

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）

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 (FY2023)

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）と共に当社が実施中の、「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、2023年度の試作内容を紹介します。

Keywords: PRA、信頼性データベース、自然言語処理、生成 AI、オントロジー、ネットワーク構造

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ともに、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 か年で開発し、PRA 手法の高度化を図る計画である[1]。

本研究のうち、JAEA と共に、当社が担当している「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ている。

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、故障原因等を AI 技術等により抽出し、データベース化する AI ツールの方法論を構築し、試作した。2023 年度は、そのデータの事象や時間の相違を AI 技術により分析することにより、電力会社、プラント及び職種の相違判断、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。2024 年度は、共通特性を AI 技術により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する[1]。

本稿では、2023 年度の NUCIA 用 AI ツール試作内容、当社のリスク評価専門家（氏田、以下、当社専門家）による結果評価、得られた課題について紹介する。ちなみに、本稿で紹介する内容とは異なる方法で高速炉のためのデータベース CORDS[3]用 AI ツールも試作したが、こちらはトラブル情報等が非公開情報であるため、本稿での

*アドバンスソフト株式会社 第 5 事業部

1st Computational Science and Engineering Group,
AdvanceSoft Corporation

*アドバンスソフト株式会社 リスク研究開発センター

Risk Research and Development center, AdvanceSoft Corporation

紹介は割愛する。

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 が開発されている。これらは、個別事例も参照できるが、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（これを一次分析とする。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（これを二次分析とする。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考ええる。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（一次分析）：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（ビックデータ処理）
 - 正確性、統一性の促進（分析者の個性差無し）
- 課題 2（二次分析）：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（ビック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. 試作した AI ツールの全体フロー

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 から故障発生個所（系統・機器）及び故障原因を AI 技術等により抽出し、データベース化する AI ツールの方法論を構築し、試作した[4]。その全体フローを図 1 に示す。

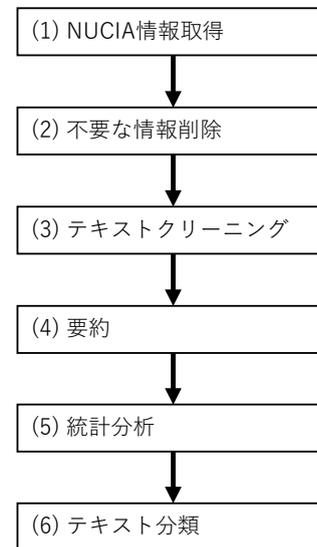


図 1 NUCIA から PRA の信頼性データベースを構築する AI ツールの全体フロー（2022 年度）

2022 年度はいわゆる「従来の」自然言語処理手法を活用して試作したが、2022 年 11 月に OpenAI[5]からチャット形式の生成 AI である ChatGPT（大規模言語モデル GPT-3.5 使用）が公開され、2023 年 3 月に同じく OpenAI からより大規模で高精度なモデル GPT-4 が公開され状況が一変し、これまで難しいと考えられてきた自然言語関連の処理が容易かつ高精度に実現可能となった。よって、2023 年度は、2022 年度に試作した要素技術を踏まえつつ、図 2 に示す処理フローでツールを試作した。

図 2 の要点は、NUCIA 記載のデータ（報告書テキストであり、非構造データ）から、事象シナリオネットワーク図（構造データ）を作成し、それを分析に利用する点である。事象シナリオネットワーク図を作成する理由を説明するために、NUCIA におけるトラブル情報等の報告書の特徴と、それへの対応策について以下に示す（2022 年度に検討したもの）。

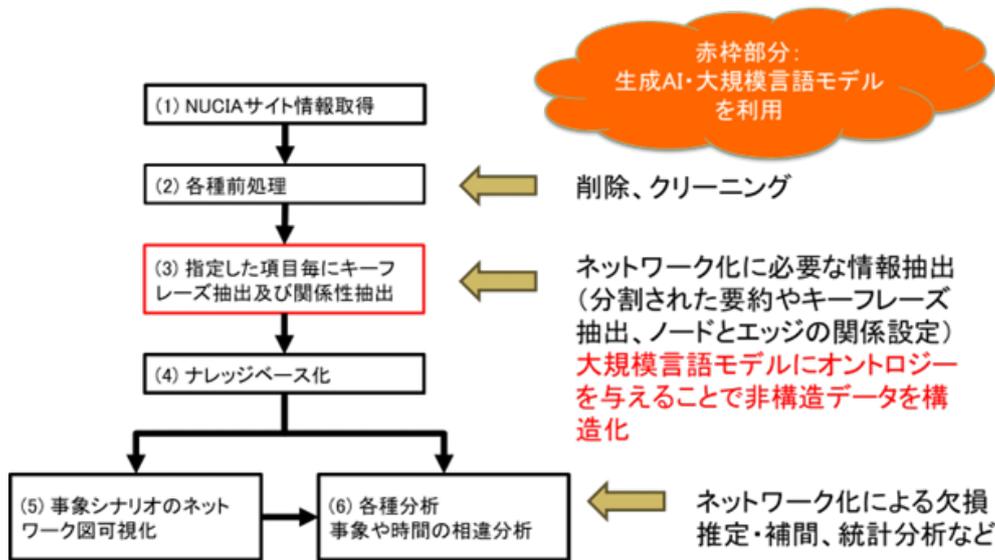


図 2 NUCIA から PRA の信頼性データベースを構築する AI ツールの全体フロー (2023 年度)

(特徴・対応策1)

- 特徴: NUCIA 記載内容は、各電力会社の各発電プラントの各担当者から報告されており、項目は統一されているが記述の個別性が高く、信頼性データベース化するには不要な情報が多い。
- 対応策: まずは原情報を取り込み、不要情報の削除が必要。(図 2 の (1)(2)で対応)

(特徴・対応策2)

- 特徴: 記述の個別性として、特に、トラブル情報によって記述形式や記述量に大きな違いがある。
- 対応策: 記述形式・量の統一のため、テキストクリーニング、文章要約、キーフレーズ抽出などによる整理が必要。(図 2 の (2)~(3)で対応)

(特徴・対応策3)

- 特徴: 故障判定には、原因の特定(原因分類)が必要。既存の原因分類は、1つのトラブル情報に対して1つの原因のみが選定されているケースが多いが、本当にそうか? また、そもそも既存の分類項目は適切か?
- 対応策: 適切な分類項目に基づいたマルチラベル分類が必要。(図 2 の (3)で対応)

(特徴・対応策4)

- 特徴: 原因の特定に必要な情報が本当に網羅

されているか? 欠損情報を補間できないか?

- 対応策: 根本原因から事象発生、再発防止策に至るまでの事象シナリオを構築し、ネットワーク図として可視化することで、情報欠落の確認や説明性の高い原因特定が可能と考えられる。また、事象や時間の相違を分析しやすいはず。(図 2 の (3)~(6)で対応)

このように、事象シナリオネットワーク図を作成することで、NUCIA 記載内容を統一的なフォーマットで構造化し(高度な要約処理とも言える)、事象シナリオを明確化することできる。その過程で、PRA の故障モードに該当する「直接原因」や、ヒューマンエラー、組織的要因又は安全文化等が該当すると考えられる「根本原因」を抽出できるため、真の原因分類が期待できる。また、事象間の「直接原因」や「根本原因」の共通性をグラフネットワークとして把握できるようになるため、2024 年度の対象である共通特性分析に有効だと考えられる。

図 2 の (1)~(6)の要点については 4 章で述べる。

4. 試作した AI ツールの各処理の要点

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。

Web サイトから必要なデータを抽出するためのオープンソースでコラボラティブなフレームワークである Scrapy[6]を使用し、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。

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 4 月 4 日時点で 7531 事象)におけるそれらのデータ項目を全て取得し、csv ファイルに一覧表として整理した。

4.2. 不要な情報削除

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、当社専門家判断による削除方針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(これにより、2024 年 4 月 4 日時点の 7531 事象⇒1996 事象となった)。

当社専門家判断による削除方針(4 点)を以下に示す。

- 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、重要性と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. 指定した項目ごとにキーフレーズ抽出及び関係性抽出

OpenAI によって開発されたマルチモーダル大規模言語モデル GPT-4 (2024 年 1 月公開の gpt-4-0125-preview)を使用することで、NUCIA 記載のデータ(報告書テキストであり、非構造データ)から、事象シナリオネットワーク図を作成するための JSON 形式データ(構造データ)を作成した。大規模言語モデルは、一般的に、大規模であればあるほど応答精度が良く、最新であるほど新しい情報や適切なチューニングがなされているため、

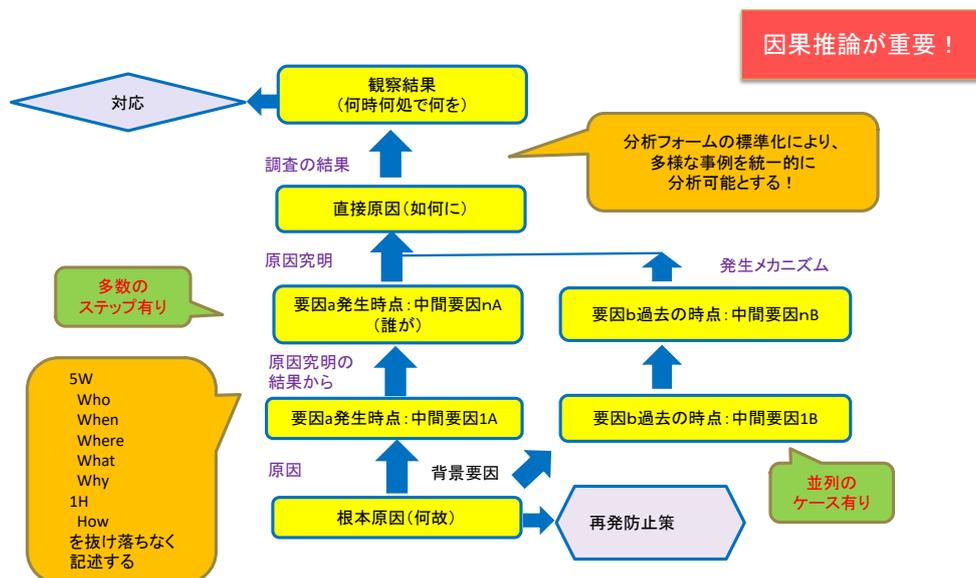


図 3 事象シナリオネットワーク図作成のオントロジー (Ontology、情報表現の仕様)

本試作時点で最新であった gpt-4-0125-preview を採用した。他の選択肢としては、コスト面で優れた同じく OpenAI の GPT-3.5 (gpt-3.5-turbo-0125) があったが、パラメータ数（非公開だが GPT-4 よりはかなり少ない）から考えて精度面で劣るため不採用とした。また、GPT-4 を上回る性能が報告されている Anthropic の大規模言語モデル Claude3 は、2024 年 3 月に公開されたため本試作時点では利用できなかった（Meta の Llama3 も同様の理由で不採用）。それら以外のモデルは、パラメータ数から考えて応答精度が劣るであろう点、実装のしやすさ、無料モデルをローカルで処理する場合の必要メモリや処理速度の観点で、最初から除外した。

当社専門家による NUCIA 記載内容の分析に基づいて、図 3 に示すオントロジー（Ontology、情報表現の仕様）を検討し、GPT-4 への入力プロンプトとして設定した。具体的には、役割・指示、条件、各項目（対応、観察、直接原因、中間要因、根本原因、再発防止対策）の定義、項目ごとのキーフレーズとその因果関係をノードとエッジの形式で整理する方法を、入力プロンプトとして設定した。これにより、各事象の NUCIA 記載内容を同じ仕様で整理できる。

また、OpenAI の Function Calling 機能を利用し、GPT-4 からの回答をネットワーク図作成用 JSON 形式に限定した。Function Calling 機能とは、入力プロンプトの内容に基づいて、ユーザーが事前定義した JSON 形式で関数への入力を自動作成し、また、使用する関数も自動選択する機能である。これを利用することにより、ネットワーク図作成用 JSON 形式を確実に作成することができた。

4.4. ナレッジベース化

NUCIA 記載内容、ネットワーク図作成用 JSON 形式全体、抽出した「直接原因」と「根本原因」を、sqlite3[7]のデータベースに格納した。SQLite はサーバー不要のリレーショナルデータベース管理システムで、C 言語ライブラリーによりデータベースを単一ファイルで管理する。Python の標準ライブラリーに含まれる sqlite3 モジュールは、SQLite データベースへのアクセスと操作を提供

し、C 言語実装の SQLite エンジンに対するバインディングとして機能する。作成したデータベースの構成を表 1 に示す（36 項目）。

表 1 作成したデータベースの構成

作成したデータベースの構成			
通番	事象発生箇所_機器(大分類)	発生時運転モード	手動で作動した安全系
報告書番号	事象発生箇所_機器(小分類)	発生前の電気出力	同発電所で発生した同様事例
情報区分	事象発生箇所_部品	発見の方法	その他
事象発生日時	原因調査の概要	発電所への影響	ネットワーク用JSON
会社名	事象の原因	発電停止時間	直接原因
発電所	原因分類(大分類)	外部への放射能の影響	根本原因
件名	原因分類(小分類)	保安規定違反	
事象発生時の状況	事象の種別	検査指摘事項の深刻度	
事象発生箇所_設備	再発防止対策	SL 判定結果	
事象発生箇所_系統	水平展開の検討	運転上の制限外への移行	
		自動で作動した安全系	

このように、2023 年度はリレーショナルデータベースでナレッジベースを作成したが、2024 年度は上述したようにネットワークグラフとしての分析を計画しているため、グラフデータベースの利用も検討している。

4.5. 事象シナリオのネットワーク図可視化

ネットワーク、フローチャート、系統樹などに適したオープンソースのグラフ描画ツールである Graphviz[8]を使用して、ネットワーク図作成用 JSON 形式を可視化した。Graphviz を使用することにより、各項目（対応、観察、直接原因、中間要因、根本原因、再発防止対策）をクラスターとして表現できるため、項目ごとのキーワード（ノード）やそれらの接続（エッジ）が、オントロジー通りかどうか判別しやすい形式で簡易に可視化できるため、本件で採用した。

作成した事象シナリオネットワーク図の可視化例を図 4 に示す。図 4 は、今回作成した簡易な描画ツールの Web ブラウザ画面である。このように、処理対象とした 1996 事象全ての事象シナリオネットワーク図を容易に確認できるようにした。

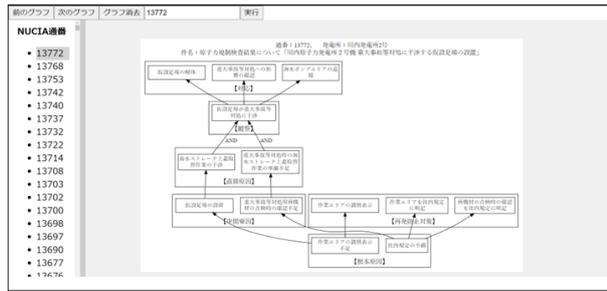


図 4 事象シナリオネットワーク図の可視化例

4.6. 各種分析

事象シナリオネットワーク図作成によって抽出した各事象の「直接原因」(PRA の故障モードを想定)と「根本原因」(主にヒューマンエラーや組織的要因を想定)に対して、電力、プラント、福島第一発電所事故前後の相違を可視化するために、以下の分析を試行した。

- カテゴリー (会社名、発電所) ごとの単語出現頻度
 - ・ 目的: 特定の会社や発電所ごとの特徴を明らかにし、組織や施設特有の問題点を識別。
 - ・ 特徴量: 各カテゴリーに属する単語の出現頻度。
 - ・ 活用例: 会社や発電所における問題点やリスクの特定。組織や施設ごとのカスタマイズされた安全対策の提案。組織間や施設間での安全文化の違いを理解。
- 正規化された単語出現頻度の福島前後の差異
 - ・ 目的: 福島事故前後での変化を定量的に捉え、事故の影響を分析。
 - ・ 特徴量: 福島事故前後の単語の正規化された出現頻度。
 - ・ 活用例: 事故の影響による変化の定量的評価。安全対策や規制の変更に伴う内容シフトの検証。政策改正の効果のモニタリング。
- 年ごとの単語出現頻度
 - ・ 目的: 時間経過とともに変化する言語パターンを追跡し、長期的なトレンドを分析。
 - ・ 特徴量: 年ごとの単語出現頻度。
 - ・ 活用例: 時間を通じての安全基準や技術の変化の影響を捉える。長期的な安全対策の効果

を評価する。特定年に発生した重要な事象や変更を特定する。

■ カイ二乗分析

- ・ 目的: カテゴリー (発電所名、会社名) 間の単語出現頻度の違いが統計的に有意かどうかを評価することで、特定の単語が特定のカテゴリーに偏って出現するかどうかを検証する。
- ・ 特徴量: 各カテゴリーにおける単語出現頻度。
- ・ 活用例: 有意な単語の発見を通じて、特定のカテゴリーに共通のリスクや問題点を識別する。統計的に重要な関連性を持つ単語をヒートマップで視覚化し、パターンを把握して予防策や安全対策の策定に役立てる。

■ PCA (主成分分析)

- ・ 目的: 高次元データを新たな低次元の特徴空間に線形変換することで、データセット内の主要な構造を捉え、相関関係を明らかにする。
- ・ 特徴量: 各カテゴリーにおける単語出現頻度。
- ・ 活用例: データの次元を減らすことで、より単純な形で事故データのトレンドやパターンを分析。多次元のデータから主要な成分を抽出し、発電所や運用の問題点を効率的に識別する。

5. 結果評価

2023 年度に試作した AI ツールでの結果に対して、当社専門家が実施した評価を以下に述べる。

5.1. 事象シナリオネットワーク図の評価

AI ツールで作成した事象シナリオネットワーク図が、当社専門家が実施した NUCIA の事象分析結果をどの程度再現できているかを評価した。今回分析対象とした特徴的な 5 事象の図 ((1)当社専門家分析結果、(2)AI ツール結果) を、図 5～図 9 に示す。

- ・ 今回分析した事象シナリオでは、文章に記載された内容から重要な項目 (対応、観察、直接原因、中間要因、根本原因、再発防止対策) が抽出され、その内容は人と同

等の詳しさのネットワークが構築されている。ただし、文章のつながりからネットワークを構築しているだけで、意味を理解して因果関係を表現しているわけではない。特に、図 3.1.2-11 事象シナリオ：トラブル NUCIA-12815、EDG-B 排気管伸縮継手の破損に示しているような、専門家であれば複数要員が関わっていることを類推して分析できているが、図 3.1.2-16 の AI 分析では、単に複数原因を示しているのみ複数人の因果関係が再現できていない。

- ネットワークから、因果関係の理解に至るまでの学習が必要であり、そのためには主語の推測機能が必須である。NUCIA の問題点は、日本語の問題点でもあるが、主語が不在で文章が作成されているケースがあり、複数人が別々の原因となっているにもかかわらず、～と～が原因というように明確に並列(複数人が絡んでいる)とは意識されない分析になっている。対策としては、原因が複数の AND 条件になっている時には、主語(人間)も複数存在すると判断して、主語(人間)を類推し決定することである。それから分析すれば明確に並列が分析結果として出るようになるはずである。図 3.1.2-8 NUCIA 報告書構造化用のオントロジー(情報表現の仕様)に示すような、複数のプレイヤーの係わりを明確に要求する枠組みを提供して学習させることが必要である。いずれにしても、主語の不在を明確に意識した分析が、日本語処理では必須の技術だと考える。
- さらに例示による学習が要求され、主語のみの類推ではなく主語、動詞、目的語のセットで因果関係を理解させるプロセスを検討することが重要である。作成した事象ネットワークを教師データとしてグラフニューラルネット等で学習させ原因分類や原因予測をするための、学習プロセスが必要である。図 3.1.2-8 NUCIA 報告書構造化用のオントロジー(情報表現の仕様)に示すような枠組み

を示し、その枠の中で 5W1H の情報を抜け落ちなく埋めるように学習することにより因果関係を構築できるようにする。これは令和 6 年度の共通原因分析のための手法の課題とする。

5.2. 各種分析結果の評価

事象シナリオネットワーク図作成において抽出した「直接原因」と「根本原因」の各種分析結果(一部)を、図 10～図 15 に示す。これらの分析結果を、欠損情報抽出、時系列による事象変化傾向、事象内での時間変化の観点で評価した。

- 各種分析(複数原因特定、事象や時間の相違分析など)も、確かに分析結果は出ているが、知見の解釈は難しい。
- 電力会社やプラントによる相違を明確化した。プラント数の多い東京電力にトラブルが多いが、逆に柏崎刈羽プラントのトラブルは少ない傾向がある。
- 福島事故前後のトラブル原因の相違を明確化した(例：施工不良増加、保守不備減少)。また、年毎の単語出現頻度から、福島事故後はトラブル事例が減少している傾向が見て取れる。

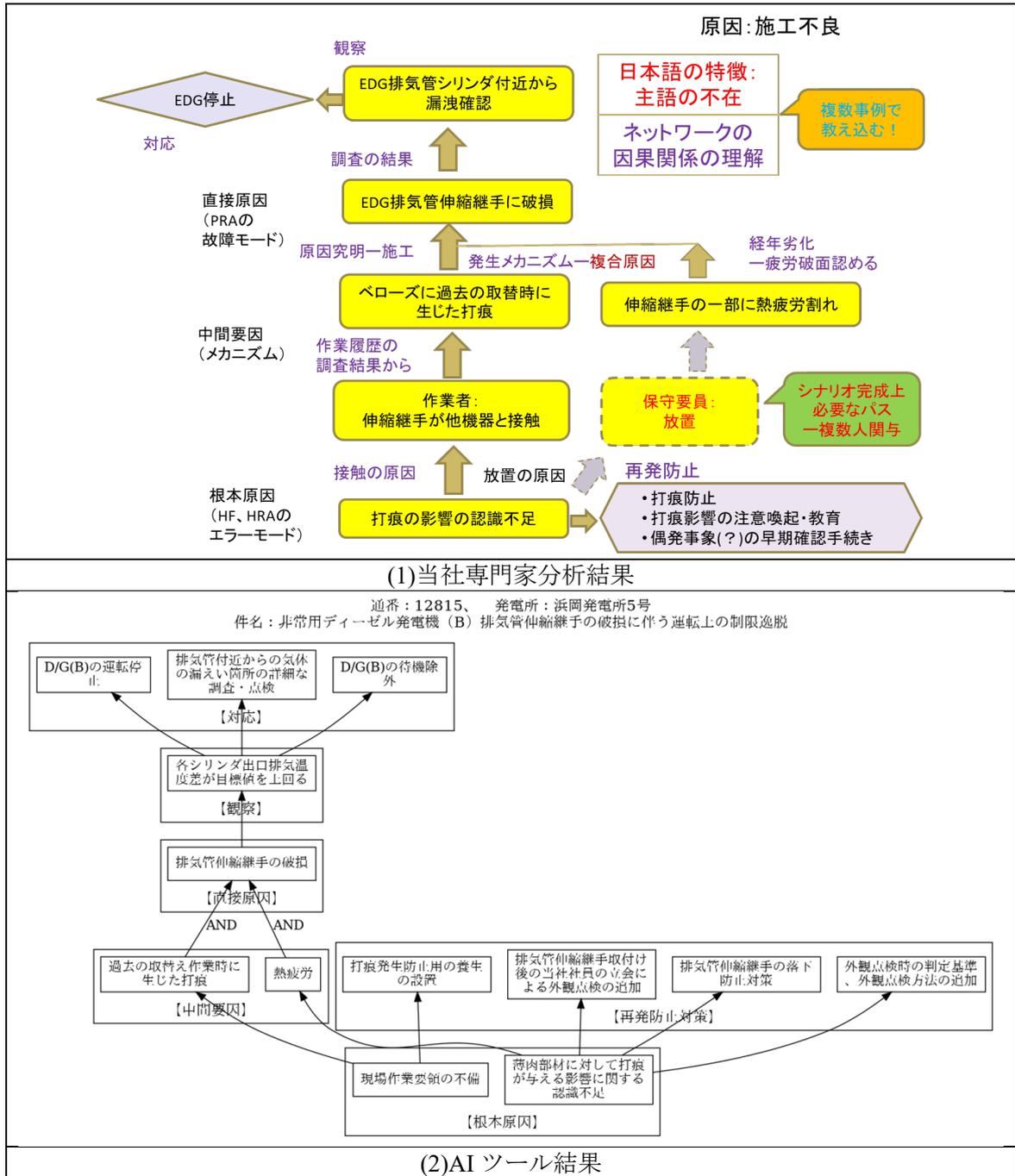


図 5 トラブル NUCIA-12815、EDG-B 排気管伸縮継手の破損

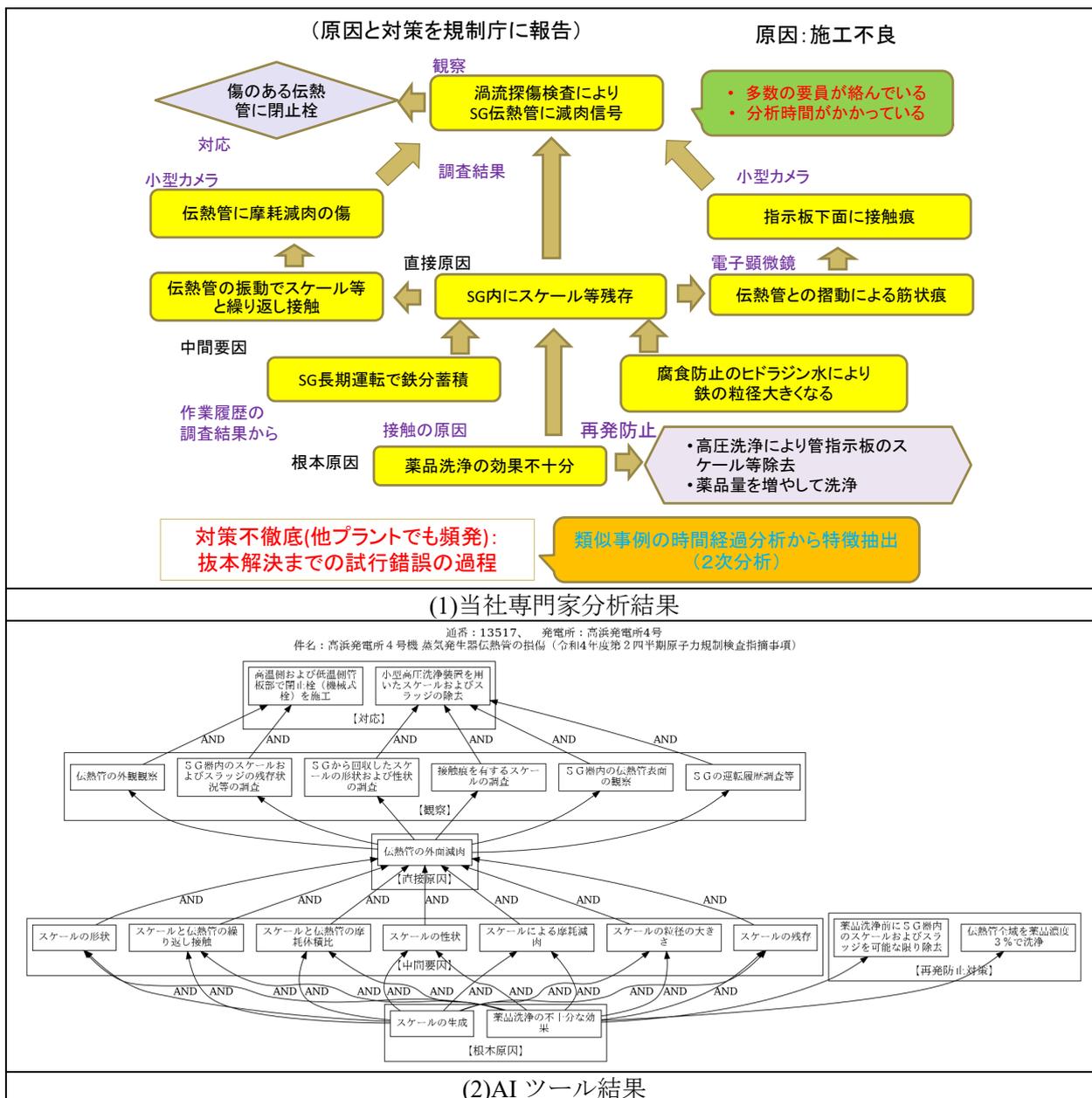


図 6 トラブル NUCIA-13517、蒸気発生器(SG)伝熱管損傷

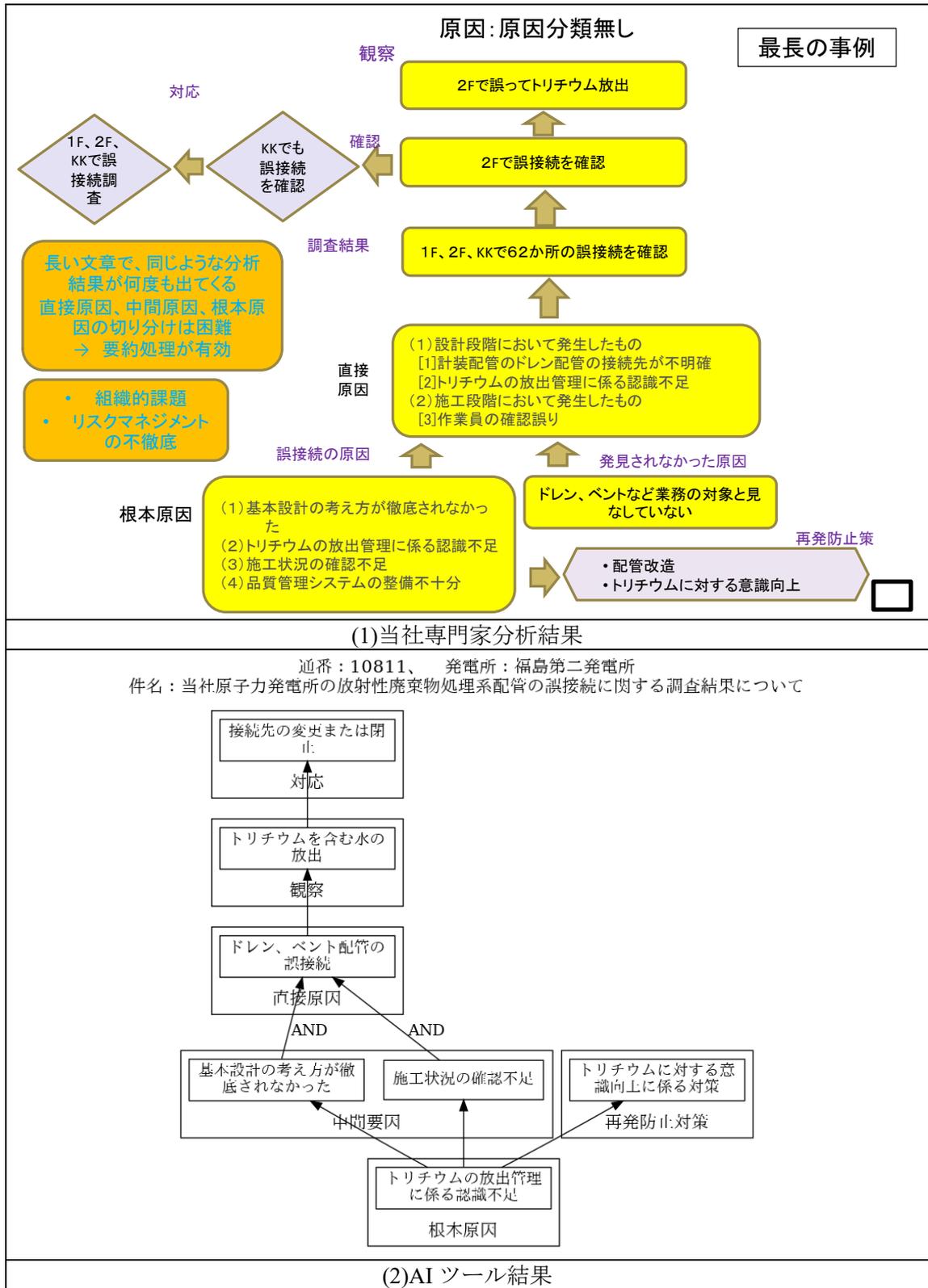


図 7 保全品質 NUCIA-10811、東電発電所の放射性廃棄物処理系配管の誤接続に関する調査結果

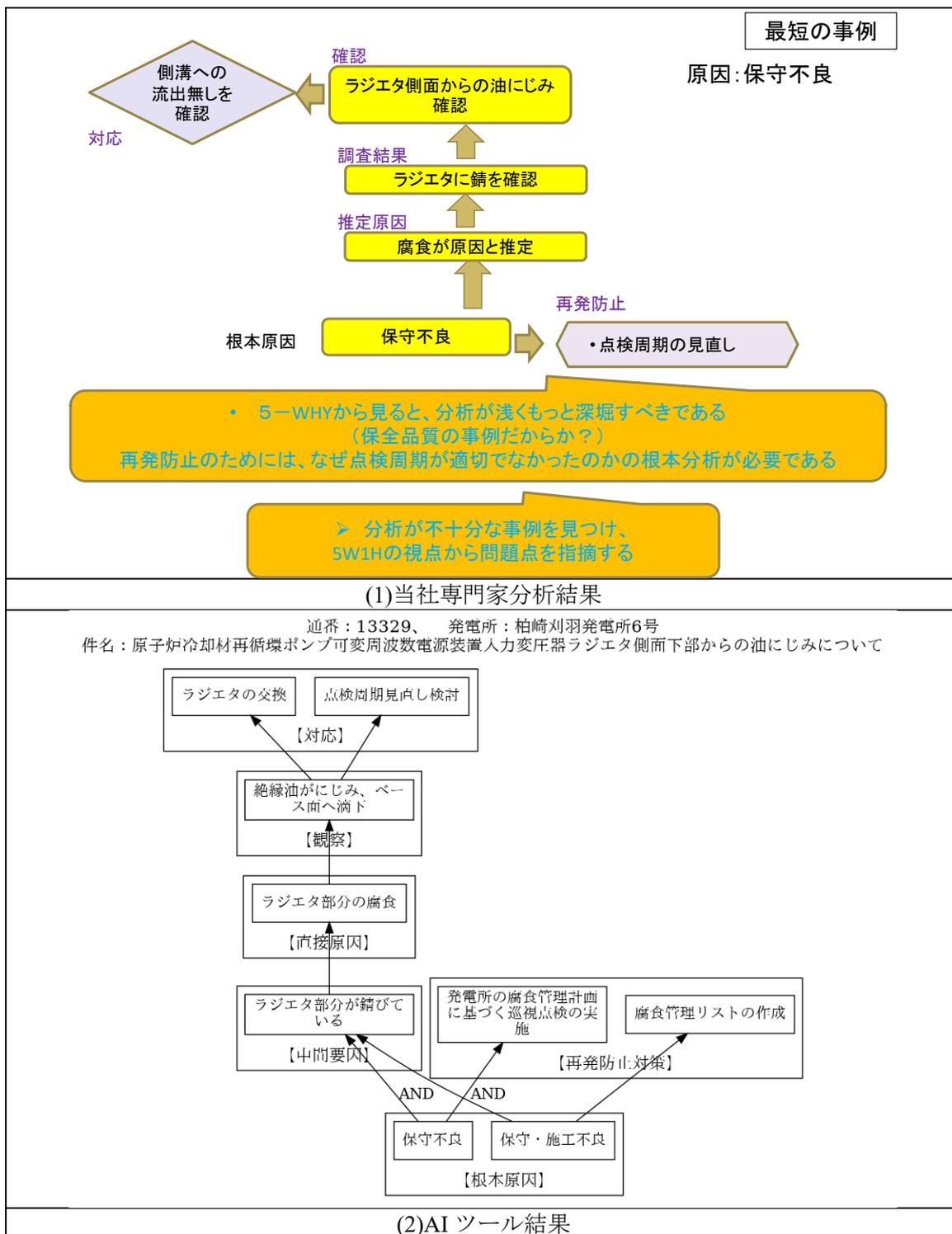


図 8 保全品質 NUCIA-13329、原子炉冷却材循環ポンプ可変周波数電源装置入力変圧器ラジエタ側面下部からの油にじみ

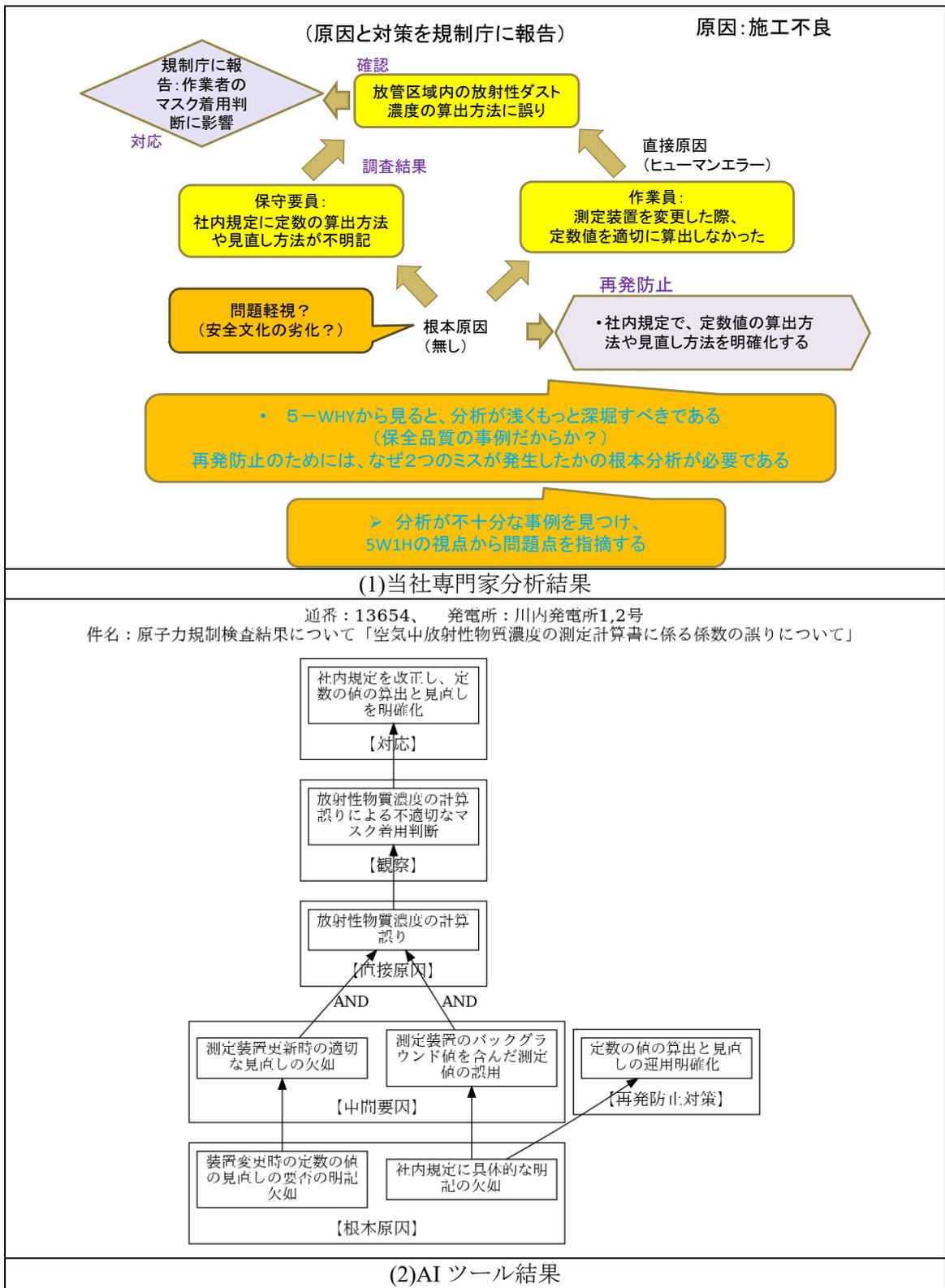


図 9 保全品質 NUCIA-13654、空气中 FP 濃度測定計算書の係数の誤り

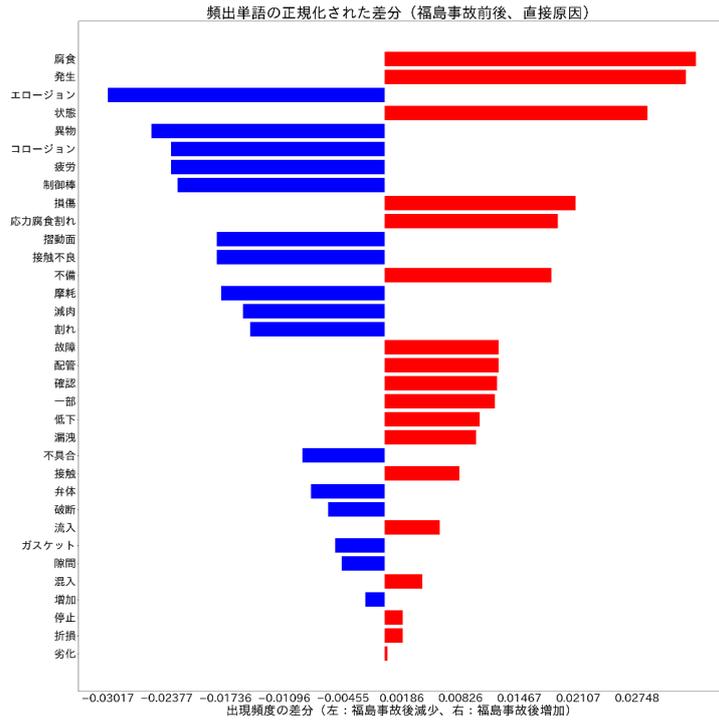


図 12 正規化された単語出現頻度結果 (直接原因、福島前後の差異) の一例

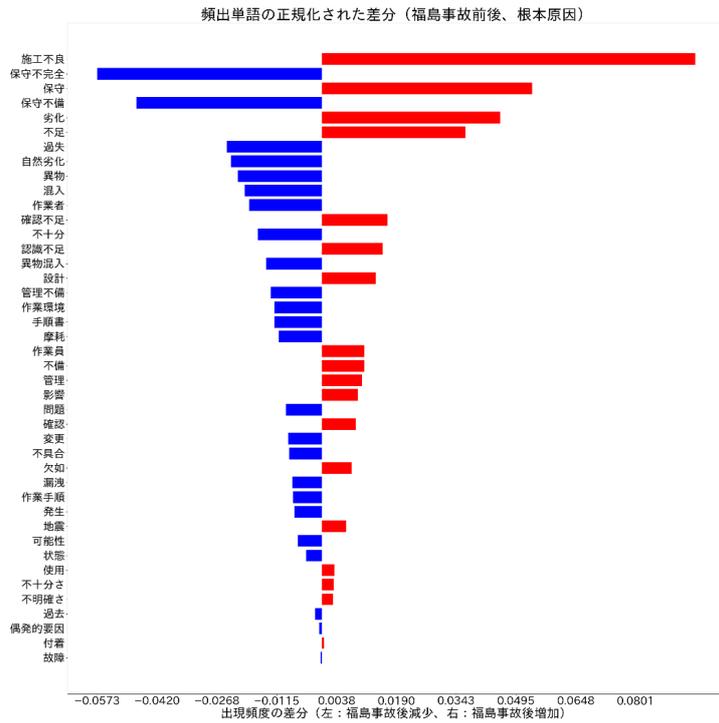


図 13 正規化された単語出現頻度結果 (根本原因、福島前後の差異) の一例

6. 課題

2023 年度の NUCIA 用 AI ツール試作とその結果評価から、以下の課題を得た。これらを 2024 年度の開発に反映させる予定である。

- 指定したオントロジーの通りに事象シナリオネットワーク図が作成されたかのチェック機能がない。今回は、可能な範囲で（大きな項目の接続関係のみ）目視チェックして再作成を実施。⇒詳細な形式チェック機能、内容チェック機能が必要（回帰的处理）。
- OpenAI の Function Calling 機能を利用することで、確実にネットワーク図作成用 JSON 形式が作成できる。ただし、NUCIA 記載内容にもよるが、事象シナリオネットワーク図作成実行の度に作成結果が変わる場合がある。事象ごとに、オントロジー及び NUCIA 記載内容を全てプロンプト化し、GPT-4 で一気にネットワーク図作成用 JSON 形式を作成しているためだと考えられる。⇒Step by Step（生成 AI において精度向上に有効）で作成・チェックする機能が必要。
- 今回設定したオントロジーでは、大きな項目（対応、観察、直接原因、中間要因、根本原因、再発防止対策）内の詳細な構造化は不可。よって、職種の抽出ができず、その相違判断もできない。⇒ネットワークを構成する各ノード内の詳細な属性情報を定義し、それもオントロジーに組み込む必要有。それに伴い、NUCIA 記載内容をクラスターやノードごとに分割・分析してからネットワークに組み込む機能も必要（項目ごとのマルチな処理とその連携）。
- 分析の対象とした「直接原因」は、現状だと表現のバラツキが大きく分析しにくい。⇒PRA の故障モード一覧の中から類似検索して選択する機能が必要。
- 分析の対象とした「根本原因」も、現状だと表現のバラツキが大きく分析しにくい。⇒何らかの一覧の中から類似検索して選択する機能が必要。

- ネットワーク構造を踏まえた原因分析にはなっていない。⇒今回作成した事象シナリオネットワークを教師データとして、グラフネットワーク等で学習させることで可能と考えられる。

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] 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。
- [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（2022 年度）」、アドバンスシミュレーション Vol. 30, 2023.
- [5] <https://openai.com/>
- [6] <https://scrapy.org/>
- [7] <https://docs.python.org/ja/3/library/sqlite3.html>
- [8] <https://graphviz.readthedocs.io/en/stable/index.html>

※ 技術情報誌アドバンスシミュレーションは、アドバンスソフト株式会社 ホームページのシミュレーション図書館から、PDF ファイル（カラー版）がダウンロードできます。（ダウンロードしていただくには、アドバンス/シミュレーションフォーラム会員登録が必要です。）