

doi: 10.7690/bgzd.2022.06.009

关联规则在虚拟维修课程考核设计中的应用

翟仕奇^{1,2}, 王海涛¹, 孙志丹¹, 王 硕¹, 赵华琛¹

(1. 陆军工程大学野战工程学院, 南京 210007; 2. 中国人民解放军 31619 部队, 江苏 镇江 212421)

摘要: 针对某型工程机械构建知识点结构树, 利用 Apriori 算法分析其知识点。通过将历年学生成绩数据进行预处理和离散化, 得到各知识点之间的关联性; 根据知识点关联性置信度, 设置各考核模块的选题置信度阈值, 从而筛选出更加科学合理的试卷组合; 再通过新的考试成绩数据进一步分析知识点关联性, 优化选题置信度阈值设置和试卷组合。结果表明: 该算法能有效提高课程考核的科学性和评价方法的合理性。

关键词: 关联规则; 虚拟维修课程; 知识点结构树; Apriori 算法

中图分类号: TJ07 **文献标志码:** A

Application of Association Rules in Virtual Maintenance Course Assessment Design

Zhai Shiqi^{1,2}, Wang Haitao¹, Sun Zhidan¹, Wang Shuo¹, Zhao Huachen¹

(1. College of Field Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China;

2. No. 31619 Unit of PLA, Zhenjiang 212421, China)

Abstract: Aiming at a certain type of construction machinery, the knowledge point structure tree is constructed, and the Apriori algorithm is used to analyze its knowledge points. Through the pretreatment and discretization of the student score data over the years, the relevance between knowledge points is obtained. According to the relevance confidence of knowledge points, the confidence threshold of topic selection of each assessment module is set, so as to screen out a more scientific and reasonable combination of test papers. Then, through the new test score data, the relevance of knowledge points is further analyzed, and the confidence threshold setting and test paper combination are optimized. The results show that the algorithm can effectively improve the scientificity of course assessment and the rationality of evaluation method.

Keywords: association rules; virtual maintenance course; knowledge point structure tree; Apriori algorithm

0 引言

教育信息化是教育系统性变革的内生变量, 起到推动教育理念更新、模式变革、体系重构的重要作用^[1]。随着计算机、人工智能、物联网等新技术快速发展与应用, 以数据驱动、虚拟呈现为典型特征的虚拟维修课程已经深入各级各类课堂和日常生活^[2]。这种高度交互、广泛互联、深入感知的教学模式改变了我们的学习方式。同时, 基于大数据的数据挖掘、数字可视化等技术, 为深入分析、研究和运用海量学习记录、学习成绩等数据提供了便利条件^[3-4]。

虚拟维修课程构建教学对象的 3 维数字模型, 设计典型装备的维修过程与工艺方法, 基于虚拟环境和网络, 开展教学过程中的实时交互控制与交流, 强化教师的施教表现能力和学生的知识理解能力, 并进行维修技能的预实践。该教学模式不受时

间和场地的限制, 克服了传统维修课程中训练成本高、易损坏装备等问题, 还能对学生的学习能力和技能水平进行考核评价, 取得了与实际装备教学训练相近的效果。由于教学过程中涉及的装备零部件颗粒度小、交互要求高、施教方式新、考核设计难等问题, 其知识点的提取分析、考核方案与评价规则非常难。

对学生成绩进行数据挖掘, 分析其知识点与考核结果的关联性, 不仅可以更好地促进虚拟维修课程的教学设计, 而且能优化考卷组合, 提高考核内容设置的科学性和评价方法的合理性。针对某型工程机械虚拟维修课程, 笔者提出基于 Apriori 算法的虚拟维修课程知识点分析方法 (analysis method for knowledge of online-virtual-maintenance course based on apriori algorithm, AMKOC), 通过构建知识点结构树, 分析其知识点的关联性并加以应用。

收稿日期: 2022-02-23; 修回日期: 2022-03-28

作者简介: 翟仕奇(1991—), 男, 安徽人, 硕士, 从事工程装备虚拟维修研究。E-mail: 1193603916@qq.com。

1 AMKOC 介绍

虚拟维修课程的考核是课程教学中最为复杂的模块, 具有逻辑要求严、交互要求高、评价要求准等特点, 一般设计有理论考核、零件识别、虚拟拆装、维护保养、故障排除等 5 个模块, 分为选择、判断、操作考核等题型, 考核时系统随机抽取若干题目组成考卷, 根据学生答题情况予以评价打分。由于各考核知识点交叉重叠, 一道题目可能包含多个知识点, 一个知识点也会出现在很多题目中, 考核选题存在知识点重复、知识面覆盖不足等现象, 致使考核效率降低, 难以达到预期的考核效果。因此, 分析知识点之间的关联性, 将其作为选题组卷的重要参考, 根据关联性优化试卷组合显得尤为必要^[5-6]。

为此, 笔者依托某型工程机械虚拟维修课程, 根据该装备构造原理, 建立基于知识点的结构树, 构建基于知识点的试题库。通过分析往年该门课程考核成绩, 利用 Apriori 算法求取各知识点的关联性, 以此作为试卷优化组合和成绩分析的参考^[7]。

1.1 Apriori 算法

关联规则是海量数据挖掘非常经典的任务, 当前关联性分析的算法主要有 Apriori 算法、FP-Tree 算法、灰色关联度算法等, 主要目标是试图从一系列事务中挖掘出频繁项以及对应的关联规则。关联规则分析也叫购物篮分析, 从发现超市销售数据库中不同商品之间的关联关系发展而来, 目的是在一个数据集中找出各项之间的关联关系。而 Apriori 算法是数据挖掘领域最经典的研究方法, 第一次实现了在大数据集上可行的关联规则提取, 其核心思想是通过连接产生候选项与其支持度, 通过一系列的连接和剪枝生成目标频繁项集^[8-9]。

定义 $D=\{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ 为事务数据库, 是数据挖掘中所有数据的集合, 其中构成事务 T_m 的元素称为项; 定义 $I=\{I_1, I_2, \dots, I_m\}$ 为所有项的集合, I_m 项中的事物数据是 T_m ; 定义 I 的任何子集 X 称为 D 中的项集, 包含 k 个项的项集称为 k 项集。

定义 1: 支持度 support。

一个项集 X 的支持度定义为事务数据库 D 中包含 X 的事务数所占的比例。

即: $\text{support}(X)=D$ 中包含 X 的事务数/ D 中的事务总数= $P(X)$ 。

定义 2: 置信度 confidence。

项集 $X, Y, X \subset I, Y \subset I$, 且 $X \cap Y$ 非空, 称 $X \rightarrow Y$ 具有关联关系, 关联规则 $X \rightarrow Y$ 的置信度记作

$\text{confidence}(X \rightarrow Y)$ 。

$\text{support}(X \rightarrow Y)=\text{既有 } X \text{ 又有 } Y \text{ 的事物数} / D \text{ 中的事务总数} = P(X \cup Y)$;

$\text{confidence}(X \rightarrow Y)=\text{support}(X \rightarrow Y) / \text{support}(X) = P(X \cup Y) / P(X) = P(Y|X)$ 。

定义 3: 最小支持度 Min-support 和最小置信度 Min-confidence。

支持度为 X 和 Y 这 2 个项集在事物数据 D 中同时出现的概率大小。置信度为当 X 发生后, 出现 Y 的概率大小。支持度越大, 说明 X 和 Y 同时出现的概率就越大; 置信度越高, 说明 Y 继 X 之后发生的概率越大, 即两者之间的关联性更强^[10]。为了提高效率, 保证数据分析的有效性, 设置了最小支持度 Min-support 和最小置信度 Min-confidence, 只有符合了最小支持度和最小置信度的关联规则, 分析的结果才有意义。最小支持度和最小置信度的阈值确定在理论和实践应用中都没有统一的计算方法, 往往都是根据经验主观设定。并且, 开展关联规则分析所涉及的数据都是定性数据, 若存在定量数据则需进行离散化处理。

定义 4: 频繁项集与强规则。

满足最小支持度的项集被称为频繁项集, 不满足最小支持度的项集被称为非频繁项集。在关联规则挖掘过程中, 在频繁项集中提取的高于最小置信度的关联规则称作强关联规则, 低于最小置信度的规则被称为弱关联规则。

1.2 AMKOC 主要步骤

1.2.1 数据收集并构建结构树

在机械课程理论中, 一般认为装备构造基本按照系统—部件—总成一零件的形式组成, 以某型工程机械为例, 基于结构构造原理, 建立该装备的结构树。如图 1 所示, 第一层级为起点, 即某型工程机械整装, 第二层级为各系统组成, 第三层级为部件组成。

根据该型装备结构树, 按照系统分为若干个一级知识点(如发动机、传动系统等), 在每个一级知识点下定义分类更细的二级知识点(如发动机配气机构、传动系统变速箱等)。假设某型工程机械共由 H 个系统组成, 也就是 H 个一级知识点, 每个一级知识点由若干个二级知识点组成, 由此建立知识点集合。

1.2.2 算法计算步骤

通过构建虚拟维修课程考核题库, 梳理历次考

试成绩即可得到知识点数据挖掘基础数据，并按照知识点进行分类。Apriori 挖掘算法主要分为 2 个阶段：1) 发现频繁集；2) 根据找到的频繁集挖掘出满足置信度指标的强关联规则。

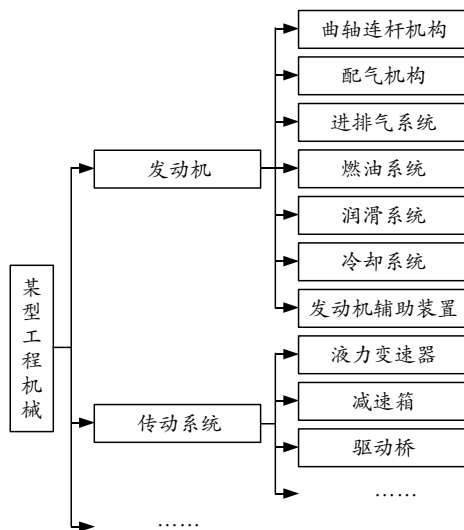


图 1 某型工程机械结构树

主要步骤如下：

- 1) 初始通过遍历数据集，确定每个项的支持度，判断是否符合频繁项集，从而得到频繁项集 1 项集；
- 2) 对 1 项集进行连接，得到候选的频繁 2 项集，判断是否符合频繁项集，从而得到频繁 2 项集；
- 3) 对 2 项集进行连接，如此重复进行步骤 2)，通过剪枝得到 k 项集；
- 4) 当没有新的频繁项集产生则算法结束。

Apriori 算法是一个逐层算法，从频繁 1 项集一直到频繁 k 项集，在每一次迭代时都进行连接和剪枝 2 个步骤以完成每一次的迭代。这是其算法计算的中心思想，为便于处理数据，笔者拟采用 SPSS Modeler 18 软件进行运算。

1.2.3 知识点关联分析

理论上认为，2 个知识点的关联性越强，同一考生在针对同一知识点的不同相关考题时得分的可能性就越相似，关联性强的知识点之间，考生更容易拿到相似的分数的^[11]。通过分析 2 个知识点的置信度数值，即可得出其关联性的强弱，可为成绩分析和试卷组合提供参考。

1.3 AMKOC 关键环节

构建课程知识点是构建虚拟维修课程考核题库的基础工作，也是数据收集与分析的关键环节。按照图 1 所示的装备结构，将原有试题分门别类地梳

理汇总，建立知识点结构树。

1.3.1 构建课程知识点集合

设集合 $U=\{A, B, C, D, \dots, H\}$ ， $A \sim H$ 分别为该工程机械各系统组成，为结构树知识点第一层级，如 A 代表发动机， B 代表传动系统。

1.3.2 构建系统知识点集合

每个系统由若干部件组成，建立各系统部件知识点集合如下：

$$A=\{AM_i, AN_j\};$$

...

$$H=\{HM_i, HN_j\}。$$

其中： i 为系统部件个数，设定 $i \in [1, 9]$ ， $j \in [1, 2]$ ； N_1 为某系统工作原理； N_2 为某系统综合故障排除； AM_1 为发动机曲柄连杆机构； AN_1 为发动机工作原理； AN_2 为发动机综合故障排除。考虑到知识点之间的交叉融合特点，在结构树的基础上，增加系统的某项知识点予以扩充结构树，比如增加各系统工作原理、综合故障排除等知识点，丰富考点的全面性和综合性，以构成知识点结构树。

1.3.3 构建部件知识点集合

虚拟维修课程设计有理论考核、零件识别、虚拟拆装、维护保养、故障排除等 5 个模块，可以分为单项选择题、多项选择题、判断题、零件识别题、虚拟拆装题、维护保养题、故障排除题 7 类考题型，分别用数字 1~7 代表各考题型，如 AM_{35} 代表发动机进排气系统知识点虚拟拆装题，各系统各部件知识点集合如下所示：

$$AM_i=\{AM_{ik}\}, AN_j=\{AN_{jk}\};$$

...

$$HM_i=\{HM_{ik}\}, HN_j=\{HN_{jk}\}。$$

其中， $i \in [1, 9]$ ， $j \in [1, 2]$ ， $k \in [1, 7]$ 。

1.3.4 细化试题集合

设定 n 为 1 到 99 的整数，具体试题集合为：

$$AM_{ik}=\{AM_{ikn}\}, AN_{jk}=\{AN_{jkn}\};$$

.....

$$HM_{ik}=\{HM_{ikn}\}, AN_{jk}=\{HN_{jkn}\}。$$

其中： $i \in [1, 9]$ ， $j \in [1, 2]$ ， $k \in [1, 7]$ ， $n \in [1, 99]$ ；试题集合中每个元素代表一个具体的考题，比如 AM_{3512} 为发动机进排气系统知识点虚拟拆装题第 12 题。

笔者以如图 2 所示的某型工程机械结构树为基础，基于知识点建立虚拟维修课程考核题库。此知

识点结构树既可作为考核试卷选取的依据，也可作为考核成绩分析提供知识点分类参考。

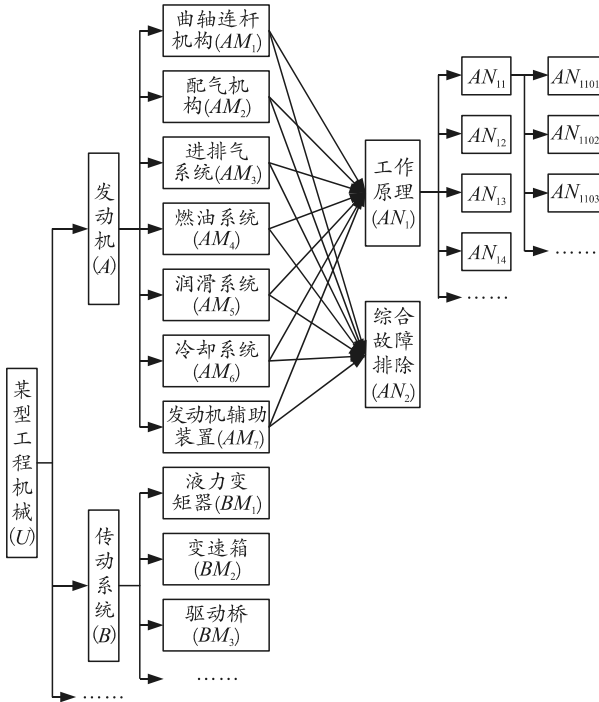


图 2 知识点结构树

2 AMKOC 实例分析

2.1 数据预处理

通过梳理分析 30 名学生考试得分情况，挑选了具有典型代表的 5 个知识点 (AM_4 柱塞泵工作原理、 AM_3 涡轮增压器零件识别、 AM_1 活塞连杆组拆装、 AM_5 润滑系统检查与机油更换维护保养、 AN_2 机油消耗量过大故障排除)，各知识点成绩数据如表 1 所示。

表 1 学生各知识点成绩数据

| 学生 ID | 知识点 | | | | |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | AM_4 | AM_3 | AM_1 | AM_5 | AN_2 |
| ID01 | 2 | 6 | 3 | 4 | 9 |
| ID02 | 3 | 7 | 4 | 5 | 8 |
| ID03 | 2 | 5 | 3 | 1 | 5 |
| ID04 | 3 | 5 | 4 | 4 | 9 |
| ID05 | 1 | 6 | 2 | 3 | 6 |
| ID06 | 2 | 4 | 1 | 2 | 7 |
| ... | | | | | |
| ID30 | 3 | 3 | 3 | 2 | 7 |

2.2 数据离散化处理

笔者研究利用 SPSS Modeler 18 软件处理 Apriori 算法。由于其软件数据处理要求为布尔型数据，因此需要对数据进行离散化处理。在处理中，以每个知识点的满分为基准，得分率在 60%以上的记为 T，得分率在 60%以下的记为 F。通过离散

化处理后的数据代替原始数据如表 2 所示。

表 2 离散化后的数据

| 学生 ID | 知识点 | | | | |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | AM_4 | AM_3 | AM_1 | AM_5 | AN_2 |
| ID01 | T | T | T | T | T |
| ID02 | T | T | T | T | T |
| ID03 | T | T | T | F | F |
| ID04 | T | F | T | T | T |
| ID05 | F | T | F | F | T |
| ID06 | T | F | F | F | T |
| ... | | | | | |
| ID30 | T | F | T | F | T |

2.3 结果计算

进行数据挖掘的内容主要是虚拟维修课程中 2 个知识点之间可能存在的关联性强弱，加之各知识点间二项集关系最具逻辑关系及指导意义；因此，仅考察各知识点的二项集相关关系。利用 IBM SPSS Modeler 18 软件，将离散化后的数据以 Excel 表格格式导入软件。为尽可能地获得更多关联数据，设置最小支持度 Min-support 为 1%，设置最小置信度 Min-confidence 为 5%，最大前项数设置为 1。如表 3 所示，运行后即可得到所有满足设置条件的关联规则。

表 3 Apriori 算法运算结果 %

| 前项 | 后项 | 支持度 | 置信度 | 前项 | 后项 | 支持度 | 置信度 |
|--------|--------|-----|-----|--------|--------|-----|-----|
| AM_5 | AM_4 | 40 | 75 | AM_1 | AM_4 | 60 | 50 |
| AM_3 | AM_1 | 50 | 67 | AM_3 | AN_2 | 50 | 47 |
| AM_4 | AM_5 | 47 | 64 | AM_3 | AM_4 | 50 | 47 |
| AM_4 | AM_1 | 47 | 64 | AN_2 | AM_3 | 53 | 44 |
| AN_2 | AM_1 | 53 | 63 | AN_2 | AM_4 | 53 | 44 |
| AM_5 | AM_1 | 40 | 58 | AM_5 | AM_3 | 40 | 42 |
| AM_1 | AM_3 | 60 | 56 | AM_5 | AN_2 | 40 | 42 |
| AM_1 | AN_2 | 60 | 56 | AM_1 | AM_5 | 60 | 39 |
| AM_4 | AM_3 | 47 | 50 | AM_3 | AM_5 | 50 | 33 |
| AM_4 | AN_2 | 47 | 50 | AN_2 | AM_5 | 53 | 31 |
| AM_5 | AM_4 | 40 | 75 | AM_1 | AM_4 | 60 | 50 |
| AM_3 | AM_1 | 50 | 67 | AM_3 | AN_2 | 50 | 47 |

为了更准确的挖掘知识点之间存在的关联性，笔者通过改变样本数据，分别选取了 50 和 100 名学生的考试数据进行了关联分析，并将运算结果与实际评估的关联度(根据机械理论和教学经验由教师进行预测)进行对比，其置信度比较信息如图 3 所示。

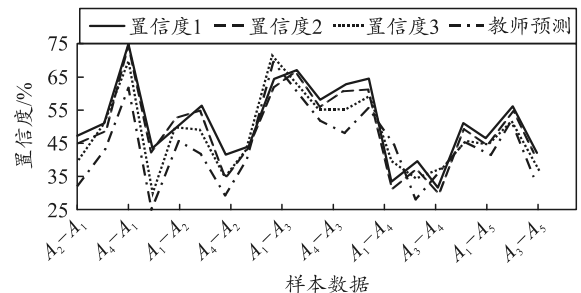


图 3 不同样本数据下置信度比较

2.4 结果分析

从表 3 运算结果中可以看出, 2 个知识点之间存在的关联性强弱, 共得出 20 条关联规则。如 $AM_5 \rightarrow AN_2$ (AM_5 为润滑系统检查与机油更换维护保养知识点; AN_2 为机油消耗量过大故障排除知识点): 支持度是 40%, 置信度是 42%, 表示学生在成绩样本数据中, 同时答对 AM_5 和 AN_2 知识点的概率为 40%, 学生在答对 AN_2 知识点之后, 答对 AM_5 知识点的概率是 42%。同时也说明, 学生在掌握润滑系统检查与机油更换维护保养知识点后, 有 42% 的概率掌握机油消耗量过大故障排除知识点。

由于关联规则区分前项和后项, 知识点学习的先后顺序影响着学生的理解掌握程度。根据计算结果, 考虑到 AN_2 和 AM_5 关联规则的双向性, $AN_2 \rightarrow AM_5$, 其支持度为 42%, 置信度为 31%, 说明如果学生先掌握 AN_2 知识点, 则后续掌握 AM_5 知识点的概率为 31%。结合 $AM_5 \rightarrow AN_2$ 分析结果, 学生先学习 AM_5 知识点, 即润滑系统检查与机油更换维护保养知识点, 其置信度更高 ($42\% > 31\%$), 才能获得较优的学习效果。

从图 3 还可看出, 不同成绩样本下, 计算的置信度存在差异。样本数据越多, 与教师实际评估的值越靠近, 也更符合实际结果。因此在大数据的背景下, 充分挖掘学生考试成绩, 获取更丰富的数据进行知识点的关联性分析, 为教学管理提供参考将变得更有意义^[12]。

3 AMKOC 考核优化方法

3.1 基于关联规则的试题选取方法

在建立知识点结构树的基础上, 利用 Apriori 算法计算出了各知识点的关联性。将关联性数据附加于每个知识点, 在试题选取过程中加入关联规则约束条件, 依据知识点之间的置信度设置一定的选取阈值, 对于已经抽取的试题, 关联性超过设置的置信度时则不再进行抽取, 排除高于预设阈值的知识点试题, 从而有效克服因考核内容重复、知识点覆盖不全面的试题抽取问题。如果完成一轮试题抽取后, 所抽取的试题数不满足试卷条件, 则降低阈值(比如置信度依次降低 5%), 直至抽取符合条件的试卷组合。

3.2 基于关联规则的考核成绩分析

根据学生成绩数据, 计算其每个知识点的得分情况, 利用 Apriori 算法对其进行关联性分析, 就可

以得出知识点得分情况关联性, 由此了解学生在课程学习方面对各个知识点的理解掌握情况, 同时也可以得出课程学习中的重难点, 通过对关联性的应用, 调整课程知识点的学习顺序和侧重点, 增强授课的系统性和针对性, 从而获得较好的授课效果。

3.3 试卷选题阈值参数设置与优化

数据收集是进行数据挖掘研究的基础, 科学优化的考核内容研究需要从收集到的海量数据中, 分析出学习者掌握知识点的规律, 依靠学生的考核数据分析出隐含的关联, 并预测出学生对知识点的掌握情况。需要不断地对学生数据进行关联性分析, 得到不同数据样本条件下知识点的关联性, 并作为调整选题阈值参数设置的参考, 从而优化试卷组合, 使试题选取工作更加科学高效。

4 结束语

虚拟维修课程的数据挖掘逐渐受到学者的重视, 知识点结构树的建立不仅能够迅速理清各知识点之间的关系, 而且能为分析知识点关联性提供了数据基础。通过 Apriori 算法计算出的知识点关联性数据, 作为考核试题选取时阈值设置的参考, 相较于传统的选题内容, 能使试卷组合更加科学合理, 也能帮助老师分析学生对知识点的理解掌握情况, 从而针对性系统性地因人施教, 提高教学质量。

参考文献:

- [1] 孟宪彬, 罗英智, 李潮海, 等. 后疫情时代基础教育学习资源应用平台建设: 现状与改进[J]. 现代教育管理, 2021(4): 99-105.
- [2] 徐镇凯, 温勇兵, 魏博文, 等. 基于大数据多层变权云计算的高校工科教师授课质量综合评价[J]. 现代教育管理, 2016(9): 93-96.
- [3] 万晓燕, 陈姝. 基于关联规则的数据挖掘技术研究[J]. 现代计算机(专业版), 2015(14): 18-21.
- [4] 王晓丽, 奚克敏, 刘占波, 等. 基于 Apriori 算法的关联规则分析[J]. 软件, 2019, 40(2): 23-26.
- [5] 许子君, 杜秋, 栗超. Apriori 改进算法在军队院校干部考核中的应用[J]. 兵工自动化, 2010, 29(3): 89-93, 96.
- [6] 吴小东, 曾玉珠. 基于 Apriori 算法的高校学生成绩数据挖掘[J]. 廊坊师范学院学报(自然科学版), 2019, 19(1): 31-36.
- [7] 潘婷婷, 詹国华, 李志华. 基于知识点与错误率关联的个性化智能组卷模型[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(5): 139-144.
- [8] 魏伟, 郭崇慧, 邢小宇. 基于语义关联规则的试题知识

点标注及试题推荐[J]. 数据分析与知识发现, 2020, 4(2): 182-191.

[9] 袁路妍, 李锋. 改进的关联规则 Apriori 算法在课程成绩分析中的应用[J]. 中国教育信息化, 2017(17): 62-65.

[10] 黄川腾, 蒲爽, 唐迪, 等. 基于关联规则挖掘算法 Apriori 的土木工程课程相关性分析[J]. 中国教育信息

(上接第 34 页)

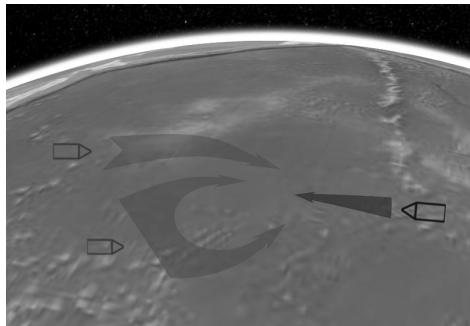


图 6 军标标绘显示效果

4 结束语

3 维态势显示将战场环境、实体模型、战术要素等以直观、形象、可交互的形式展示给用户, 具有较强真实感。基于 Cesium 的 3 维态势显示具有开放灵活、功能丰富、开发难度低、扩展性好等优点, 且支持跨平台、多端部署及方便的网络协同

(上接第 40 页)

[33] 刘高勇, 邓胜利, 王彤. 网络用户信息交互动力的实证研究[J]. 情报科学, 2014, 32(5): 115-119.

[34] 邓胜利. 网络用户信息交互行为研究模型[J]. 情报理论与实践, 2015, 38(12): 53-56, 87.

[35] 杨明, 董庆兴, 陈焯. 网络时代的用户心理及其信息行为研究综述[J]. 图书情报知识, 2020(6): 117-127.

[36] YOO B, DONTHU N. Developing a scale to measure the perceived quality of an Internet shopping site

化, 2020(23): 55-58, 84.

[11] 吴雅锋. 基于考试成绩得分的知识点关联关系分析研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019: 5.

[12] 孙菲, 任福栋, 时圣永, 等. 关联规则 Apriori 算法在中高考成绩分析中的应用研究[J]. 北华航天工业学院学报, 2020, 30(4): 26-28.

作业, 在 3 维态势显示领域具有较好的实际应用价值。

参考文献:

[1] 严林, 张尧, 曾李阳. 基于 Cesium 的 3 维地形修改与模型坐标变换研究[J]. 测绘, 2020, 43(1): 45-48.

[2] 王勃, 康晓予, 张莉. 虚拟海战场态势 3 维显示系统设计与实现[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(1): 202-206.

[3] 韩昕熠. 基于 Cesium 的多维动态可视化技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019: 46-48.

[4] 卢振. 基于 WebSocket 协议的分布式云推送平台研究与实现[D]. 大连: 大连理工大学, 2019: 7-13.

[5] 刘德龙. 指控系统的实时数据处理软件设计[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 17-23.

[6] 罗丽娟. 基于 EV_Globe 的航天任务 3 维显示技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017: 22-34.

[7] 罗理机. 战场 3 维态势军标标绘系统的设计与实现[D]. 武汉: 中国舰船研究院, 2015: 37-39.

(SITEQUAL)[J]. Quarterly journal of electronic commerce, 2001, 2(1): 31-45.

[37] BARNES S, VIDGEN R. WebQual: an exploration of website quality[C]. ECIS 2000 proceedings, 2000: 74.

[38] PARASURAMAN A, ZEITHAML V A, MALHOTRA A. ES-QUAL: A multiple-item scale for assessing electronic service quality[J]. Journal of service research, 2005, 7(3): 213-233.

[39] DABHOLKAR P A, THORPE D I, RENTZ J O. A measure of service quality for retail stores: scale development and validation[J]. Journal of the Academy of marketing Science, 1996, 24(1): 3.