进行了进一步区分，3 层区分了 72 类战损概念。在

战损的损伤和损毁区分方面, 结合以往兵棋推演经验和相关装备的实验情况, 不同类型的装备拥有不同界定标准。如飞机和装甲车辆采取 0-1 毁伤, 即毁伤为 0, 完好为 1, 不进行中间状态界

定; 舰船等大型目标主要按照作战实力值区间进行界定, 即当实力值小于 30% 为损毁, 实力值大于 30% 小于 70% 为重度毁伤, 实力值大于 70% 为轻度毁伤。

表 3 行动指令类型特征分类树度量数据粒度设计
Table 3 Granularity design of measurement data of action instruction type feature classification tree

序号	1级	2级分类	序号	1级	2级分类	序号	1级	2级分类
1	侦察预警	空中侦察	23	海上行动	创建编队	48	特种作战	编组
2		空中预警	24		加入编队	49		机动
3		空中巡逻	25		编队分批	50		袭击
4		空中游猎	26		解散编队	51		设伏
5		海上侦察	27		潜艇潜浮	52		巡逻
6		潜艇游猎	28		取消任务	53		掩护
7		对海雷达	29		弃船	54		空机降
8		对空雷达	30		取消支援	55		电子战
9	火力打击	导弹发射	31	空中行动	空中加油	56	信息作战	雷达干扰
10		炮火准备	32		取消任务	57		通信干扰
11		空对空	33		调整目标	58		心理战
12		空对地/舰	34		调整清单	59		蜂群侦察
13		反潜	35		机场外借	60	无人作战	蜂群进攻
14		防空拦截	36		更改机场	61	电子攻击	
15		反导拦截	37		跑道获权	62	反辐射	
16		舰炮拦截	38		进攻	63	定期补给	
17	兵力调整	海上机动	39	防卫作战	防御	64	后装保障	临机补给
18		陆上机动	40		撤退	65		后勤支援
19		飞机转场	41		伏击	66		保障调整
20		空运空投	42		警戒	67		海运物资
21		空中待战	43		抗登陆	68		空运物资
22		两栖装载	44		布雷	69		抢修
			45		扫雷			
			46		海上布雷			
		47	海上扫雷					

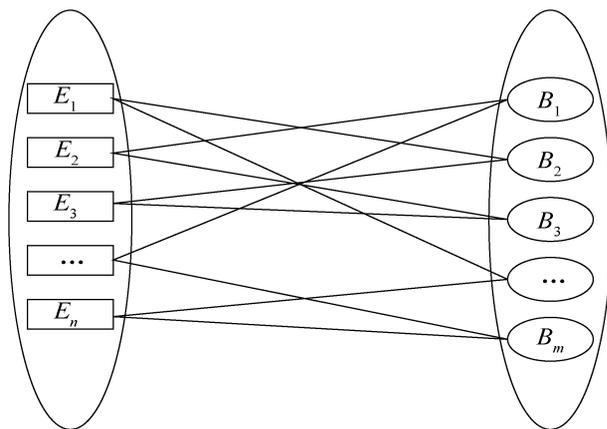


图 6 行动指令实体 E 与类型 B 映射关系示意
Fig. 6 Mapping relationship between action instruction entity E and type B

在消耗概念层次树方面, 鉴于精确弹药和重点物资对整个作战有重大限制作用, 对作战消耗的关注进行了简化, 如表 5 所示, 在消耗概念层次树 1 层定义了精确弹药消耗和重点物资消耗 2 类消耗概念。在 2 层将精确弹药区分了巡航导弹、空空导弹和空地导弹等 6 类消耗概念, 将重点物资消耗区分了航空油料、通用油料和舰船油料等 12 类消耗概念, 在 2 层区分了 18 类概念。

表 4 战损概念层次树粒度区分设计

Table 4 Granularity differentiation design of war damage concept hierarchy tree

序号	1层	2层	3层	序号	1层	2层	3层			
1	人员战损	作战人员	—	38			登陆舰 1			
2		保障人员	—	39			登陆舰	登陆舰 2		
3	飞机战损	歼击机	歼击机 1	40			舰船战损		登陆舰 3	
4			歼击机 2	41	扫雷舰	扫雷舰 1				
5		轰炸机	轰炸机 1	42	扫雷舰 2					
6			轰炸机 2	43	导弹艇	导弹艇 1				
7			轰炸机 3	44		导弹艇 2				
8		预警机	预警机	预警机 1	45	潜艇			潜艇 1	
9				预警机 2	46	潜艇			潜艇 2	
10				预警机 3	47	潜艇			潜艇 3	
11		反潜机	反潜机	反潜机 1	48	无人艇				无人艇
12				反潜机 2	49					无人潜
13	反潜机 3			50	民船 1					
14	其他飞机	电子战飞机	电子战飞机 1	51	地面装备战损		民船 2			
15			电子战飞机 2	52			民船 3			
16		加油机	—	53			装甲	—		
17		直升机	直升机	直升机 1			54	火炮	—	
18				直升机 2			55	反坦克	—	
19		运输机	运输机	运输机 1			56	工程	—	
20				运输机 2			57	化学	—	
21				运输机 3			58	运输车	—	
22	无人机	无人机	无人机 1	59	单兵武器	—				
23			无人机 2	60	远程火箭	—				
24			无人机 3	61	侦察预警系统	—				
25	其他飞机	—	62	导弹发射系统	—					
26	舰船战损	航母	航母 1	63	目标战损		指挥所			
27			航母 2	64			火炮阵地			
28		巡洋舰	巡洋舰	巡洋舰 1			65	预警雷达	—	
29				巡洋舰 2			66	防空阵地	—	
30				巡洋舰 3			67	通信站点	—	
31		驱逐舰	驱逐舰	驱逐舰 1			68	机场设施	—	
32				驱逐舰 2			69	政治目标	—	
33				驱逐舰 3			70	经济目标	—	
34				驱逐舰 4			71	民生目标	—	
35		护卫舰	护卫舰	护卫舰 1			72	其他目标	—	
36				护卫舰 2						
37				护卫舰 3						

表5 消耗概念层次树粒度区分设计
Table 5 Granularity differentiation design of consumption concept hierarchy tree

序号	1层	2层
1	精确弹药消耗	巡航导弹
2		空空导弹
3		空地导弹
4		防空导弹
5		反舰导弹
6		远程火箭弹
7	重点物资消耗	航空油料
8		通用油料
9		舰船油料
10		饮用水
11		生活用水
12		个人用品
13		食品
14		战时血浆
15		卫生装备器材
16		疫苗
17		药品
18		野营装备

3 数据集构建映射实验

3.1 数据来源

实验数据来源于4场基于特定想定背景的兵棋系统演习的推演数据, 以及16场特定想定背景下的兵棋大赛推演数据, 作战时间共约720 h的兵棋推演数据。

3.2 实验设计

(1) 时间滑动切分设计

为了降低分析人员判断推演过程中存在问题难度, 按照连续作战时间3 h为时段标准, 如表6所示, 根据不同时间分辨率, 采取时间滑动模式将作战时间共约720 h的兵棋推演, 进行了不同数量推演时段划分。

(2) 问题类型及判断规则

在兵棋推演过程中存在问题类型方面, 结合兵棋推演分析人员经验, 将兵棋推演过程中存在

问题区分9种类型, 分析人员对是否存在某种类型问题只做0/1判断, 0表示不存在, 1表示存在, 不同类型问题可以同时存在, 判断规则如表7所示。

表6 不同时间分辨率获得时段推演数量
Table 6 Number of time interval wargaming obtained at different time resolutions

$\Delta t/\text{min}$	数量 n	备注
10	3 780	$T_{\text{total}}=720 \text{ h}, \Delta T=3 \text{ h},$ $n = \frac{T_{\text{total}} \times 60}{\Delta t} - \frac{\Delta T \times 60}{\Delta t} \times k,$ 式中: k 为不连续的作战时间次数
15	2 520	
20	1 890	
25	1 512	
30	1 350	

表7 问题类型及判断规则
Table 7 Problem type and judgment rules

问题类型	细类	判断	规则
侦察使用	1	0 1	1. 分别独立分析兵棋推演原始数据和构建数据集, 对是否存在某类问题进行判断 2. 设第 k 名专家对类 i 问题判断为 x_i^k , 则当 $\sum_{k=1}^n x_i^k \geq \frac{n}{2}$ 时, 类 i 问题为1, 否则为0, 分析人员 $n=5$
	2	0 1	
	3	0 1	
火力打击	4	0 1	
	5	0 1	
	6	0 1	
作战保障	7	0 1	
	8	0 1	
	9	0 1	

(3) 不同类型构建数据集

时间分辨率 Δt 分别取10, 15, 20, 25, 30 min; 地理空间网格分辨率包括经度 Δlon 和纬度 Δlat , 为简化实验, 本文设定经度和纬度每次取值相等, 令地理空间网格分辨率为 Δg , 取值分别为 0.1° , 0.125° , 0.2° , 0.25° 。如表8所示, 共获得20组不同类型的数据集。

表8 不同类型数据集大小
Table 8 Size of different types of data sets

$\Delta g/(^\circ)$	$\Delta t/\text{min}$				
	10	15	20	25	30
0.1	3 780	2 520	1 890	1 512	1 350
0.125	3 780	2 520	1 890	1 512	1 350
0.2	3 780	2 520	1 890	1 512	1 350
0.25	3 780	2 520	1 890	1 512	1 350

3.3 数据集构建映射效果分析

本文针对数据集构建中 3 个方面主要的矛盾问题：数据结构统一、高维数据降维和数据变换过程保真分别进行了映射效果实验分析。

(1) 数据结构统一效果分析。如图 7 所示，实验中统计了 20 场兵棋推演中飞机、舰船损、战场目标、系统和部队等战损的维度数量变化范围，以及空中任务行动调控指令和部队行动调控指令的维度数量变化范围。本文通过数据集构建映射模型，统一了这种由于随机引起的维度数量变化导致的数据结构不统一问题，使得兵棋推演数据具备了机器学习算法训练的数据结构基础。

(2) 高维数据降维效果分析。实验主要对空中任务相关指令、飞机和舰船战损降维效果进行了分析。具体如图 8~10 所示，横坐标表示 20 场兵棋推演数据，空中任务指令平均降维 52.7%，飞机战损平均降维 32.0%，舰船战损平均降维 38.0%。

(3) 数据集保真效果分析。在所构建的不同类型的数据集中，每种类型随机选 $k=30$ 组数据，共 $4 \times 5 \times 30=600$ 组数据，分析人员分别根据 600 组数据和对应原始兵棋推演数据进行问题类型分析，其结果如图 11~15 所示，横坐标表示 9 种兵棋推演过程中可能存在的问题，纵坐标表示分析人员通过构建数据集判断的兵棋推演存在问题与通过原始兵棋推演数据判断存在问题相同的次数。

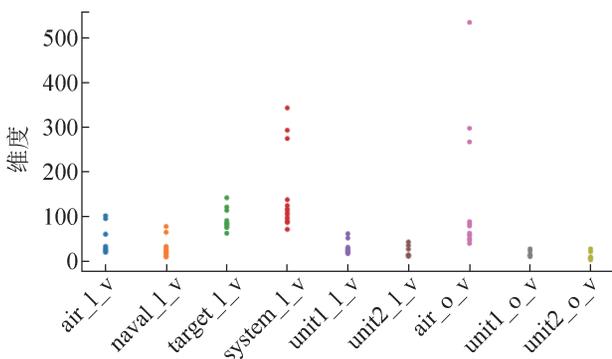
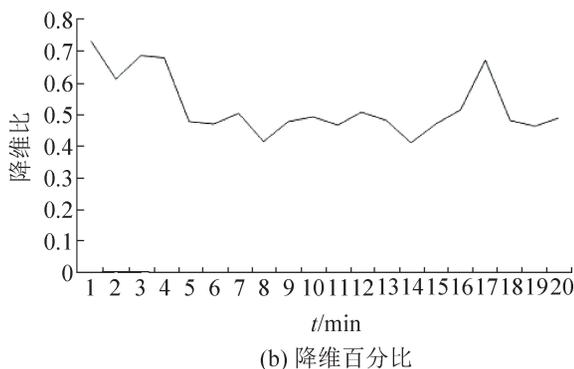
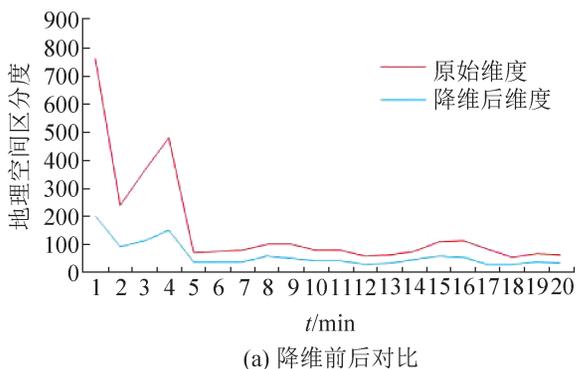


图 7 随机引起不同场次需区分维度数变化范围
Fig. 7 Variation range of dimension number necessary to distinguish for randomly causing different wargames

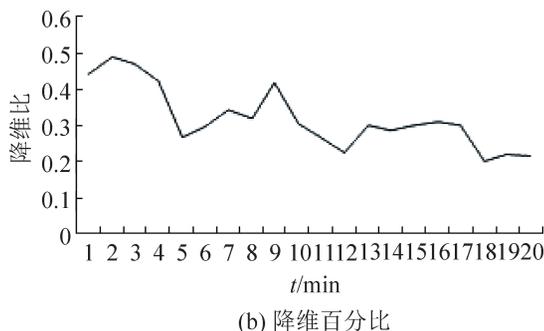
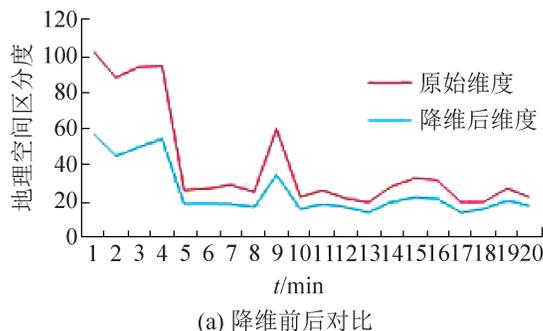


(a) 降维前后对比

(b) 降维百分比

图 8 空中任务指令降维效果

Fig. 8 Dimension reduction effect of air mission instruction



(a) 降维前后对比

(b) 降维百分比

图 9 飞机战损降维效果

Fig. 9 Effect of aircraft battle damage dimension reduction

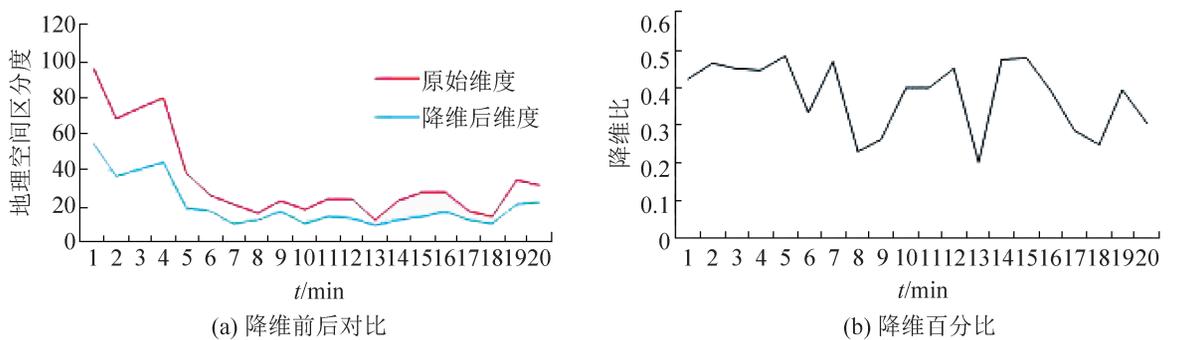


图 10 舰船战损降维效果
Fig. 10 Dimension reduction effect of ship battle damage

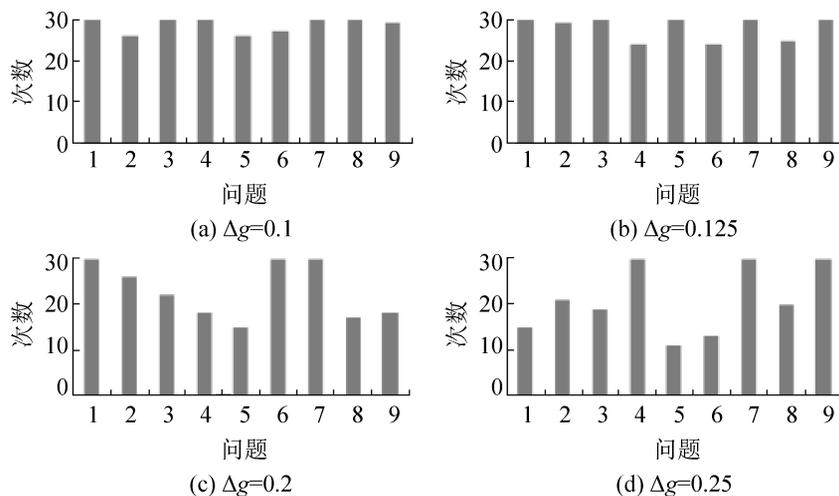


图 11 $\Delta t=10$ min 时不同地理空间网格保真效果
Fig. 11 Fidelity effect of different geospatial grids when $\Delta t = 10$ min

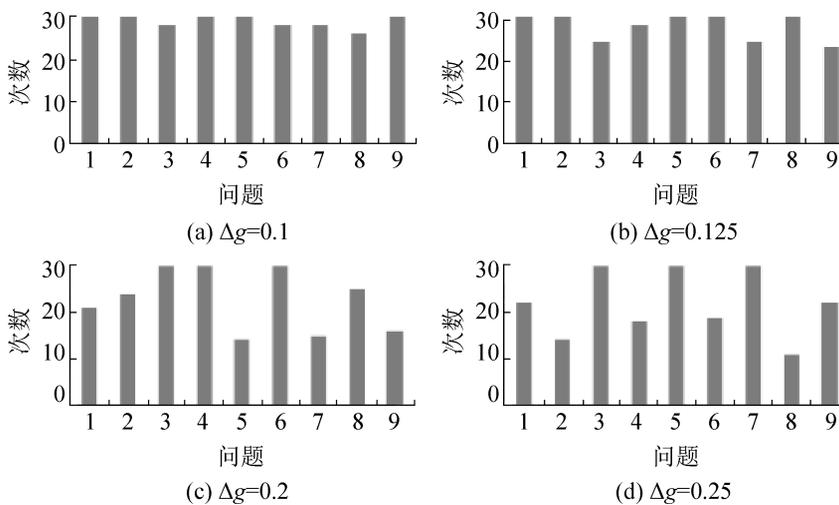


图 12 $\Delta t=15$ min 时不同地理空间网格保真效果
Fig. 12 Fidelity effect of different geospatial grids when $\Delta t = 15$ min

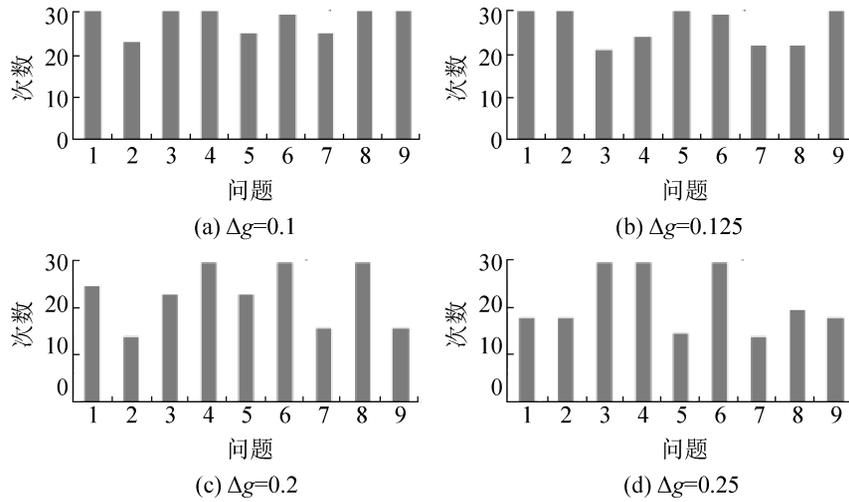


图 13 $\Delta t=20$ min 时不同地理空间网格保真效果

Fig. 13 Fidelity effect of different geospatial grids when $\Delta t = 20$ min

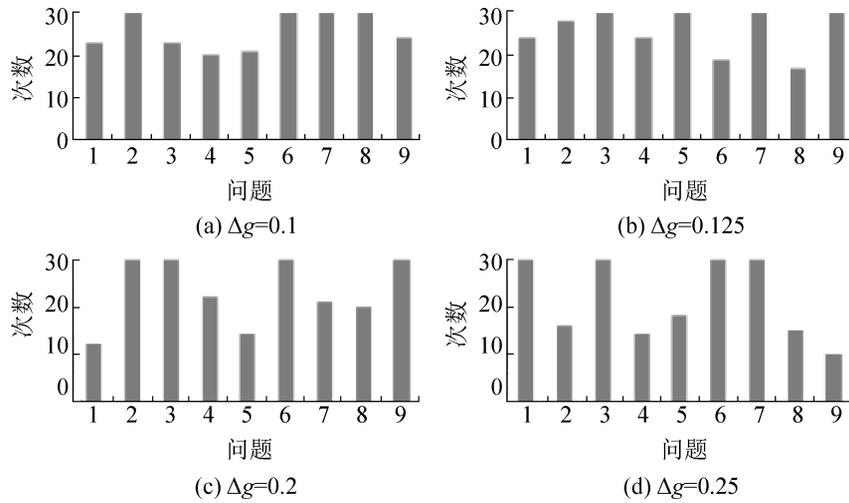


图 14 $\Delta t=25$ min 时不同地理空间网格保真效果

Fig. 14 Fidelity effect of different geospatial grids when $\Delta t = 25$ min

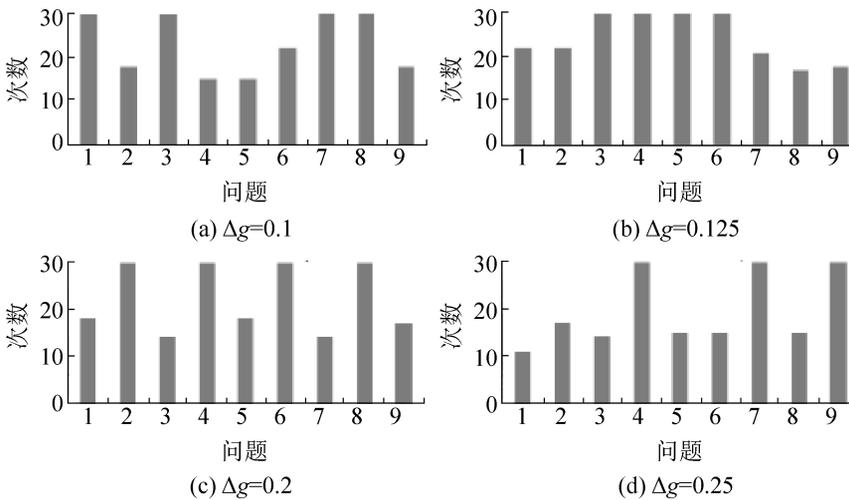


图 15 $\Delta t=30$ min 时不同地理空间网格保真效果

Fig. 15 Fidelity effect of different geospatial grids when $\Delta t = 30$ min

<http://www.china-simulation.com>

综合分析图 11~15 可以看出, 构建数据集的时间分辨率和地理空间网格的分辨率, 对数据集的保真效果都有重要影响, 当 $\Delta t < 20 \text{ min}$, $\Delta g < 0.2^\circ$ 时, 构建数据集防止失真效果比较好; 当 $\Delta t < 15 \text{ min}$, $\Delta g < 0.2^\circ$ 后, 防止失真效果提高有限。综合数据集防止失真和机器学习对计算存储的要求, 构建数据集取 $\Delta t = 15 \text{ min}$, $\Delta g = 0.125^\circ$ 。

4 结论

面向兵棋推演复盘分析的机器学习数据集构建是对兵棋推演数据的重构, 需要综合考虑机器学习对输入数据的结构要求, 处理高维数据的能力限制, 以及防止数据变换过程失真要求等问题。针对这些问题, 本文构建了兵棋推演过程数据向机器学习数据集映射模型, 在总体框架上对数据集构建的映射流程、态势描述数据范围和数据统计计算规则进行规范, 并从时间关联数据、地理空间关联数据和高维数据降维三个视角设计针对性处理方法, 以保证构建数据集的数据结构统一、高维数据降维需求和数据集保真要求。通过数据集构建实验进行了验证, 实验表明在时间分辨率和地理空间分辨率适中情况下, 本文所构建数据集映射模型, 既能较好对兵棋推演高维数据进行降维, 又能较好防止构建的数据集失真。如何利用所构建数据集, 深入挖掘兵棋推演数据的特征, 提升兵棋推演复盘分析的质量, 是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] 胡晓峰, 杨镜宇, 张明智, 等. 战争复杂体系能力分析 with 评估研究[M]. 北京: 科学出版社, 2019: 265-273.
- [2] 张大永, 杨镜宇, 吴曦. 兵棋推演空中任务智能预测方法研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(1): 212-220.
Zhang Dayong, Yang Jingyu, Wu Xi. Research on Intelligent Prediction Method of Wargaming Air Mission [J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(1): 212-220.
- [3] Wang Zeyu, Wu Yu, Narasimhan K, et al. Multi-query Video Retrieval[C]//Computer Vision-ECCV 2022, Cham: Springer Nature Switzerland. 2022: 233-249.
- [4] You Ronghui, Zhang Zihan, Wang Ziye, et al. AttentionXML: Label Tree-based Attention-aware Deep Model for High-performance Extreme Multi-label Text Classification[C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2019: 5820-5830.
- [5] Rezig E K, Cao Lei, Stonebraker M, et al. Data Civilizer 2.0: A Holistic Framework for Data Preparation and Analytics[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2019, 12(12): 1954-1957.
- [6] Ives Z G, Zhang Yi, Han S, et al. Dataset Relationship Management[C]//Proceedings of Conference on Innovative Database Systems Research (CIDR 19). New York, NY, USA: ACM, 2019: 10111023.
- [7] Doan A H, Ardalan A, Ballard J R, et al. Toward a System Building Agenda for Data Integration[J]. IEEE Data Engineering Bulletin, 2018, 41(2): 35-46.
- [8] Doan A H. Human-in-the-loop Data Analysis: A Personal Perspective[C]//Proceedings of the Workshop on Human-in-the-loop Data Analytics. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2018: 1.
- [9] Hellerstein J M, Heer J, Kandel S. Self-service Data Preparation: Research to Practice[J]. IEEE Data Engineering Bulletin, 2018, 41(2): 23-34.
- [10] 杜小勇, 陈跃国, 范举, 等. 数据整理-大数据治理的关键技术[J]. 大数据, 2019, 5(3): 13-22.
Du Xiaoyong, Chen Yueguo, Fan Ju, et al. Data Wrangling: a Key Technique of Data Governance[J]. Big Data Research, 2019, 5(3): 13-22.
- [11] Adams O, Makarucha A, Neubig G, et al. Cross-lingual Word Embeddings for Low-resource Language Modeling [C]//Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2017: 937-947.
- [12] Andreas J. Good-enough Compositional Data Augmentation[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2020: 7556-7566.
- [13] Shi Weishi, Yu Qi. Fast Direct Search in an Optimally Compressed Continuous Target Space for Efficient Multi-label Active Learning[C]//Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. Chia Laguna Resort, Sardinia, Italy: PMLR, 2019: 5769-5778.
- [14] Guan Lin, Verma M, Guo Sihang, et al. Widening the Pipeline in Human-Guided Reinforcement Learning with Explanation and Context-Aware Data Augmentation[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. San Francisco, CA, USA: Curran Associates Inc., 2021:

- 21885-21897.
- [15] Qu Mengxue, Wu Yu, Liu Wu, et al. SiRi: A Simple Selective Retraining Mechanism for Transformer-Based Visual Grounding[C]//Computer Vision-ECCV 2022. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 546-562.
- [16] Yang Suorong, Xiao Weikang, Zhang Mengcheng, et al. Image Data Augmentation for Deep Learning: A Survey [EB/OL]. (2022-04-19) [2022-09-17]. <https://arxiv.org/abs/2204.08610>.
- [17] Zhang Cheng, Judith Bütepage, Hedvig Kjellström, et al. Advances in Variational Inference[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(8): 2008-2026.
- [18] Wang Zeyu, Wu Yu, Narasimhan K, et al. Multi-query Video Retrieval[C]//Computer Vision-ECCV 2022. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 233-249.
- [19] Thibaut Durand, Nazanin Mehrasa, Greg Mori. Learning a Deep ConvNet for Multi-label Classification with Partial Labels[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 647-657.
- [20] Chen Chen, Wang Haobo, Liu Weiwei, et al. Two-stage Label Embedding via Neural Factorization Machine for Multi-label Classification[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33(1): 3304-3311.
- [21] Mahmoud Adel Abdelaal. A Methodology for Determining Critical Decision Points Through Analysis of Wargame Data[D]. Atlanta, GA, USA: Georgia Institute of Technology, 2017.