

AI技術を活用した確率論的リスク評価手法の高度化研究 信頼性データベース構築のための自動故障判定手法の開発（2024年度）

森本 達也* 氏田 博士**

Development of Probabilistic Risk Assessment Methodology Using Artificial Intelligence Technology Automatic Fault Detection Method for Building Reliability Database (FY2024)

Tatsuya Morimoto* and Hiroshi Ujita**

本稿では、文部科学省からの委託業務として、国立研究開発法人 日本原子力研究開発機構（以下、JAEA）と共に当社が実施した、「AI技術を活用した確率論的リスク評価手法の高度化研究」における「信頼性データベース構築のための自動故障判定手法の開発」について、2024年度の試作内容を紹介する。

<https://doi.org/10.69290/j.001173-vol32>

Keywords: PRA、信頼性データベース、大規模言語モデル、オントロジー、グラフデータベース

1. はじめに

原子力発電所の確率論的リスク評価（以下、PRA）は、解析作業が膨大で事業者の負担となっていると共に、国際的に検討されているリスク情報活用アプローチを国内に導入するに当たっての懸案となる可能性がある。この要因は、膨大な設計資料等の読み込みと理解、信頼性データや評価モデルの構築を習熟した技能者が経験に基づいて手作業で入力しなければならない状況にある。この課題を解消するため、本研究では、文部科学省からの委託業務として、AIやデジタル化技術を活用し、手作業を自動化することによって原子力発電所PRAの省力化・等質化を目指して、運転時のPRAにおけるフォルトツリー作成及び信頼性データベース構築に着目したAIツールを2022年度からの3ヵ年で開発し、PRA手法の高度化を図った。（開発計画：[1]）

本研究のうち、JAEAと共に当社が担当してい

*アドバンスソフト株式会社 第4事業部

4st Computational Science and Engineering Group,
AdvanceSoft Corporation

**環境安全学研究所 代表

Institute for Environmental and Safety Studies

る「信頼性データベース構築のための自動故障判定手法の開発」では、信頼性データベース構築に資するために、AI技術を活用して各原子力プラントの故障及びトラブル情報からPRAに必要な故障原因を自動的に判定する手法を開発した。

2022年度は、信頼性データベース構築に必要な情報として、NUCIA[2]から故障機器や故障原因等をいわゆる「従来の」自然言語処理手法等により抽出し、データベース化するAIツールの方法論を構築・試作した[3]。2023年度は、新たに大規模言語モデル（以下、LLM）を使用して分析することにより、電力会社及びプラントの相違判断、福島第一原子力発電所事故前後の相違判断等が可能な手法を試作した[4]。2024年度は、さらなる発展としてLLMによるマルチエージェントシステムを構築し、段階的かつ多角的に原因を分析することにより、共通機器、共通操作、共通組織特性等の共通要因を判断可能な手法を試作した。

本稿では、2024年度に試作したNUCIA用AIツールの概要と分析結果、社会実装に向けた基本的な見通しと開発課題について紹介する。

2. 信頼性データベース構築に関する背景

信頼性データベース構築に関する背景としては、電力中央研究所や原子力発電推進協会の努力で軽水炉のためのデータベースとして NUCIA が、また JAEA の努力で高速炉のためのデータベースとして CORDS[5]が開発されている。これらは、個別事象も参照できるが、データベース探索により分析の支援も可能であり、故障率データベース作成も実施されてきている。

しかし、データ量が膨大であるため分析に多大な人的資源が費やされてきたこと、また多くの担当者が関わってきたために分析にバラツキや偏りの可能性が高いことが課題となっている（これを 1 次分析とする。本研究 2022 年度対象）。さらには、膨大なデータ量の全体を見通すことが困難なために、時間的・空間的な事象の特徴を抽出することが実質的に不可能であることが、最大の課題と言える（これを 2 次分析とする。本研究 2023 年度以降対象）。

そこで、AI 手法を活用することにより、下記のように課題を解決できるものとする。最大の期待は、AI による分析により人間では見出すことができない新たな知見を見出す可能性にある。

- 課題 1 (1 次分析)：信頼性データベース構築の効率向上
 - 迅速性、省力化の促進（ビッグデータ処理）
 - 正確性、統一性の促進（分析者の個性差無し）
- 課題 2 (2 次分析)：時間的・空間的特徴抽出の分析能力向上
 - 統一性の向上（テキストマイニング・データマイニング手法による総合的分析の促進）
 - 新知見の獲得（ビッグデータ処理による時間的・空間的特徴の自動抽出による共通因子や経時変化等の故障特性の抽出）。

3. これまでの課題と 2024 年度の対応策

当社リスク評価専門家（当時在籍）が分析した結果、NUCIA の内容と 2022 年度及び 2023 年度に試作した AI ツールには、以下の課題があった。

- ① リスク評価専門家が NUCIA の内容を分析する際には、事象のシナリオをネットワーク構造化して因果関係を理解するため、同様の分析が必要である。
- ② NUCIA の内容は、日本語の特徴でもあるが、主語が不在の場合が多々ある。それが事象シナリオネットワーク化の自動処理精度にマイナスの影響を与えていると考えられる。具体的には、「誰が」がシナリオの分岐に大きく影響していると分析した。
- ③ NUCIA に記載されている原因分類コードの数や種類が必ずしも正しいとは言えない場合がある。また、トラブル発生の根本的な原因は人的・組織的・安全文化的要因である場合が考えられるが、NUCIA の内容からはそれが読み取れない場合がある。
- ④ LLM を使用した分析では、ハルシネーション（もっともらしいが不正確な回答を生成）の発生、結果のバラツキ（処理実行の度に結果が変わる）、ブラックボックス化（どのようにしてそう判断・推論したのか不明）の懸念がある。

上記の課題を解決することを目指して、2024 年度は以下の対応策を実施することとした。

- ✓ 因果関係知識のタスクオンロジーだけでなく、原子力分野における安全に係る担当者の役割等を定義したドメインオンロジーを開発して AI ツールに組み込むことで、主語不在等を解消し分析精度を向上させる。ここで、オンロジーとは、情報整理の仕様のことであり、リスク評価専門家の知識や分析手法を LLM に与えるために必要となる。（主に課題①②の対応策）
- ✓ 事象シナリオネットワークの因果関係の理解では、NUCIA の内容は「根本原因」より「再発防止対策」の方が詳しい分析・記述ができているという特徴があるため、再発防止対策の記述から根本原因を推定し、そこから中間

要因及び直接原因、観察、対応を段階的に展開する方法を試行する。(主に課題①③の対応策)

- ✓ LLM として GPT-4o[6] (本研究実施時点で比較的応答精度が高いとされたモデル) を採用し、かつ、複数の LLM エージェントによってリスク評価専門家の複雑な思考プロセスを模擬するマルチエージェントシステムを構築する。それにより、分析プロセスをタスク毎に細分化し、専用の役割を与えた LLM に段階的に必要な情報を分析・抽出・推定させ、さらにはそれらの結果を LLM にチェックさせる。(主に課題①④の対応策)
- ✓ 「共通機器、共通操作、共通組織特性等の共通要因を判断可能な手法を試作」を実現するために、グラフ構造を持つ事象シナリオネットワークの事象横断の可視化・分析を可能とするグラフデータベースを導入する。それにより、共通要因分析をグラフデータベース分析に落とし込む。(主に課題①の対応策)

4. AI ツールの概要と分析結果

2024 年度に試作した NUCIA 用 AI ツールの全体フローを図 1 に示す。各処理について 4.1~4.6

に述べる。

4.1. NUCIA 情報取得

2022 年度に試作した要素技術をそのまま利用して以下を実施した。

NUCIA サイトの「トラブル情報等⇒国内原子力発電所⇒情報検索」の 1 ページ目 (通番昇順でソート、1 ページ 100 件表示) をスタート URL として、取得処理を実行した (Web スクレイピング)。

便宜上、NUICA サイトの事象一覧画面を「Search 画面」、各事象画面を「View 画面」と呼ぶ。Search 画面には全 10 個のデータ項目が、View 画面には全 38 個のデータ項目が存在する。全ページ及び全事象 (2024 年 10 月 31 日時点で 7619 事象) におけるそれらのデータ項目を全て取得し、リレーショナルデータベース (RDB) 形式で保存した。

4.2. 各種前処理

2022 年度に試作した要素技術をそのまま利用して以下を実施した。

NUCIA 記載の全情報が信頼性データベースに必要となるわけではないため、当社リスク評価専門家 (当時在籍) の判断による削除方針 (以下に

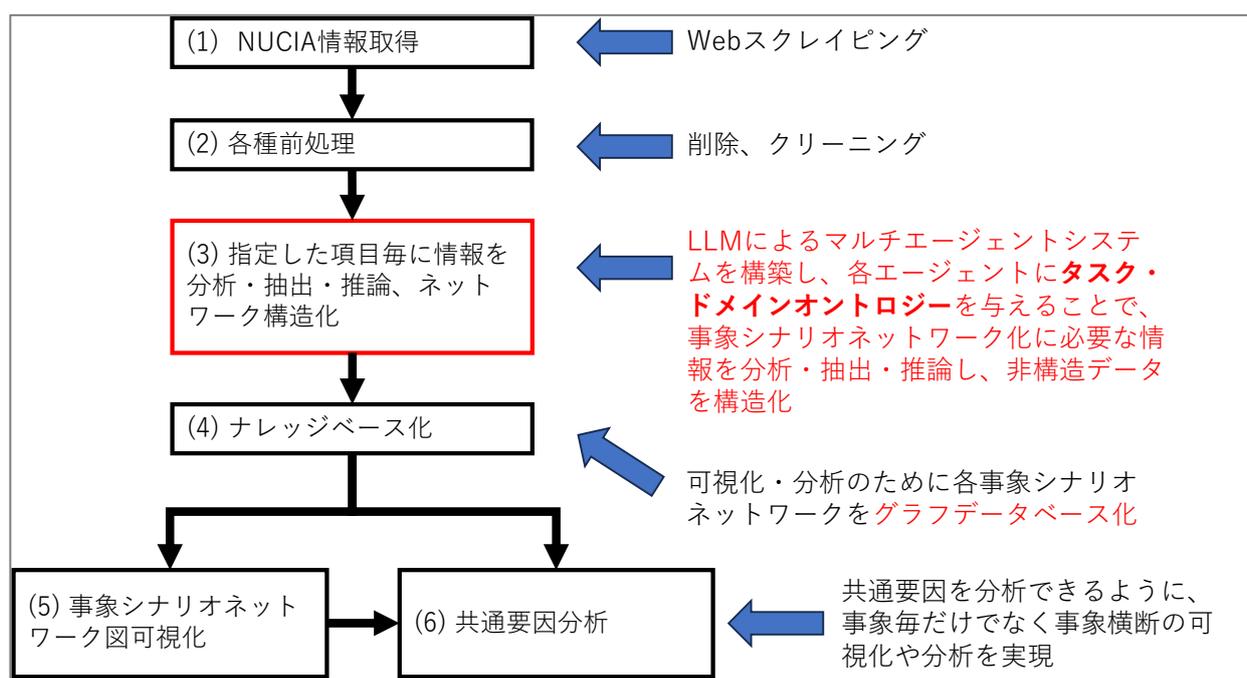


図 1 NUCIA 用 AI ツールの全体フロー (2024 年度)

示す 4 点) を実装した独自プログラムによって、ルールベースで不要な事象を削除した(7619 事象 ⇒2028 事象)。

削除方針 (4 点)

- ・ NUCIA の事象には「トラブル情報 (T)」「保全品質情報 (M)」「その他情報 (S)」の 3 種類が存在するが、重要性和記載情報量が比較的少ない「その他情報 (S)」は信頼性データベース構築には不要とする。
- ・ 平成 15 年 (2003 年) 9 月以前のトラブル情報等は正式の報告義務前の情報につき、データ要件の相違があり信頼性データとして用いることは難しいと判断し不要とする。
- ・ 「事象の原因」と「再発防止対策」の両方の記載内容が「検討中」「調査中」「記載無し」等の事象は、情報不足として削除する。
- ・ 「事象の原因」や「再発防止対策」の記載内容が、「他の事象参照」「添付ファイル参照」等となっている事象は、重複情報として削除する。

4.3. 指定した項目毎に情報を分析・抽出・推論、ネットワーク構造化

(1) マルチエージェントシステムの全体構成

LLM によるマルチエージェントシステムを構築するために、LLM を用いたアプリケーション開発のためのフレームワークである LangChain[7]と、LangChain を構成するツールの 1 つで、ステートフルなマルチエージェントアプリケーションを構成するためのライブラリーである LangGraph[8]を採用した。

本研究で構築したマルチエージェントシステムの全体構成を図 2 に示す。図 2 は、LangGraph におけるエージェントチームの連携 (処理順) を表している。チームの中にさらに下位のマルチエージェント構造がある (階層型構造)。構築したシステムでは、処理順を判断する統括者のような役割を担う LLM エージェントは用意しておらず、実装時に決めた順序で処理をしている。これは、上述した対応策の通り、再発防止対策から根本原因を推定し、そこから中間要因及び直接原因、観

察、対応を段階的に展開する方法を試行したため、動的な処理順判断が不要であったためである。

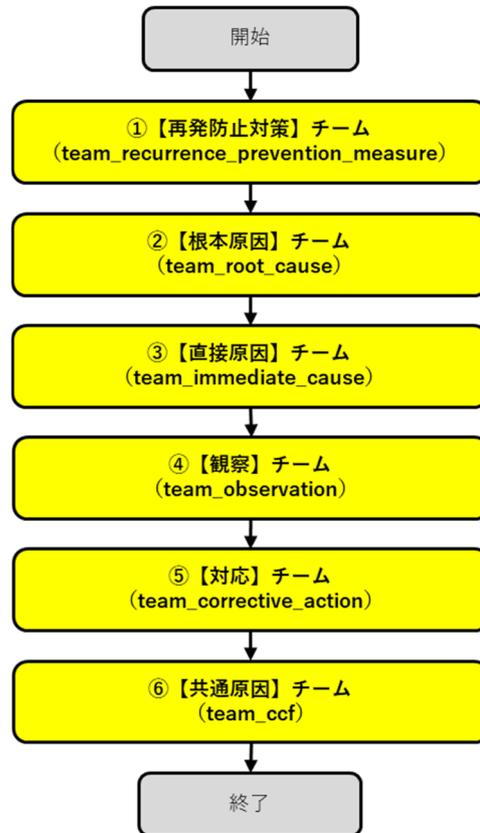


図 2 マルチエージェントシステムの全体構成

各チームの概要を以下に示す。

- ✓ 【再発防止対策】チーム：
NUCIA は再発防止対策が基本的にしっかり記述されているため、まずはその情報をそのまま抽出 (直接的な記述が無ければ推定) することから始める。
- ✓ 【根本原因】チーム：
根本原因に対して再発防止対策が取られているため、再発防止対策の内容から逆算して根本原因を推定する。
本研究では、根本原因は人的・組織的・安全文化的要因の場合が多いであろうという想定・仮説に基づいて分析・推定を実施している。
- ✓ 【直接原因】チーム：
まずは NUCIA の件名及び内容全体から直接原因を分析・推定し、次に直接原因から中間要因を経て推定済み根本原因に至るシナ

リオを推定する（特に時系列分析や5Why分析が重要）。これにより、中間要因も推定・抽出される。

また、推定した直接原因に基づいて、下位構造である【故障モード】チームによって故障モード（故障系統、故障タイプ、故障機器含む）を推定する。

本研究では、直接原因は PRA の入力項目となる機器の故障モードや人的過誤（ヒューマンエラー）に直結しているという想定・仮説に基づいて分析・推定を実施している。

- ✓ 【観察】チーム：

推定した直接原因に基づいて、その直接原因を発見するに至った何らかの観察内容（信号や警報によって気付いた、兆候を確認した等）を推定する。
- ✓ 【対応】チーム：

推定した観察内容に基づいて、応急処置的な対応内容を推定する（機器やプラントの停止等）。これは、根本的な解決策である再発防対策とは異なる、その場での対応を想定して

いる。

- ✓ 【共通原因】チーム：

NUCIA の内容や推定した事象シナリオネットワーク等から、その事象の直接原因が共通原因故障（CCF：Common Cause Failure）に該当するか否かを判定する。推定した根本原因に対しても同様に判定する。

【直接原因】チームと【根本原因】チームの両方に関係するため、実装の便宜上、専用チームとして構築した。

上記の各チームから、代表して、【根本原因】チームと【直接原因】チーム内の構成を(2)(3)に述べる。

(2) 【根本原因】チーム内の構成

【根本原因】チーム内の構成を図3に示す。構成する各エージェントの処理概要は以下の通りである。

- 「【根本原因】を推定するための分析・推定」

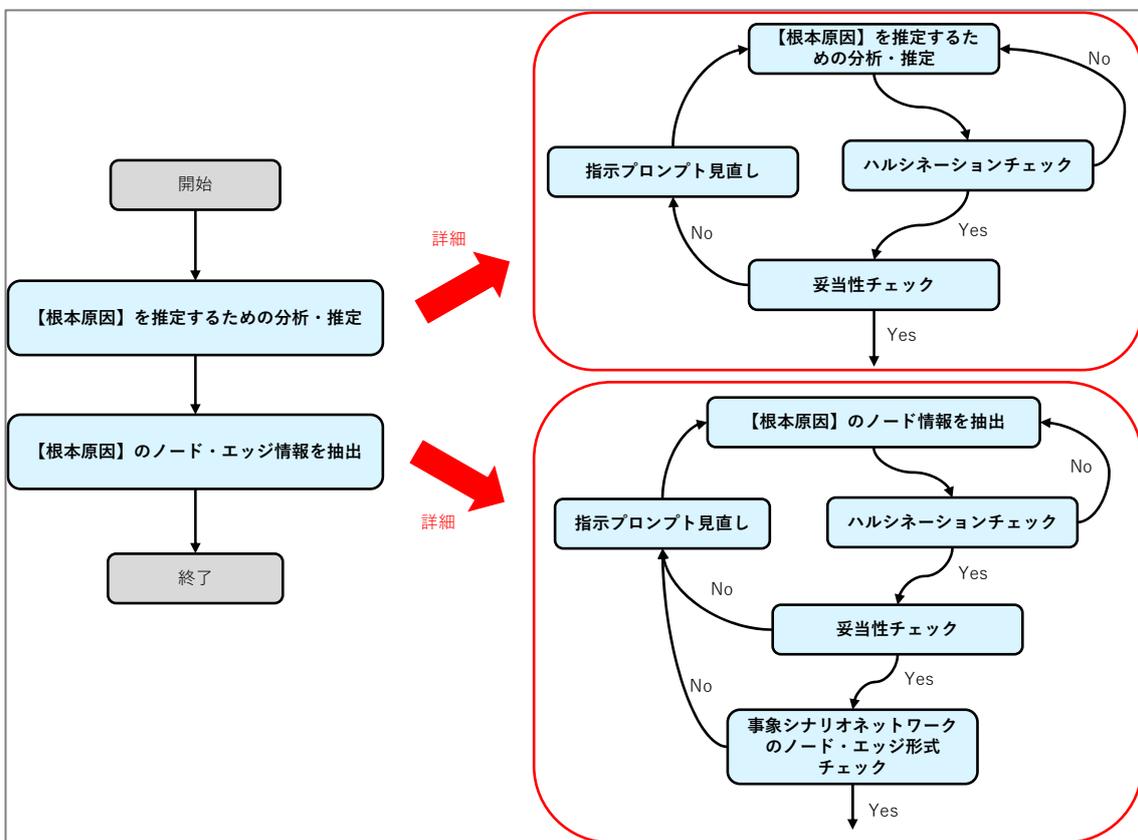


図3 【根本原因】チーム内の構成

の処理概要：

- 前段で推定した再発防止対策と NUCIA 内容に基づいて、その再発防止対策を実施するに至った根本原因を分析・推定する。
- 使用する分析フレームワークは以下の通り。
 - 5W1H 分析
 - 5Why 分析
 - 時系列分析
 - ヒューマンエラー分析
 - 組織分析
 - 安全文化分析
- 推定した根本原因は、主語+目的語+動詞で構成された文章とする。

● 「【根本原因】のノード・エッジ情報を抽出」

の処理概要：

- 事象シナリオネットワークを作成するために必要なノード・エッジとその属性情報を抽出する。ここで必要なノードの属性情報を表 1 に示す。
- エッジ情報は、上述した分析結果に基づいた再発防止対策と根本原因の因果関係から推定する。
- 各種チェック機能の処理概要：
 - 「ハルシネーションチェック」では、LLM の応答結果が NUCIA 内容に基づいている、又は、NUCIA 内容から適切に推定されていることを、そのチェック専用の役割を与えた LLM に判定させる。判定結果が No の場合は、その理由をフィードバックしつつ元の処理に戻る。
 - 「妥当性チェック」では、LLM の応答結果がそのタスクの指示プロンプト（プロンプトとは、LLM への指示等の入力文章のこと）の内容から見て適切である、又は、適切に推定されていることを、そのチェック専用の役割を与えた LLM に判定させる。判定結果が No の場合は、その理由をフィードバックしつつ、元の指示プロンプトを LLM に適切に見直させてから、元の処理に戻る。
 - 「事象シナリオネットワークのノード・エッジ形式チェック」では、LLM による判定

ではなくルールベースの処理によってネットワーク構造が決められたルールに従っているかを判定する。これにより、ルール違反のノード間接続が放置されないようにしている。判定結果が No の場合は、妥当性チェックの場合と同じ流れとなる。

上記の各種チェックは、他のチームでも同様に全て実施している。本研究では、対象とした NUCIA の 2028 事象全てにおいて、これらのチェックを通過することができた。NUCIA の 1 つの事象を処理するのに、各種役割を持った LLM を 40 回程度呼び出しており、全体で約 10 分～30 分程度×2028 事象の処理時間がかかった。

表 1 【根本原因】のノード属性情報

属性	説明
id	ノードの ID
通番	NUCIA 記載の通番
会社名	NUCIA 記載の電力会社名
発電所	NUCIA 記載の発電所名
日付	NUCIA 記載の事象発生日
ラベル	推定した根本原因の内容
分類	推定した分類。候補は以下。 ・“機器的原因” ・“人的原因” ・“管理的原因” ・“組織的・安全文化的原因”
主語	推定した主語
CCF 判定	共通原因故障判定結果 (CCF, IND, その他)
CCF 理由	上記判定の理由

(3) 【直接原因】チーム内の構成

【直接原因】チーム内の構成を図 4 に示す。図 4 に示したように、【直接原因】チーム内にはさらに下位構造の【故障モード】チームが存在する。これは、上述した本研究での想定・仮説（直接原因が PRA における故障モードや人的過誤に直結）に基づく。1 つのチームにまとめずに下位構造と

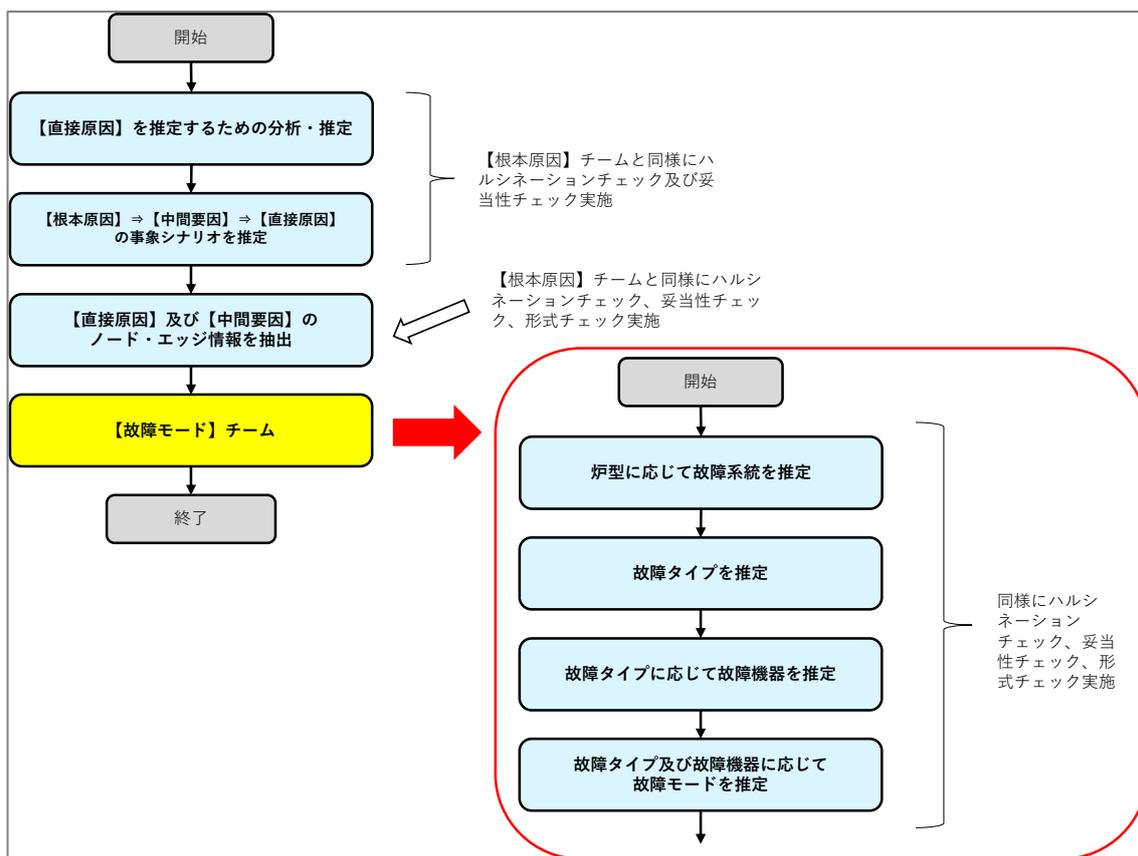


図4 【直接原因】チーム内の構成

しているのは、実装の便宜上の理由である。

構成する各エージェントの処理概要は以下の通りである。

- 「【直接原因】を推定するための分析・推定」の処理概要：
 - NUCIA の件名と内容の要約に基づいて、直接原因を分析・推定し、複数個抽出する。
 - 使用する分析フレームワークは以下の通り。
 - 5W1H 分析
 - 5Why 分析
 - 時系列分析
 - 推定した直接原因は、主語＋目的語＋動詞で構成された複数の文章とする。
- 「【根本原因】⇒【中間要因】⇒【直接原因】の事象シナリオを推定」の処理概要：
 - 事前に推定済みの根本原因と直接原因の間を埋めるように、NUCIA 内容に基づいて根本原因から中間要因を経て直接原因に至る

事象シナリオを推定する。

- 「【直接原因】及び【中間要因】のノード・エッジ情報を抽出」の処理概要：
 - 事象シナリオネットワークを作成するために必要なノード・エッジとその属性情報を抽出する。ここで必要なノードの属性情報を表2に示す。
 - エッジ情報は、上述した根本原因から中間要因を経て直接原因に至る事象シナリオから推定する。
- 「【故障モード】チーム」の処理概要：
 - 直接原因に関する情報や分析の内容に基づいて、順番に以下を実施する。
 - 故障系統リスト（炉型依存）の中から該当する系統を推定する。
 - 故障タイプリストの中から該当する故障タイプを推定する。
 - 故障機器リスト（故障タイプ依存）の中から該当する故障機器を推定する。
 - 故障モードリスト（故障機器依存）の

中から該当する故障モードを推定する。

- 各種チェック機能の処理概要：
 - 【根本原因】 チームと同様に実施する。

表 2 【直接原因】 のノード属性情報

属性	説明
id	ノードの ID
通番	NUCIA 記載の通番
会社名	NUCIA 記載の電力会社名
発電所	NUCIA 記載の発電所名
日付	NUCIA 記載の事象発生日
ラベル	推定した直接原因の内容
分類	推定した分類。候補は以下。 <ul style="list-style-type: none"> ・ "デマンド故障 " ・ "時間故障 " ・ "人的過誤 " ・ "その他"
主語	推定した主語
炉型	発電所から特定した炉型
故障系統	推定した故障系統
故障タイプ	推定した故障タイプ
故障機器	推定した故障機器
故障モード	推定した故障モード
CCF 判定	共通原因故障判定結果 (CCF, IND, その他)
CCF 理由	上記判定の理由

(4) タスク・ドメインオントロジーについて

分析能力向上のために、原子力分野のドメインオントロジーを開発し、各タスクを実行する LLM への共通プロンプトや JSON スキーマ (LLM の応答を構造化する際に利用) の形にして使用した。また、タスクオントロジーについても、マルチエージェントシステム化に伴って 2023 年度から見直して高度化し、同様にプロンプトや JSON スキーマの形にして使用した。

ドメインオントロジーの中から代表して、原子力分野 (電力会社) における安全に係る担当者の役割を表 3 に示す。この内容に基づいて主語をリ

スト化し、文脈に基づいて該当するものを LLM に推定させた。同様に、故障系統、故障タイプ、故障機器、故障モード、人的過誤のモード等も、参考文献[9][10]から採用してリスト化し、LLM に推定させた。

タスク・ドメインオントロジーを設定したプロンプトや JSON スキーマは、本研究における試行錯誤の結果として出来上がった成果であり、本研究で対象とした NUCIA の 2028 事象全てに対応可能な標準的な内容となっている。

4.4. ナレッジベース化

事象シナリオネットワークは、ノードとエッジで構成されるグラフ構造そのものであるため、その内容をナレッジベース化するためにグラフデータベースが有効であると判断し、組み込み型で広く利用されている Neo4j[11]を採用した。Neo4j は、ノードとリレーション (エッジ) を用いてデータを表現するグラフデータベースであり、Cypher という直感的なクエリ言語を利用し、複雑な関連データの迅速な検索及び分析を可能にする。

Neo4j を利用する上での本研究におけるポイントは、MetaNode の活用である。表 1 や表 2 で示したノードの属性情報を独立した MetaNode として設定することで、データ重複を防止し、柔軟な事象横断的検索及び分析を実現した。また、グラフデータベースにノードの属性情報を格納する際に、発電所名の正規化処理も実施しており、NUCIA における発電所名の表記揺れをファジーマッチングによって吸収することで、発電所名の統一性を向上させた。ただし、それに伴い、発電所名は「何号」までは整理していない。

以上により、ノードの属性情報の組み合わせ条件次第で様々な事象横断の可視化や分析が動的に実現可能となり、共通要因分析をグラフデータベース分析に落とし込むことができる。

表3 ドメインオントロジー：原子力分野（電力会社）における安全に係る担当者の役割

	担当者名称	担当内容
経営層	本店経営層	取締役会等において組織の経営戦略・将来予測を策定する
	原子力担当経営層	原子力担当の取締役で、原子力部門の経営戦略・将来予測を策定する
	プラントサイト経営層	プラント所長が、プラントの安全と経営のトレードオフ
現場管理者層	プラントサイト管理者	ユニット所長が、各ユニットの現場運用を図る
	安全・品証責任者	品証・安全部門が、プラントの安全や品質保証の活動 過去のトラブル事例分析から対策を立案し各部署に普及させる
	製造責任者	メーカーがプラントのシステムを開発・管理
	解析責任者	メーカーや電力会社による運転計画などの解析業務の管理
	中央操作室責任者	ユニット当直長（複数の当直が存在）が、中央操作室での運転の管理
	現場作業計画者-責任者	現場作業の計画作成者が現場作業を計画し責任者が現場で管理 作業前リスクマネジメントを実施する
現場担当者	運転員	中央操作室+現場においてプラントの運転に係る作業を実施
	解析作業員	本館において解析業務実施
	保守（補修）員	プラントの現場において、機械品や電気品の保守・管理（機器の調整や補修）、機械と電気に分かれる場合もある
	現場作業員	現場監督の指示の下で現場の実作業を実施、下請け業者の場合が多い 作業前・中・後ヒューマンパフォーマンスツールの利用を図る

社員：現場作業員以外は基本的に電力会社の社員に属する、広い概念であるため主語（アクタ）を決める際はより詳細な職種を選ぶように

チーム：中央操作室の当直や現場作業の要員はチームと呼ばれることも多く、現場においては重要なまとまりである

4.5. 事象シナリオのネットワーク図可視化

(1) 事象毎の事象シナリオネットワーク図の可視化

事象毎の可視化例として、「NUCIA 通番 12815、EDG-B 排気管伸縮継手の破損」を図 5 及び図 6 に示す（図 6 は図 5 の拡大図）。

2024 年度はドメインオントロジーを与え、さらにマルチエージェント化した結果、各ノードの情報が細分化・明確化され、各段階においてどのような LLM 出力となっているかが確認できるようになったため、その詳細情報も各ノードの属性情報として可視化している。定量的な評価は困難だが（教師データがないため、専門家による人力の網羅的な評価が必要）、図 6 を見ると特に日本語の特徴である主語の不在にもかかわらず（NUCIA には記載無し）、アクター（要員）の相違を明確に定義できている。この事例において 2023 年度は作業員の接触と保守員の放置の相違を分析できていなかったが、「現場作業責任者又は責任者」が打痕を発生させ、「プラントサイト管理者」が打痕を見逃し、「保守（補修）員」が偶発事象を見逃し

たことが明確化され、打痕の発生（すなわち接触）と打痕の見逃し及び偶発事象の見逃し（すなわち放置）は異なるアクターによって行われたことが明確化され、相違を分析できるようになった。また、再発防止対策から分析を進めているために、根本原因を詳細に見ることができている。以上により、2023 年度よりも事象シナリオネットワーク化に必要な分析等の精度が改善できていると判断できる。

(2) 事象横断の事象シナリオネットワーク図の可視化

本研究では、利便性向上のために、グラフデータベース内容の可視化を Web ブラウザ上で実施する専用のツールを開発した。このツールにより、ノードの属性情報の組み合わせ条件次第で様々な事象横断の事象シナリオネットワーク図可視化が動的に実現できる。

ツールによる可視化例を図 7 に示す。これは、事象発生年 2024 年を中心とした各事象シナリオネットワークの繋がりを示しており、グラフのノ

ードは再発防止対策、根本原因、中間要因、直接原因、観察、対応の内容を表し、エッジはそれらの因果関係を表す。ノードの色は再発防止対策、根本原因などの種類、ノードの大きさは MetaNode (大) か否かを表す。

このように、事象を横断して全体的な特徴・傾向を把握することで、特定条件下での共通要因判断に寄与できる (共通要因分析)。

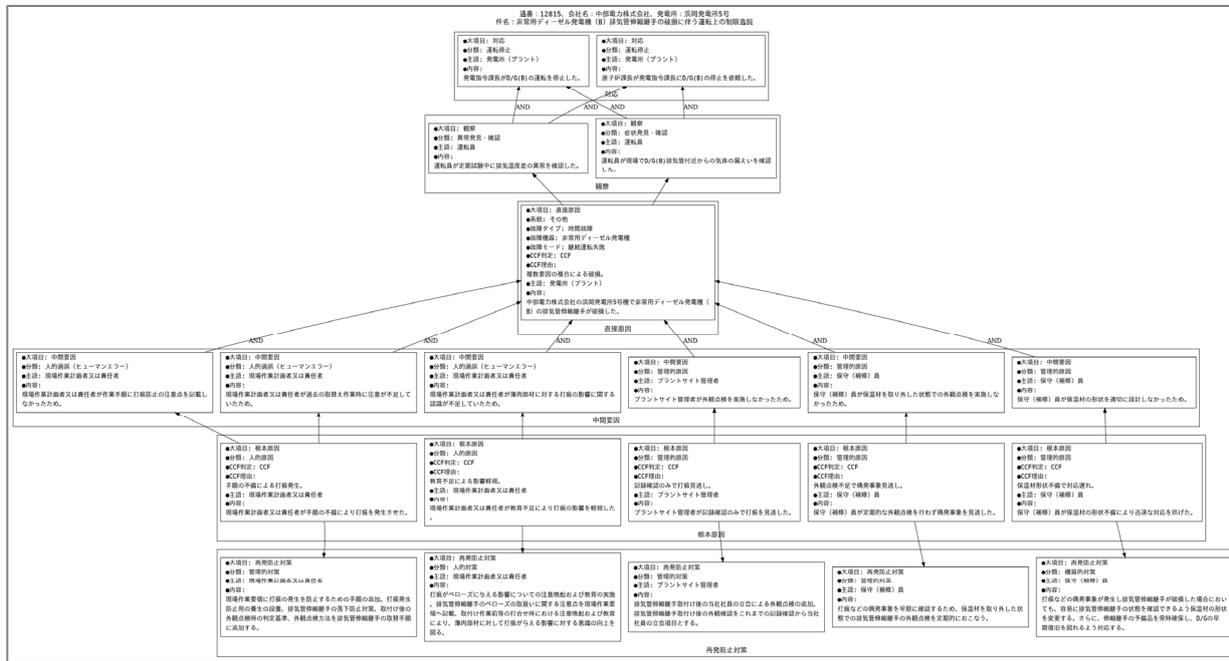


図 5 事象シナリオネットワークの可視化例： NUCIA 通番 12815、EDG-B 排気管伸縮継手の破損 (全体)

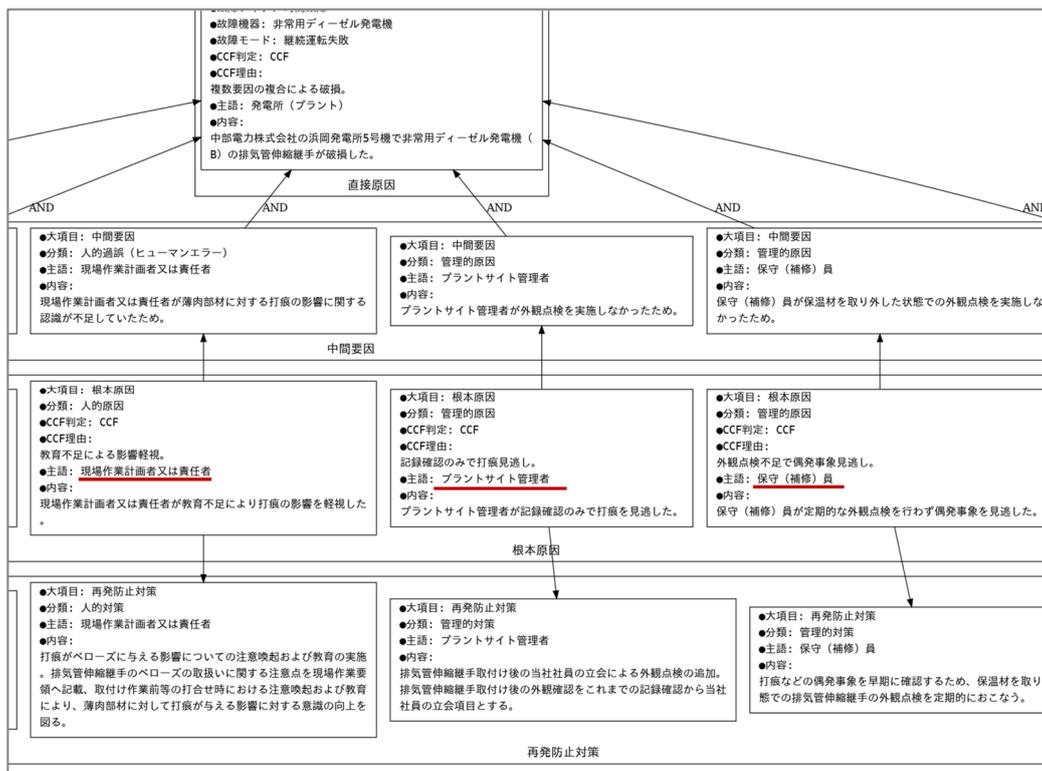


図 6 事象シナリオネットワークの可視化例： NUCIA 通番 12815、EDG-B 排気管伸縮継手の破損 (拡大)

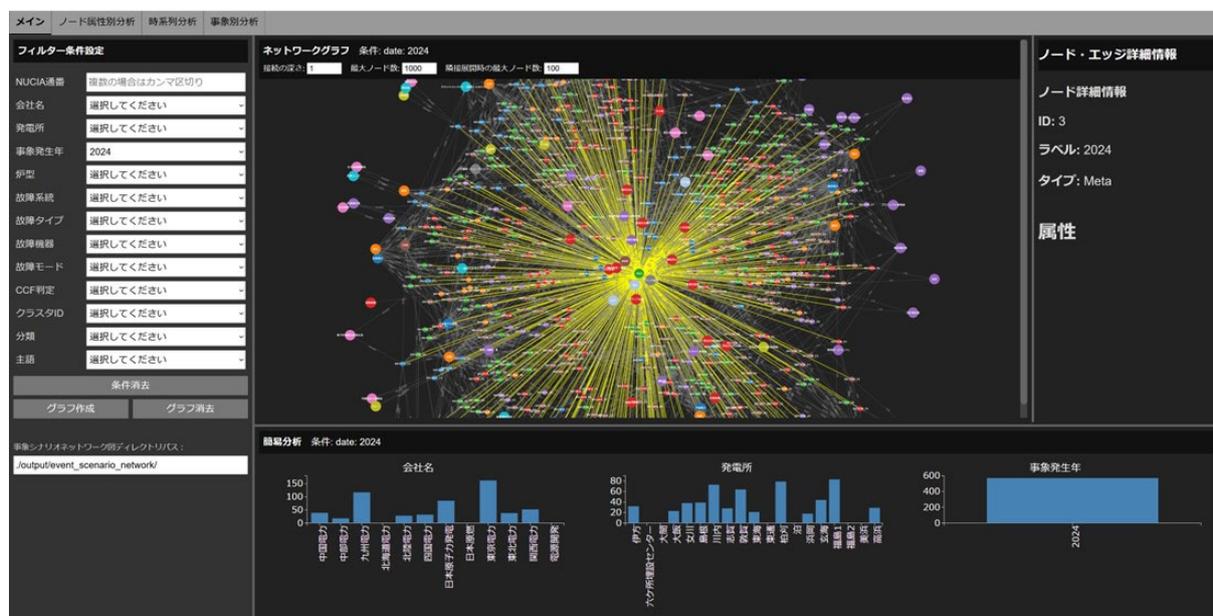


図7 事象横断の事象シナリオネットワークグラフの可視化例：
事象発生年 2024 年を中心とした各事象シナリオネットワークの繋がり

4.6. 共通要因分析

上述してきたように、本研究では、共通機器、共通操作、共通組織特性等の共通要因を判断可能な手法を試作した。その手法で実施した共通要因分析の内容を以下に示す。

- ✓ 時系列分析時系列分析では、事象の発生傾向を時系列で把握することができる。直接原因の分類において福島第一原子力発電所（以下、1F）事故前後の特徴を比較した例を図8に示す。2011年の1F事故以降から、人的過誤の発生件数に増加傾向の期間があることがわかる。一方で、機器故障の発生件数は事故後減少傾向にある。根本原因の分類において1F事故前後の特徴を比較した例を図9に示す。事故後も、管理的原因の発生件数が依然として比較的多いことがわかる。一方で、機器的原因の発生件数は、事故後減少傾向にある。
- ✓ 頻度分析頻度分析では、特定の事象や要因の発生頻度を把握することができる。BWRとPWRの直接原因となった故障機器の特徴を比較した例を図10に示す。BWRでは制御棒駆動系、PWRでは蒸気発生器の熱交換器が特徴的な故障機器であることがわかる。それ以外の上位4つの故障機器は、BWRとPWR

で共通している。直接原因と根本原因の主語の特徴を比較した例を図11に示す。直接原因、根本原因ともに、保守（補修）員が上位に入っている。根本原因では、管理層が上位に入る傾向がある。

これらの分析結果から、以下のことが示唆される。このような分析は、安全対策の検討に資すると考えられる。

- ✓ 1F事故以降、人的過誤の発生件数が増加傾向にあり、特に保守（補修）員による人的過誤が多いため、保守マニュアルの見直しや教育の充実が必要である。
- ✓ 管理層の要因も依然として多く、安全文化の醸成など、組織的な対策が必要である。
- ✓ BWRとPWRでは、それぞれ特徴的な故障機器があるため、炉型に応じた対策が必要である。

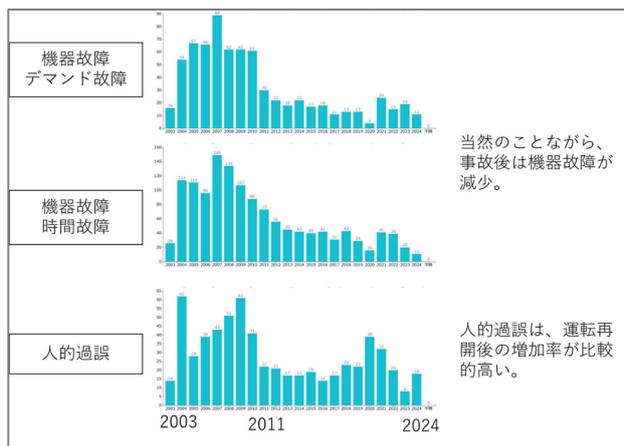


図 8 時系列分析例：直接原因の分類 1F 事故前後の特徴比較

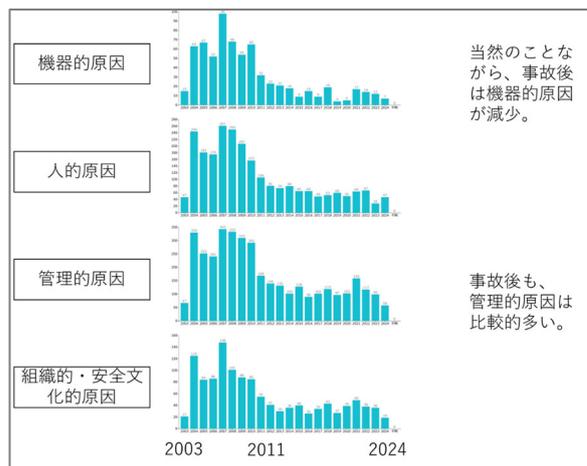


図 9 時系列分析例：根本原因の分類 1F 事故前後の特徴比較

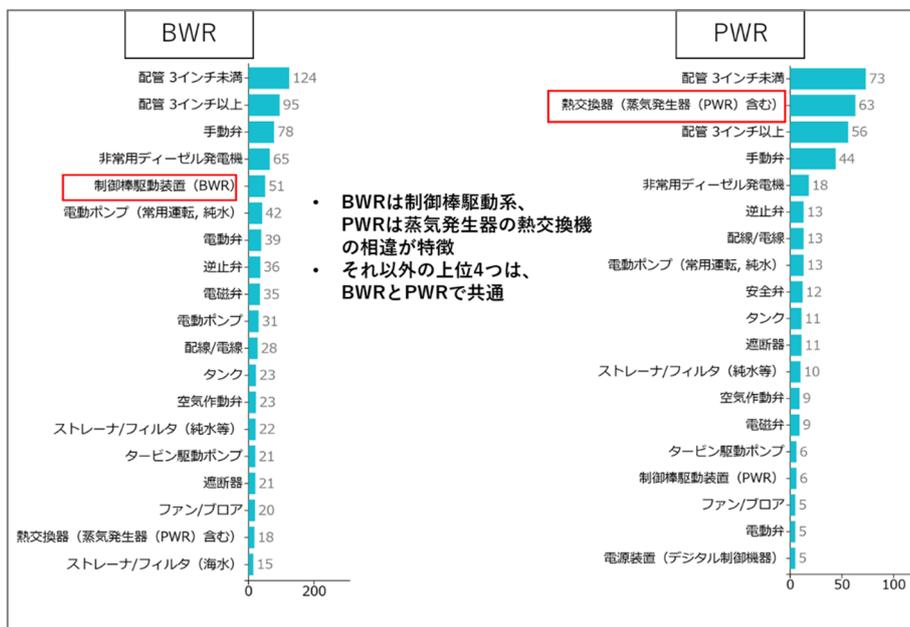


図 10 頻度分析例：BWR と PWR の直接原因となった故障機器の特徴比較

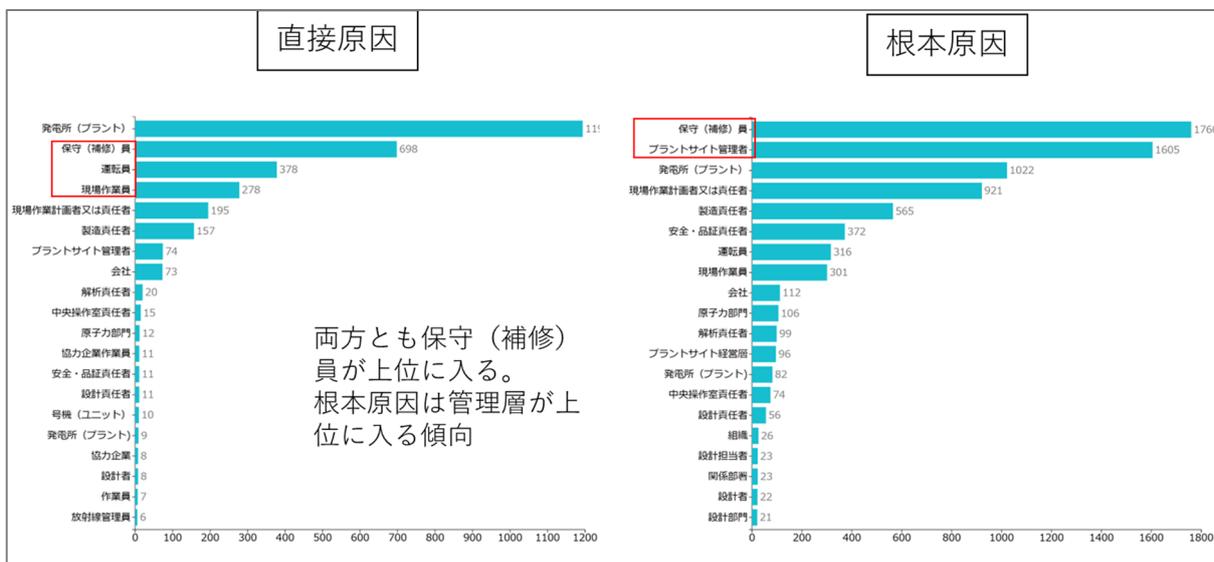


図 11 頻度分析例：直接原因と根本原因の主語の特徴比較

5. 社会実装に向けた基本的な見通しと開発課題

2024年度の試作・分析結果に基づいて、NUCIA用 AI ツールの社会実装に向けた基本的な見通しと開発課題、さらには展望を以下に整理する。

信頼性データベース構築の効率向上（1次分析）、時間的・空間的特徴抽出の分析能力向上（2次分析）という本 AI ツールの目指す機能が開発できたことから、社会実装に向けた基本的な見通しは得られたと考える。試作したマルチエージェントシステムには以下の利点がある。

- チームやメンバーが異なる専門的な役割を担うことで、高精度かつ過程を確認可能な分析が可能。
- チーム間やメンバー間の自由な連携により、多角的な視点からの分析が可能。
- 自動化により、分析にかかる時間と労力を削減。
- チェック機能により、分析結果の信頼性向上。結果のバラつきが抑えられ、少なくとも完全にルール違反のネットワーク構成が生成されることはなくなった。
- LLMによる言語生成により、非構造データであっても構造化が可能であることが明確化された。

また、次フェーズに向けて今後の開発課題を以下に整理した。

- ✓ AI 技術・LLM のさらなる高度化・高精度化への対応：

今後は、AI 技術・LLM のさらなる高度化・高精度化が期待されるため、システム全体の詳細化（例：ステップの細分化、処理順序をより柔軟にする、プロンプトのさらなる改良、選択リストからの確実な選択・推定）や、より高精度な LLM への置換により、さらなる精度向上・信頼性向上が見込める。
- ✓ 外部知識や外部ツールとの連携：

試作したマルチエージェントシステムは、外部知識や外部ツールとの連携は未実装で

ある。より多くのドメインオントロジーを追加する場合や、何らかの言語生成以外の処理も含める場合は、プロンプトと JSON スキーマだけではままならない可能性もあるため、外部ナレッジベース（例えば、事前に関係文書をベクトル化して保存したベクトルデータベース）との連携や、何らかの CAE ツールとの連携といった方法も模索する必要がある。

- ✓ LLM のファインチューニング及び強化学習の活用可能性：

本研究では、NUCIA に記載された原因分類を明示的な正解データ（教師データ）として利用せず、マルチエージェントシステムによる自律的な原因分析・推定を実施しているため、教師あり学習は行っていない。また、分類精度を評価指標として強化学習を実施するためには、推定結果の正確性に基づいた報酬設計が必須であるが、そのためには正解となる分類データや専門家による評価結果などの教師データを整備する必要があるため、本研究では強化学習手法も採用していない。

教師データを整備して LLM を対象タスク向けにファインチューニングしたり、分類精度を評価基準とした強化学習を導入したりすることも技術的には可能であるが、それらを実施するには質・量共に充実したデータ準備に加え、高い計算コストも発生する。本研究では工数及び予算の制約から実現には至らなかったが、今後これらの課題が解決されれば、LLM のファインチューニングや強化学習を活用してさらなる精度向上を目指すことが、有望な展望として考えられる。

本研究は、文部科学省原子力システム研究開発事業 JPMXD0222682583 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 二神敏, 山野秀将, 栗坂健一, 氏田博士, AI 技術を活用した確率論的リスク評価手法の高度化研究, (1) AI ツールの開発計画, 日本原子力学会 2023 年春の年会, 2C10(2023.3.14)
- [2] 「ニューシア 原子力施設情報公開ライブラリー」、一般社団法人 原子力安全推進協会 (<http://www.nucia.jp/>)
- [3] 森本達也、氏田博士、「AI 技術を活用した確率論的リスク評価手法の高度化研究 信頼性データベース構築のための自動故障判定手法の開発 (2022 年度)」、アドバンスシミュレーション Vol. 30, 2023.
- [4] 森本達也、氏田博士、「AI 技術を活用した確率論的リスク評価手法の高度化研究 信頼性データベース構築のための自動故障判定手法の開発 (2023 年度)」、アドバンスシミュレーション Vol. 31, 2024.
- [5] 栗坂健一「高速炉機器信頼性データベースの開発」、動力炉・核燃料開発事業団、動燃技報 No.98 P.18-P.31、1996 年 6 月.
- [6] OpenAI 社、GPT-4o (<https://platform.openai.com/docs/models/gpt-4o>) (令和 7 年 3 月 15 日閲覧)
- [7] LangChain 社、LangChain (<https://www.langchain.com/>) (令和 7 年 3 月 15 日閲覧)
- [8] LangChain 社、LangGraph (<https://www.langchain.com/langgraph>) (令和 7 年 3 月 15 日閲覧)
- [9] A. D. Swain, H. E. Guttman 「Handbook of Human Reliability Analysis with Emphasis on Nuclear Power Plant Applications Final Report」、NUREG/CR- 1278、1983
- [10] PSA 入力用共通原因故障国内データ分析と信頼性パラメータの推定 (機械品編) 研究報告 : L10001 平成 22 年 11 月、財団法人電力中央研究所
- [11] Neo Technology 社、Neo4j (<https://neo4j.com/>) (令和 7 年 3 月 15 日閲覧)
- ※ 技術情報誌アドバンスシミュレーションは、それぞれの文献タイトルの下に記載した DOI から、PDF ファイル (カラー版) がダウンロードできます。また、本雑誌に記載された文献は、発行後に、JDREAMIII (日本最大級の科学技術文献情報データベース) に登録されます。