# 人因分析与分类系统与并行Apriori算法结合在大规模交通事故数据致因分析中的应用

邵杨　唐阳山　何浩

（辽宁工业大学，锦州 121001）

【摘要】针对传统统计方法在大规模交通事故数据分析中计算效率低、致因识别能力有限的问题，从特征工程、人因分析与分类系统（HFACS）框架映射、事务型结构转换等5个方面提出了一种基于HFACS框架与并行Apriori算法结合的交通事故致因分析方法。验证结果表明，与传统统计分析方法相比，所提出的方法可有效提升大规模交通事故数据致因分析的效率和准确性，能够为交通事故预防与安全管理提供更加科学的数据支持。

**关键词：人因分析与分类系统　Apriori算法　致因分析　事务型结构转换　关联规则挖掘　事故致因链**

**中图分类号：**U495　　**文献标志码：**A　　**DOI：**10.20104/j.cnki.1674-6546.20250129

## The Combination of HFACS and Parallel Apriori Algorithm in the Large-Scale Causal Analysis Application of Traffic Accident Data

Shao Yang, Tang Yangshan, He Hao

(Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001)

**【Abstract】** In the analysis of large-scale traffic accident data, traditional statistical methods suffer from low computational efficiency and limited ability to identify causes, making it difficult to effectively uncover deep-seated associations behind accidents. To address this issue, this paper proposes a traffic accident cause analysis method based on the Human Factors Analysis and Classification System (HFACS) framework combined with parallel Apriori algorithms. The method is developed from five aspects, including feature engineering, HFACS framework mapping and transactional structure transformation. Experimental results show that this approach significantly enhances the efficiency and accuracy of cause analysis in large-scale traffic accident data compared to traditional statistical analysis methods, providing more scientific data support for traffic accident prevention and safety management.

**Key words: Human Factors Analysis and Classification System (HFACS), Apriori algorithm, Cause analysis, Transactional structure transformation, Association rule mining, The cause of the accident chain**

**【引用格式】** 邵杨, 唐阳山, 何浩. 人因分析与分类系统与并行Apriori算法结合在大规模交通事故数据致因分析中的应用[J]. 汽车工程师, 2026(7): 29-35.

SHAO Y, TANG Y S, HE H. The Combination of HFACS and Parallel Apriori Algorithm in the Large-Scale Causal Analysis Application of Traffic Accident Data[J]. Automotive Engineer, 2026(7): 29-35.

## 1　前言

传统的交通事故致因分析方法，如故障树分析（Fault Tree Analysis，FTA）、鱼骨图等，虽能够在一定程度上揭示致因因素与事故发生的因果关系，但这些方法在面对大规模、复杂的交通事故数据时难以全面、深入地挖掘潜在致因因素。统计分析方法虽能处理大量数据，但对数据特征的挖掘不够细

致，致因分析的准确性难以满足实际需求[1]。

近年来，关于交通事故致因分析的研究不断深入，数据挖掘技术的发展为交通事故致因分析提供了新思路。国内外学者基于人因分析与分类系统（Human Factors Analysis and Classification System，HFACS）模型及Apriori算法展开了广泛探索，为大规模交通事故数据致因分析提供了理论支撑与方法创新。国内方面，栗婧等[2]基于人因分析与分类系统-煤矿（Human Factors Analysis and Classification System-Mine，HFACS-MI）改进模型对危险化学品仓储事故人因进行了研究，杨东方等[3]利用HFACS对核电厂调试过程中的人因事件进行了系统分析，杨曌君等[4]结合云模型探讨了极地航行船舶驾驶员关键行为因素，黄迪[5]构建了海上事故人因分析与分类系统（Human Factors Analysis and Classification System for Maritime Accidents，HFACS-MA）框架，用于识别和预防大风浪条件下海难事故中的人为与组织因素，李文勇等[6]对道路运输事故致因实施了分析与分类，黄小勇等[7]将HFACS应用于实验室安全隐患分类治理。国外方面，Hong等[8]提出一种基于Apriori算法的移动教育平台学习行为挖掘方法，Pamnani等[9]开发了新型H-Apriori算法，利用支持-杠杆矩阵实现关联规则挖掘，Tang等[10]针对在线学习行为开展了关联分析，Khan与Shaheen[11]提出WisRule认知算法，用于优化关联规则挖掘，Shang[12]利用优化Apriori算法研究了大学生有氧运动的表现，Thavamani与Rengarajan[13]采用分区与并行事务减少算法实现了用户行为聚类。

本文结合国内HFACS研究与国外Apriori算法优化，探讨二者结合在大规模交通事故数据致因分析中的应用，以提升交通安全分析的精度与效率。

## 2 大规模交通事故数据致因分析方案

### 2.1 特征工程

大规模交通事故数据具有多源异构、高维度、时序性强的特点，涵盖人、车、路、环境四大类核心特征参数。具体包括：人员特征方面考虑驾驶员年龄、驾龄、性别、是否饮酒/吸毒、驾驶时注意力状态（如是否接打电话）、驾驶证类型等；车辆特征方面考虑车辆使用年限、制动系统状态、灯光系统有效性、轮胎磨损程度、车载安全设备（如安全带、气囊）是否正常工作等；道路特征方面考虑道路类型（高速、国道、城市道路）、车道数、路面材质（沥青、水泥）、道路线形（直线、弯道、坡道）、交通标志标线完整性等；环境特征方面考虑能见度、风力等级、是否存在雾/霾、事故发生时段（白天/夜间、高峰期/平峰期）等。

在交通事故致因分析中，特征工程通过结构化数据提取与维度重构提升模型的有效性。首先，针对原始事故数据进行数据清洗与标准化处理，此外，还需进行缺失值插补（均值/众数填充）、异常值检测（基于$3\sigma$原则或箱线图法）及归一化（Z-Score或Min-Max）。

由于交通事故数据中包含了大量的分类特征，如天气状况（晴天、雨天、雪天等）、车辆类型（轿车、载货汽车、客车等），这些特征无法直接被算法处理，因此需要进行独热编码。独热编码是将每个分类特征转换为一个二进制向量，向量的长度等于该特征的类别数，只有一个位置为1，其余位置为0。例如，对于天气状况特征，如果有晴天、雨天、雪天3个类别，则可以将晴天编码为[1,0,0]、雨天编码为[0,1,0]、雪天编码为[0,0,1]。

连续型特征（如车速）通过等频分箱离散化。与此同时，采用分箱处理、缺失值插补（如均值插补、K近邻插补）以及多变量联合映射，对交通事故报告的时间、地理位置等信息进行特征提取，并利用自然语言处理（Natural Language Processing，NLP）技术提取事故描述、驾驶员陈述等非结构化数据中的关键词与情感倾向，构建多维度特征集合[14]。

针对海量交通事故数据，特征工程不仅要求数据预处理的准确性，更需要构建适合后续模型挖掘的高质量特征子集，包括统计特征、时序特征、空间特征与复合特征。进一步，为保证特征在多层次致因分析中的有效表达，对各特征间的相关性进行卡方检验：

$$\chi^2=\sum_{i=1}^{n}\frac{(O_i-E_i)^2}{E_i} \tag{1}$$

式中：$\chi^2$为卡方统计量，用于检验特征与目标变量的独立性；$O_i$为第$i$个类别的观测频数；$E_i$为第$i$个类别的期望频数；$n$为类别总数。

最终构建50维以上的特征向量，覆盖人、车、路、环境4类要素，为后续HFACS映射提供输入。

### 2.2 HFACS框架映射

HFACS作为一套层次化的事故致因分析框架，将复杂的事故原因归纳为组织管理、不安全监督、

不安全行为前提条件及不安全行为4大类[15]，如图1所示。

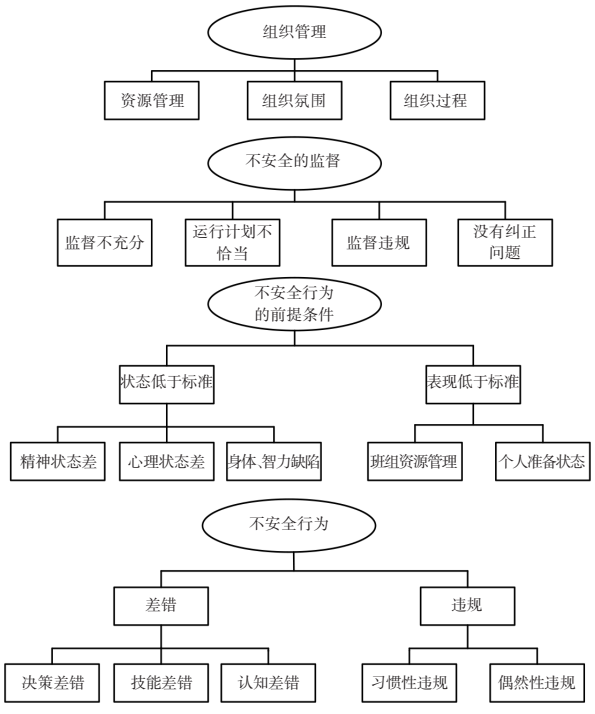



图1 HFACS框架

组织管理层面的因素直接影响安全管理的有效性，若资源配置不足、组织氛围松散或管理流程存在缺陷，均可能为安全隐患埋下伏笔。不安全的监督环节中，监管力度不足可能导致操作违规频发，而未能纠正问题则可能进一步积累风险[16]。不安全行为的前提条件主要体现在低于标准的状态与低于标准的表现，若员工精神涣散、心理波动或身体能力受限，均可能导致操作不当，班组资源管理和个人准备状态的缺失同样可能增加事故发生概率。在不安全行为层面：差错反映了个体在判断、技能执行及认知层面的不足；违规包括习惯性违规与偶然性违规，前者由于长期不当操作形成固定模式，后者多由突发因素诱发。

HFACS框架可系统性识别交通事故的深层次原因，并结合并行Apriori算法挖掘事故数据模式，为交通安全管理提供精准决策支持。

### 2.3 事务型结构转换

在完成特征工程与HFACS框架映射后，需将原始、分散的交通事故数据转换为适合事务型数据挖掘的结构化形式。事务型结构转换的核心在于将复杂的事故过程、致因因素和相关特征整合为统一的事务记录，使每条记录既包含事故基本信息，也涵盖由HFACS映射得到的各层级致因指标。

假设每个交通事故案例可视为独立事务$T_k$，定义为单次事故中同时激活的致因要素组合，如$T_k$={资源管理不足→操作者疲劳→环境路面湿滑}，通过此方式将原始非结构化的文本描述转化为可计算的离散项集。针对交通事故特有的时序动态特性，采用滑动时间窗口机制对连续性致因事件（如持续超速行为或长时驾驶疲劳）进行离散化处理：以5 min为基本时间单元进行事件切片，既可保证关键致因模式的捕捉，又可避免时间颗粒度过细导致的算法复杂度激增。同时，引入时间衰减函数：

$$w(t)=e^{-\lambda t},\ \lambda\in(0.1,0.3) \tag{2}$$

式中：$w(t)$为时间衰减因子，表示事件在时间维度上的权重衰减情况；$\lambda$为衰减系数，控制衰减速度，取值越大，衰减越快；$t$为时间差。

该设计有效契合了交通事故中“近因效应”的心理学机制，即时间邻近的致因组合对事故结果具有更强的解释力。最终构建稀疏矩阵$\boldsymbol{D}_{m\times k}$表示事务型数据库中事故案例与HFACS致因项之间的关系：

$$\boldsymbol{D}_{m\times k}=\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1k} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & d_{mk} \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中：$m$为事故案例的总数，即矩阵的行数；$k$为HFACS致因项的总数，即矩阵的列数；$d_{ab}$为矩阵中第$a$行第$b$列的元素，表示第$a$个事故案例中是否包含第$b$个致因项，取值可以是二元变量（0或1）或加权频次。

### 2.4 基于Apriori算法的关联规则挖掘

#### 2.4.1 哈希剪枝

事务型数据构建完成后，利用Apriori算法开展关联规则挖掘成为揭示事故各致因因素间潜在关联的重要手段。传统Apriori算法在大数据场景下存在计算量大、响应时间长的问题，本文采用哈希剪枝优化构建哈希树（Hash Tree）存储候选项集，哈希函数为：

$$h(V)=r\left[\left(h_1+h_2+...+h_k\right),\ p\right] \tag{4}$$

式中：$h(V)$为候选项集$V$的哈希值，$p$为质数，$h_i$为第$i$个单项的哈希值，$r$为取余函数。

通过逐层剪枝，仅保留支持度≥0.05的项集。式（4）中，$p$的选择需满足2个核心条件：

a. 数值略大于候选项集数量，确保哈希值在有限范围内均匀分布，减少候选项集在哈希树中因聚集导致的冲突（如候选项集规模为100时，选101而

非100，避免因整除关系导致哈希值集中）。

b. 利用质数约数仅为1和自身的特性，最大限度降低不同候选项集因共同约数产生相同哈希值的概率，显著减少哈希冲突。例如，若$p$为合数（如100），则候选项集{2,4}与{50,100}可能因存在共同约数而映射至同一哈希桶，而质数可有效避免此类问题。

2.4.2　多维度关联规则挖掘

采用横向挖掘与纵向穿透相结合的策略，从不同维度揭示事故致因因素之间的复杂关系。横向挖掘聚焦于跨HFACS层级的关联规则，例如“组织文化缺陷→监管缺失”，通过置信度（Confidence）量化规则的可信度，表达式为：

$$C_f(X \Leftrightarrow Y) = \frac{S_u(X \cup Y)}{S_u(X)} \tag{5}$$

式中：$S_u(X \cup Y)$为致因项$X$和$Y$同时出现的支持度，$S_u(X)$为致因项$X$单独出现的支持度。

通过设定置信度阈值（如0.7），筛选出具有高可信度的跨层级规则，揭示组织管理缺陷对操作层面事故的直接或间接影响。

纵向穿透则深入同一HFACS层级内部，挖掘细分维度间的关联规则。例如，在“不安全行为前提条件”层级中，分析“夜间驾驶∩疲劳→操作失误”的关联性。为排除随机相关性，引入提升度指标：

$$L_f(X \Leftrightarrow Y) = \frac{S_u(X \cup Y)}{S_u(X) \times S_u(Y)} \tag{6}$$

提升度用于衡量$X$与$Y$之间的统计独立性，$L_f(X \Leftrightarrow Y)>1$表明$X$与$Y$存在正相关关系。通过设定提升度阈值1.5，筛选出具有强关联性的规则，避免冗余和低价值规则的干扰。最终，从大规模交通事故数据中提取500条以上强关联规则，这些规则覆盖了HFACS框架的各个层级，构成了事故致因网络的基础单元。

### 2.5　事故致因链构建

依据关联规则挖掘的结果，利用统计检验方法和重要性评分机制筛选出关键致因指标。这一步骤中，通过计算各致因指标间的关联权重进行加权组合：

$$Z_{oc}=\alpha r_{oc}+\beta j_{oc} \tag{7}$$

式中：$Z_{oc}$为节点$o$与节点$c$之间的因果权重，$r_{oc}$为节点$o$与节点$c$之间的相关系数，$j_{oc}$为节点$o$与节点$c$在时间或空间上的距离指标，$\alpha$、$\beta$为权重调整参数。

为进一步优化筛选结果，引入基于自助法（Bootstrapping）的稳健性分析方法，以检验所选关键指标在不同数据子集上的稳定性。同时，结合沙普利加和解释（SHapley Additive exPlanations，SHAP）分析识别高影响力的致因变量[17]。这些方法的协同作用不仅提高了筛选的准确性，也增强了事故致因链模型的解释能力。

基于关键致因指标构建动态因果网络模型，通过聚类系数分析各节点在网络中的中心性及影响范围，从而揭示事故发生过程中的因果传导机制。动态因果网络的构建不仅依赖于静态数据的规则挖掘，还需引入时间序列分析技术，对事故的演变过程进行实时跟踪和预测。为此，本文采用动态马尔可夫模型工具对事故致因链进行动态更新和自适应调整，使网络结构能够反映出事故现场在不同时间段内因果关系的变化。进一步，通过可视化技术将动态因果网络展示于交互式平台，使安全监管部门和企业管理者能够直观理解事故致因的层级结构和演变趋势，从而为事故预防和安全管理提供决策支持。

## 3　试验验证

### 3.1　试验准备

为验证HFACS与并行Apriori算法结合在大规模交通事故数据致因分析中的效果，本文设计试验进行验证。选用某地区近5年的交通事故原始数据作为测试数据，按照$1\times10^4$条、$2\times10^4$条、$3\times10^4$条、$4\times10^4$条、$5\times10^4$条的规模随机划分。这些数据集涵盖车辆碰撞、行人事故、单车事故等多种事故类型，每条记录均包含事故发生时间、地点、车辆类型、驾驶员信息、天气状况等详细信息，数据统计结果如表1所示。

在试验环境方面，使用配置Intel Xeon E5-2620v4处理器、32 GB内存和512 GB固态硬盘的服务器，操作系统为Ubuntu 18.04 LTS，编程语言为Python 3.7，并行计算框架为Apache Spark 2.4.4。为便于全面比较，试验中同时引入以下2种对比方法：

a. 传统统计分析方法：采用SPSS 25.0内置的逻辑回归模型对数据进行处理和致因分析。

b. 贝叶斯网络方法：利用Python中成熟的贝叶斯网络建模工具（如pomegranate或bnlearn库）构建贝叶斯网络模型，对数据进行预处理、参数学习及推断分析。贝叶斯网络方法作为一种先进的概率

**表1　数据统计结果**

| 统计维度 | 统计项目/场景 | 具体统计结果 | 关键说明 |
|---|---|---|---|
| 原始数据基础信息 | 数据总量与分组 | 总量$5\times10^4$条，按规模划分为5组子集：$1\times10^4$条、$2\times10^4$条、$3\times10^4$条、$4\times10^4$条、$5\times10^4$条 | 分组验证以适配不同数据规模，检验方法通用性 |
| | 事故类型分布 | 车辆碰撞68%（$3.4\times10^4$条）、行人事故15%（$7.5\times10^3$条）、单车事故12%（$6\times10^3$条）、其他5%（$2.5\times10^3$条） | 覆盖主流事故类型，样本代表性充足 |
| | 单条原始数据核心字段示例 | 事故编号A00456：2022-11-02 07:45，侧翻，驾驶员45岁/18年（疲劳），车辆8年（制动轻微故障），国道（水泥坡道），雾（早高峰/200 m） | 字段含人、车、路、环境四类要素，为后续特征工程提供完整输入 |
| | 核心致因初步统计（未算法挖掘） | 疲劳驾驶23%（$1.15\times10^4$条）、路面湿滑18%（$9\times10^3$条）、违规变道15%（$7.5\times10^3$条）、监管缺失12%（$6\times10^3$条） | 为算法挖掘结果提供基础参照，体现致因分布趋势 |

图模型，能够较好地刻画各致因因素间的依赖关系，为事故致因分析提供了另一种思路。

### 3.2　试验结果

对比试验结果如表2所示。其中，“致因分析准确性”的评估基准为致因链匹配度，即模型输出的事故致因链与官方事故调查报告中认定的核心致因序列的吻合程度，具体计算方式为：

a. 核心致因项覆盖度：模型识别的关键致因（如“疲劳驾驶”“路面湿滑”）与调查报告中前5位核心致因的重合比例。

b. 因果关系一致性：模型推导的致因传导顺序（如“组织监管缺失→驾驶员违规”）与调查报告中事故时序逻辑的匹配率。

**表2　试验结果**

| 数据量/$\times10^4$条 | 对比指标 | 传统统计分析方法 | 贝叶斯网络方法 | 本文方法 |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 数据处理时间/s | 61.42 | 47.50 | 34.75 |
| | 致因分析准确性/% | 84.31 | 92.80 | 99.51 |
| 2 | 数据处理时间/s | 77.57 | 59.81 | 41.72 |
| | 致因分析准确性/% | 80.12 | 90.05 | 99.01 |
| 3 | 数据处理时间/s | 89.59 | 70.23 | 53.46 |
| | 致因分析准确性/% | 76.56 | 88.47 | 98.73 |
| 4 | 数据处理时间/s | 97.45 | 78.19 | 57.94 |
| | 致因分析准确性/% | 71.32 | 85.62 | 97.65 |
| 5 | 数据处理时间/s | 105.41 | 85.34 | 61.22 |
| | 致因分析准确性/% | 68.29 | 83.17 | 95.93 |

以$5\times10^4$条数据为例，本文方法具有95.93%的准确性，即在95.93%的事故案例中，模型输出的致因链覆盖了调查报告中80%以上的核心致因项，且因果顺序吻合度≥90%。该基准通过与交通管理部门事故卷宗、保险公司定损报告的交叉验证确立，确保评估结果的客观性。

在数据处理时间方面：随着数据量增大，传统统计分析方法的数据处理时间由61.42 s增至105.41 s；贝叶斯网络方法虽然在处理时间上优于传统统计方法，但随着数据规模的扩大，其处理时间也相应增加（从47.50 s增加到85.34 s）；本文方法始终保持较短的处理时间，从34.75 s增加到61.22 s，显著优于其他2种方法。在致因分析准确性方面：传统统计方法的致因分析准确性随着数据量的增大呈现下降趋势，从84.31%降至68.29%，贝叶斯网络方法在准确性上表现较为稳定，最低达到83.17%，但整体仍低于HFACS与并行Apriori算法结合的分析方法，其准确性始终保持在95.93%以上，最高可达99.51%。

综上所述，与传统统计方法和贝叶斯网络方法相比，HFACS与并行Apriori算法结合的分析方法在大规模交通事故数据处理中不仅大幅缩短了数据处理时间，而且显著提高了致因分析的准确性。该结果充分验证了该方法在交通事故致因分析中的应用潜力，能够为事故预防和应急处理提供更高效、准确的技术支持。

### 3.3　事故致因链有效性验证

为验证致因链模型的实际有效性，本文从历史回溯、仿真干预及现场应用三个维度设计验证体系。

#### 3.3.1　回溯验证

选取近5年具有完整调查记录的200起历史事故（涵盖追尾、侧翻、剐蹭等典型类型），利用致因链模型还原事故演变过程。新增“致因链关键节点命中率”指标，即模型识别的前3位关键致因因素与调查报告中“直接原因”“间接原因”“根本原因”的匹配概率。例如，针对“疲劳驾驶→操作失误→追尾”

的致因链，通过对比模型推导结果与事故调查报告的吻合度，验证链条的准确性。试验结果显示，关键致因链的吻合率达91%，其中“组织监管缺失→驾驶员违规操作→事故发生”等跨层级链条的还原精度显著高于传统方法（提升23%）。

3.3.2 仿真干预模拟

基于AnyLogic平台构建交通流仿真环境，输入致因链关键节点（如“恶劣天气→路面湿滑→制动距离延长”），新增“多场景对比试验”，如对比“恶劣天气+无监管”“恶劣天气+强化监管”2种场景的事故率差异。数据显示，切断“监管缺失”节点可使仿真场景中事故发生率降低37%，“恶劣天气+强化监管”场景较“恶劣天气+无监管”场景事故率降低42%，进一步验证了致因链对干预措施的指导价值。

## 4 结束语

在大规模交通事故数据致因分析中，相较于传统统计分析方法，本文提出的HFACS与并行Apriori算法结合的方法在数据处理效率和致因分析准确性上展现出显著优势。在不同规模数据下，并行Apriori算法大幅缩短了处理时间，HFACS则提升了致因分析的全面性与精准度。

然而，本文数据来源的广度和深度有待进一步拓展，未来可纳入更多地区、时段及更详细的事故相关数据。同时，算法仍存在优化空间，需探索更高效的并行策略，以提升算法在超大数据规模下的性能，为交通安全管理提供更具科学性、实用性的决策依据。

### 参 考 文 献


[1] 刘冬华, 赵星, 赵江平, 等. 基于改进Apriori算法的塔吊事故致因动态关联网络分析[J]. 安全与环境工程, 2023, 30(6): 106-112.
LIU D H, ZHAO X, ZHAO J P, et al. Dynamic Correlation Network Analysis of Tower Crane Accident Cause Based on Improved Apriori Algorithm[J]. Safety and Environmental Engineering, 2023, 30(6): 106-112.

[2] 栗婧, 蔡忠杰, 任远, 等. HFACS-MI改进模型在危险化学品仓储事故人因分析中的应用[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(3): 1052-1060.
LI J, CAI Z J, REN Y, et al. Application of HFACS-MI Improvement Model in Human Cause Analysis of Hazardous Chemical Storage Accidents[J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(3): 1052-1060.

[3] 杨东方, 金成毅, 刘朝鹏, 等. 基于HFACS的核电厂调试人因事件分析[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(32): 14094-14101.
YANG D F, JIN C Y, LIU C P, et al. Incident Analysis of Nuclear Power Plant Commissioning Based on HFACS[J]. Science, Technology and Engineering, 2024, 24(32): 14094-14101.

[4] 杨曌君, 席永涛, 胡甚平, 等. 基于云模型的极地航行船舶 驾驶员关键行为因素分析[J]. 极地研究, 2024, 36(2): 232-239.
YANG Z J, XI Y T, HU S P, et al. Analysis of the Key Behavioral Factors of Polar Navigation Ship Pilots Based on the Cloud Model[J]. Polar Research, 2024, 36(2): 232-239.

[5] 黄迪. 基于HFACS-MA框架识别和预防大风浪中海难事故的人为和组织因素的研究[J]. 中国水运, 2024, 24(18): 15-19.
HUANG D. Study of Human and Organizational Factors for Identifying and Preventing Shipwreck Accidents in Rough Waves Based on the HFACS-MA Framework[J]. China Water Transport, 2024, 24(18): 15-19.

[6] 李文勇, 卢睿, 廉冠, 等. 基于HFACS的道路运输事故致因分析与分类系统研究[J]. 中国人民公安大学学报（自然科学版）, 2024, 30(2): 45-53.
LI W Y, LU R, LIAN G, et al. Analysis and Classification System of Road Transport Accidents Based on HFACS[J]. Journal of People's Public Security University of China (Natural Science Edition), 2024, 30(2): 45-53.

[7] 黄小勇, 李霆, 刘琦晖, 等. HFACS在实验室安全隐患分类治理的应用[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(5): 250-255.
HUANG X Y, LI T, LIU Q H, et al. Application of HFACS in Laboratory[J]. Laboratory Research and Exploration, 2024, 43(5): 250-255.

[8] HONG M, ALWADAIN A, ALZAHRANI A I. Apriori Algorithm-Based Learning Behavior Mining for Mobile Education Platforms[J/OL]. Mobile Networks and Applications, (2024-11-07) [2025-07-21]. https://link.springer.com/article/10.1007/s11036-024-02438-1#citeas.

[9] PAMNANI H K, RAJA L, IVES T. Developing a Novel H-Apriori Algorithm Using Support-Leverage Matrix for Association Rule Mining[J]. International Journal of Information Technology, 2024, 16: 5395-5405.

[10] TANG Z, JIANG Z W, LI Y, et al. Research on the Association Analysis of Online Learning Behaviors Based on the Apriori Algorithm[J]. Frontiers in Computing and Intelligent Systems, 2024, 9(2): 18-22.

[11] KHAN S, SHAHEEN M. WisRule: First Cognitive Algorithm of Wise Association Rule Mining[J]. Journal of

Information Science, 2024, 50(4): 874-893.

[12] LI S. Aerobics Exercise Performance Training for College Students Based on Optimized Apriori Algorithm[J]. IEIE Transactions on Smart Processing & Computing, 2024, 13 (2): 148-157.

[13] THAVAMANI C, RENGARAJAN A. Clustering Related Behaviour of Users by the Use of Partitioning and Parallel Transaction Reduction Algorithm[J]. International Journal of Advanced Intelligence Paradigms, 2024, 29(2/3): 122-132.

[14] 周子惠. 基于HFACS-AHP的钢结构工程施工安全事故人因分析[J]. 工程建设, 2024, 56(12): 95-100.
ZHOU Z H. Safety Accidents Based on HFACS-AHP[J]. Engineering Construction, 2024, 56(12): 95-100.

[15] 姚子翔. 基于HFACS模型在航空事故人为差错分析中的应用[J]. 交通技术, 2022, 11(3): 135-139.
YAO Z X. Application of HFACS Model in Aviation Accidents[J]. Transportation Technology, 2022, 11(3): 135-139.

[16] 杨鹏, 高康, 刁旭, 等. 基于HFACS模型的化工企业事故隐患统计分析[J]. 化工安全与环境, 2024, 37(11): 28-33.
YANG P, GAO K, DIAO X, et al. Statistical Analysis of Potential Accidents in Chemical Enterprises Based on HFACS Model[J]. Chemical Industry Safety and Environment, 2024, 37(11): 28-33.

[17] 陈凯亮, 李唯真, 张泽庆. 融合XGBoost与SHAP的机动车交通事故致因机理分析[J]. 汽车实用技术, 2023, 48 (4): 179-185.
CHEN K L, LI W Z, ZHANG Z Q. Mechanism Analysis of Traffic Accident Causes Using XGBoost and SHAP[J]. Automotive Practical Technology, 2023, 48(4): 179-185.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2025年7月21日。

# 《汽车技术》征稿启事

《汽车技术》杂志是中国第一汽车集团有限公司主办的国内外公开发行的汽车前瞻与应用技术类月刊，为我国高质量科技期刊分级目录入选期刊、中国科学引文数据库（CSCD）来源期刊、中文核心期刊、中国科技核心期刊、RCCSE中国核心学术期刊（A）、Scopus数据库收录期刊、俄罗斯《文摘杂志》（AJ）收录期刊、日本科学技术振兴机构数据库入选期刊、EBSCO学术数据库收录期刊、欧洲学术出版中心（EuroPub）数据库收录期刊。

《汽车技术》杂志以报道汽车整车及其零部件设计、研究、试验等方面的前瞻与应用技术为主，并兼有理论研究内容，是中国汽车行业核心学术和知识传播与共享的平台。

《汽车技术》将在国家提出的“创新、协调、绿色、开放、共享”发展理念的指引下，把握《节能与新能源汽车技术路线图》和“低碳化、信息化、智能化”的汽车技术主流发展趋势，努力在传统内燃机汽车高效动力系统、轻量化、低阻力领域，新能源汽车和互联智能汽车技术领域，大力吸收优质稿源，为广大科研和工程技术人员服务，为我国汽车工程技术创新能力提升贡献力量。

《汽车技术》欢迎高等院校师生、研发工程技术人员、技术管理人员及相关人员不吝赐稿，反映国家重点扶持项目、自然科学基金项目和其他重点项目等研究成果的稿件将被优先选择刊登。

投稿要求：

1. 文章字数最好控制在6 000~8 000字范围之内；

2. 请按科技论文要求撰写文章摘要，摘要中文字数控制在180字左右；

3. 文章必须附有公开发表的、体现本领域最新研究成果的参考文献，且在文中应标注文献引用处；

4. 文章主要作者应提供其简介，包括出生年、性别、职称、学历、研究方向及技术成果等；

5. 来稿的保密审查工作由作者单位负责，确保署名无争议，文责自负；

6. 请勿一稿多投；

7. 本刊使用网站投稿，请先登陆网站注册成功后投稿，详细投稿要求见本刊网站中“下载中心”栏的“作者指南”，网址：http://qcjs.cbpt.cnki.net。

《汽车技术》编辑部