

因果関係に着目した製品リコール情報データセットの構築

河合 英紀¹ 安藤 まや² 斉藤 恵利² 福井 香² 関根 聡²

¹ トヨタ自動車株式会社 ² 株式会社 いちから

hideki_kawai@mail.toyota.co.jp

{maya.ando, eri.saito, kaori.fukui, satoshi.sekine}@ichikara.ai

概要

本研究は、自動車産業におけるリコール・不具合情報の因果関係抽出を目的とし、国土交通省のリコールデータ 5,000 件を対象に、不具合事象の因果関係や関連部品を詳細にアノテーションした大規模データセットを構築した。アノテーションの結果、部品単位での不具合発生傾向をきめ細かく分析し、部品ごとに典型的な因果関係を洗い出し分類することが可能となった。これにより、従来は暗黙知として属人的に蓄積されていた知識を、因果関係マップとして可視化・共有できるようになった。

1 はじめに

近年、自然言語処理 (NLP) 技術の普及と大規模言語モデル (LLM) の急速な進化により、製造業におけるデータ活用の可能性が大きく広がっている。特に、製品開発や品質保証の現場では、従来の数値データだけでなく、膨大な非構造化テキスト情報 (故障報告、リコール情報、SNS 投稿など) を活用した知識抽出やリスク分析が注目されている。

非構造化テキストは、現場の知見や顧客の声、実際の利用状況を豊かに含んでいる。たとえば、故障報告 [1, 2] や修理記録 [3, 4], 保証請求記録 [5], リコール情報 [6, 7, 8] といった不具合情報には、具体的な不具合の症状や対応履歴が記録されており、これらを分析することで、設計段階でのリスク低減や故障診断の高度化に活用できる。また、お客様からの苦情 [9] や SNS 投稿 [10, 11], 製品レビュー [12] などの消費者意見データは、ユーザーの生の体験や潜在的な不満・要望を反映しており、企画・マーケティングにおいて重要な役割を果たす。

さらに、暗黙知として埋もれがちな現場の経験やノウハウを、AI インタビューや知識 DB 化を通じて形式知化し、若手技術者や関連部門に技術伝承する取り組みも進んでいる [13, 14]。このような知識の

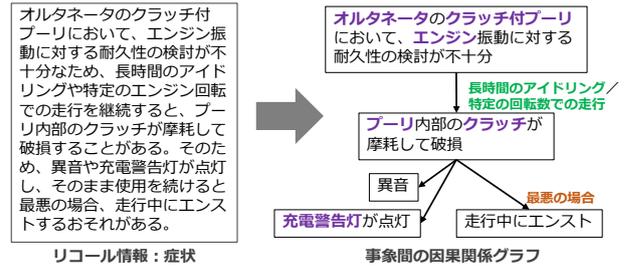


図1 リコール情報における因果関係の例

構造化・見える化により、世代や部門を越えた技術伝承が加速するだけでなく、現場の判断力や問題解決力の底上げにもつながる。

一方、リスク低減のために故障報告やリコール情報を活用する際には、因果関係の理解が不可欠である。例えば、部品の設計変更がどのような不具合につながったか、どのような対策が有効だったのかを因果関係として把握することで、故障診断や設計改善に活かすことができる [15, 16, 17]。図1は、リコール情報から因果関係を整理した一例であり、オルタネータのクラッチ付プリーの耐久性の不足が部品の摩耗・破損を引き起こし、最悪の場合は走行中のエンストにつながることを示されている。

このように、リコール情報を因果関係グラフとして整理することで、設計・製造・品質保証など各フェーズでのリスク管理や技術伝承のための知識共有が可能となる。本研究では、因果関係に着目した製品リコール情報データセットを構築し、LLM を活用した因果知識抽出の可能性を探る¹⁾。

2 関連研究

因果関係抽出や因果推論に関する研究は、近年、非常に活発化している。因果関係抽出に関する研究としては、イベント間の因果関係抽出 [18] や暗黙的因果の抽出 [19], 因果関係に着目した概念抽出 [20] などがあげられる。さらに、LLM を活用した因果

1) 本データセットは公開に向けて準備中である

イベント抽出の強化 [21] や、欠落要因の仮説生成 [22], 反実仮想推論の導入 [23] など、情報の曖昧さや省略に対応するアプローチも進展している。

因果推論に関する研究としては、知識グラフや RAG を活用した質問応答の枠組みとして CausalGraph2LLM[24] や Causal Reasoning in LLMs[25] などが提案されている。また、技術基盤としてのベンチマークやデータセットの整備も進んでいる。例えば、LLM の因果推論能力を体系的に評価するベンチマークとして CausalEval[26] や CausalBench[27], Categorized Benchmark[28] などが構築されている。

医療 [29] や金融 [30] などの専門ドメインにおける因果関係抽出・推論技術の応用も進んでいる。製造業では、リコール情報や故障報告書等を対象とした因果関係の抽出や知識グラフ化の研究 [16, 17, 31] が多数存在する。一方、製造業における因果関係データセットの構築は、筆者らの知る限りでは、まだ十分に進んでいない。例えば、RECALL-MM[8] は米国消費者製品安全委員会 (CPSC) のリコール情報 6,874 件を対象にしたマルチモーダルデータセットだが、因果関係に関するアノテーションは行われていない。また、東明ら [32] は、状態変化に着目した事象事例構造化コーパスを構築しているが、312 件と比較的小規模にとどまっている。

そこで本研究は、国土交通省のリコール情報 5,000 件を対象に、部品と不具合の症状の因果関係を高粒度で構造化した日本語データセットを構築した。本データセットは、因果関係抽出・推論タスクのモデル学習・評価に活用できるだけでなく、部品ごとの典型的な因果関係パターンの抽出・分類を行うことで、設計段階でのリスク分析や技術伝承に役立てるなど、産業上の貢献も期待できる。

3 データセット

本節では、国土交通省が公開する自動車リコール情報を対象とした因果関係データセット構築方法について述べる。まず、リコール情報のデータ項目について説明し、次に、因果関係を考慮したタグセットおよびアノテーション方法について述べる。

3.1 国土交通省のリコールデータ

国土交通省は、製品の安全性の確保および不具合傾向の把握を目的として、自動車メーカーから報告されたリコール情報を公開²⁾している。リコール情

2) <https://renrakuda.mlit.go.jp/renrakuda/top.html>

項目名	説明
届出日	リコール情報が届け出られた日付
届出番号	リコール情報の識別番号
不具合装置	不具合が発生した装置や部品の名称
状況★	不具合の具体的な症状や発生状況の説明
対策★	不具合に対する修理や交換などの対応策の説明
改善箇所説明図	不具合箇所を示す図
輸入/製作期間	対象車両の輸入/製造期間
対象台数	リコール対象となる車両の台数
対象車両	対象車両の車名、型式/型番、通称名、車台番号等

表 1 リコール情報のデータ項目

報とは、設計・製造の問題で安全・環境基準に適合しない又はしないおそれがある自動車の届出情報である。本研究では、2013 年 9 月～2025 年 6 月の 12 年間にわたる、全メーカーのリコール情報 5,000 件分を収集しアノテーションを行った。各リコール情報は、表 1 に示す項目で構成されている。今回、アノテーションの対象としたのは、表中で★印をつけた「状況」と「対策」の 2 つのテキストデータであるが、本稿では特に「状況」へのアノテーションに焦点を絞って説明・分析を行う。

3.2 アノテーション方法

「状況」のテキストデータに対して、不具合の因果関係や関連する部品に関する情報を人手によってアノテーションした (付録 図 3)。表 2 に、アノテーションに用いたタグセットと、タグ付けされた件数を示す。タグセットとしては、因果関係の原因/結果となる事象を表す「Segment」、部品を表す「Parts」、およびその他の補助的なタグで構成されている。特に「状況」には、「A が B するため、C が D になり」など、連鎖的につながる因果関係が記載されていることが多いため、原因/結果を区別せず「Segment」としてタグ付けし、Segment 同士の因果関係は別途、Segment タグの属性値として情報付与することにした。

具体的には、各 Segment タグに対して Segment ID を付与し、属性値 parent-seg-id によって、原因事象となる Segment ID を指定している。これにより、複数の Segment タグが連鎖的に因果関係でつながる場合 (連鎖) や、1 つの原因が複数の結果を引き起こす場合 (分岐)、複数の原因が 1 つの結果につながる場合 (合流) など、多様な因果関係を柔軟に表現できる。表 2 より、タグ付けされた Segment タグの件数は 26,279 件であり、1 テキストあたり平均 5.3

タグ名	説明	件数
Segment	因果関係の原因/結果となる事象を表す 例：AがBする、CがDになる	26,279
Parts	部品を表す 例：オルタネータ、プーリー	31,607
Action	ユーザの動作を表す 例：長時間のアイドルリング	2,736
Case	条件を表す 例：最悪の場合	2,623

表2 「状況」に対するアノテーション用タグセット

件の因果関係が含まれていたことがわかる。また、分岐または合流のある因果関係を含むテキストは712件であり、全体の14%程度であった。

部品を表す「Parts」タグについても Parts ID を付与し、属性値 ref によって照応関係にある部品同士を紐付けることにした。これは、「当該プーリーが…」のように一連の因果関係の流れの中で、同一部品を照応する機会が多かったためである。部品名のタグ付けにあたっては、自動車の専門知識を持つ協力者によるレビューを行うことで、タグの一貫性と正確性を担保した。表2より、タグ付けされた Parts タグの件数は31,607件であり、1テキストあたり平均6.3件の部品名が含まれていたことがわかる。また、参照関係を紐づけられた Parts タグは4,275件であり、全体の14%程度であった。

異なるアノテーター間の判断の一貫性を評価するため、ランダムサンプリングした30件のリコール情報に対して3名のアノテーターが独立にタグ付けを行い、完全一致ベースでのペアワイズ F1 スコアを計算した。その結果、145件の Segment タグで0.97、182件の Parts タグで0.98のF1スコアが得られ、高い一貫性が確認できた。

4 分析

本節では、リコール情報への部品や因果関係のアノテーションによって可能になったさまざまな分析や応用例について述べる。具体的には、因果構造に基づく不具合起点部品の特定、典型的な因果関係の分類などの基礎的分析結果について説明する。

4.1 不具合起点部品の特定

表1に示すように、国交省のリコール情報にも「不具合装置」という、部品を指す項目は存在するが、ユニークレコード数は145件だけであり、「配線」や「圧力制御伝達部」のように個別の部品名というよりはカテゴリ名に近い。一方、アノテーショ

不具合装置 (国交省定義)	届出件数	因果関係の起点で出現した部品名
配線	480	エンジンルーム、バッテリーケーブル、助手席
圧力制御伝達部	414	電動サーボブレーキシステム、ブレーキオペレーティングシミュレータ、ブレーキ
エアバッグ	345	膨張装置、ダッシュパネル、助手席
燃料ホース/パイプ	324	床板固定ネジ、燃料供給パイプ、燃料圧力温度センサー
エンジン本体	273	クランクケース、タイミングチェーン、クランクシャフト

表3 届出件数上位5位の不具合装置

ンによって抽出された部品名のユニークレコード数は2,991件であり、より詳細な不具合箇所を表す部品名が特定されていることがわかる。表3に、届出件数上位5位の「不具合装置」と、アノテーションによって判明した「因果関係の起点で出現した部品名」の代表例を3点ずつリストアップした。ここで「因果関係の起点」とは、図1の因果関係の根ノードにあたる部分であり、不具合の発生個所や根本原因となっている部品を指す。表3から、「不具合装置」だけでは分からなかった具体的な部品名が、アノテーションによって明らかになっていることがわかる。例えば、届出件数1位の「配線」については、「エンジンルーム」、「バッテリーケーブル」、「助手席」など、どの部品に関連する「配線」であるかを詳細化できている。

4.2 部品毎の典型的な因果関係

製品設計時のリスク分析では、故障モード影響解析(FMEA)や故障モードに基づく設計レビュー(DRBFM)のように、起こりうる不具合を網羅的に洗い出すことが重要である。しかし、ベテラン技術者には過去の経験に基づく暗黙知が蓄積されている一方で、若手技術者は過去の不具合パターンに関する知識が十分でない場合があり、知識獲得のための育成や支援が必要である。

本研究で構築したデータセットを活用することで、部品ごとの不具合の因果関係を体系的に分類することが可能となり、設計初期におけるリスク分析や故障モードの網羅的検討に役立てることができる。特に、若手技術者にとっては、部品別の因果関係マップを教材として活用することで、設計判断力の向上や技術伝承の促進が期待される。以下では、排気ガス再循環装置(EGR)を例に、典型的な因果関係パターンの抽出と分類結果について述べる。

EGRは、エンジンから排出される一部の排気ガスを再循環させることで、燃焼温度を下げた窒素酸化

起点部品	工程	原因内容	典型的な因果関係の例
制御プログラム	設計	ECU制御プログラム不適切	制御不適 → デポジット堆積 → 流量低下 → 警告灯点灯 → アイドリングストップ停止
	設計	硬化デポジットの剥離	制御不適 → デポジット硬化 → 剥離 → 吸気バルブ噛み込み → エンスト → 再始動不能
	評価	NOxセンサ診断でEGR停止	評価不足 → 診断でEGR停止 → 設計意図不一致 → 保安基準不適合
パイプ	材料	パイプフランジ材質が不適切	材質不適 → 凝縮水付着 → 腐食進行 → 破片噛み込み → エンジン停止 → 再始動不能
	設計	パイプ構造が熱膨張・収縮に対して不適切	熱負荷 → 熱膨張・収縮 → 溶接部亀裂 → ガス漏れ → 規格不適合
	使用	冷間短距離走行の繰り返して凝縮水付着	冷間短距離走行 → 凝縮水付着 → 腐食進行 → 破片噛み込み → エンジン停止 → 再始動不能
フィン	材料	クーラのフィン材質が不適切	材質不適 → チューブ亀裂 → 冷却水経路へ排ガス侵入 → オーバーヒート → 火災リスク
	製造	クーラのフィンろう付け不足	ろう付け不良 → チューブ亀裂 → 冷却水経路へ排ガス侵入 → オーバーヒート → 火災リスク
バルブ	製造	バルブの組付け手順不適切	組付け手順不適切 → 亀裂 → ガス漏れ → 排ガス基準不満足
バイパスフラップ	製造	バイパスフラップのボルト締付不足	締付不足 → ボルト緩み → 排出ガス漏れ → 規格不適合
EGRモジュール	評価	耐久性検討不足により経年で冷却水漏れ	耐久性不足 → 冷却水漏れ → 煤混合 → インテークマニホールド溶損 → 火災リスク
アクチュエータ	製造	アクチュエータの製造管理不良	ローター変形 → フラップ作動不良 → 警告灯点灯 → 排ガス基準不満足
圧力センサ	材料	圧力センサの耐腐食性能不足	耐腐食不足 → 腐食 → センサ出力異常 → 警告灯点灯 → 加速不良 → 始動不能

表4 排気ガス再循環装置 (EGR) に関する典型的な因果関係パターン

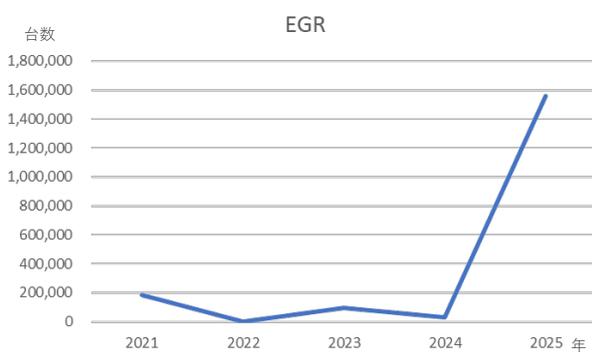


図2 EGR 関連のリコール台数の推移

物 (NOx) の発生を抑制する重要な装置である。近年、環境意識の高まりや排出ガス規制の強化に伴い、EGR 関連の技術開発が進んでいる一方で、EGR 関連の不具合も増加しており、図 2 に示すように、リコール台数も増加傾向にある。アノテーションデータセットから過去の全メーカーにおける EGR 関連の不具合事例を抽出し、LLM に対して「典型的な因果関係を集約する」よう指示した結果、表 4 に示すような典型的な因果関係パターンが得られた。

表 4 では、EGR に関する部品と不具合の起因となった工程、および、起点となる原因とそれに続く因果関係の流れが示されている。表 4 を見ると、例えば、製造工程におけるバイパスフラップのボルト締結不足により、「締付不足 → ボルト緩み → 排出ガス漏れ → 規格不適合」のような因果関係パターンが存在することがわかる。

また、同一部品に対して異なる工程で不具合の原因が作り込まれることも観察できる。例えば、フィンは材料、製造の工程で異なる原因が起点となる因果関係パターンが存在するが、結果への帰着の仕方は共通していた。一方、パイプは材料、設計、使用の異なる工程で、異なる因果関係パターンを形成し

ていることが分かる。

なお、表 4 は LLM³⁾ で対話的にプロンプトを調整し、出力結果を人手で修正しながら作成したが、任意の部品に適用可能な汎用プロンプトへの拡張も行った。具体的には、EGR 関連アノテーションデータを入力とし、表 4 をゴールデンデータとして出力可能なプロンプト自体を LLM に生成させ、生成されたプロンプトから EGR に依存した情報を除去することで、汎用的な典型的因果関係パターン要約プロンプトを作成した (付録 図 4)。汎用プロンプトによって抽出された「方向指示器」に関する典型的因果関係パターンの例を付録 表 5 に示す。

表 4 および表 5 に掲載の合計 32 件の典型的因果関係パターンに対して人手による確認を行ったところ、全て対応するリコール情報が存在しており、かつ因果関係も妥当であった (適合率 100%)。今後は分析対象とする部品を拡大し、再現率も含めた精度の検証が必要である。

5 おわりに

本研究では、国土交通省の自動車リコール情報を対象に、因果関係に着目した大規模データセットを構築した。その結果、部品単位での不具合発生傾向をきめ細かく分析でき、典型的な因果関係を洗い出し分類することが可能となった。これにより、従来暗黙知として蓄積されていた不具合に関する因果関係の知識を可視化・共有可能となった。今後は、因果関係分析結果の定量評価、LLM を活用した自動アノテーション方法、非リコール級不具合の構造化などの検討を進め、自動車産業における因果知識の整理・活用を促進していく。

3) 本分析では M365 Copilot の Think Deeper モードを利用 <https://m365.cloud.microsoft/chat>

謝辞

リコール・不具合情報データセットの構築に貢献いただいた株式会社いちからのアナテータの方々に感謝する。

参考文献

- [1] Ali Khodadadi, et al. A natural language processing and deep learning based model for automated vehicle diagnostics using free-text customer service reports. **Machine Learning with Applications**, Vol. 10, p. 100424, 2022.
- [2] John Pavlopoulos, et al. Automotive fault nowcasting with machine learning and natural language processing. **Mach. Learn.**, Vol. 113, No. 2, pp. 843–861, October 2023.
- [3] Dnyanesh Rajpathak, et al. An integrated framework for automatic ontology learning from unstructured repair text data for effective fault detection and isolation in automotive domain. **Computers in Industry**, Vol. 123, p. 103338, 2020.
- [4] Subasish Das, et al. Vehicle consumer complaint reports involving severe incidents: Mining large contingency tables. **Transportation Research Record**, Vol. 2672, No. 32, pp. 72–82, 2018.
- [5] Shuzhe Xu, et al. BERT-based NLP techniques for classification and severity modeling in basic warranty data study. **Insurance: Mathematics and Economics**, Vol. 107, pp. 57–67, 2022.
- [6] Alexey Uglanov, et al. An NLP-based framework for early identification of design reliability issues from heterogeneous automotive lifecycle data. **Procedia CIRP**, Vol. 128, pp. 728–733, 2024. 34th CIRP Design Conference.
- [7] Jack Francis, et al. SmartTxT: A natural language processing approach for efficient vehicle defect investigation. **Transportation Research Record**, Vol. 2677, No. 3, pp. 1579–1592, 2023.
- [8] Diana Bolanos, et al. RECALL-MM: A multimodal dataset of consumer product recalls for risk analysis using computational methods and large language models, 2025.
- [9] Junegak Joung, et al. Customer complaints analysis using text mining and outcome-driven innovation method for market-oriented product development. **Sustainability**, Vol. 11, No. 1, 2019.
- [10] Xuan Zhang, et al. Predicting vehicle recalls with user-generated contents: A text mining approach. In **Intelligence and Security Informatics**, pp. 41–50, Cham, 2015. Springer International Publishing.
- [11] Alan S. Abrahams, et al. What’s buzzing in the blizzard of buzz? automotive component isolation in social media postings. **Decision Support Systems**, Vol. 55, No. 4, pp. 871–882, 2013. 1. Social Media Research and Applications 2. Theory and Applications of Social Networks.
- [12] Titus Hei Yeung Fong, et al. Auto defect detection using customer reviews for product recall insurance analysis. **Frontiers in Applied Mathematics and Statistics**, Vol. Volume 7 - 2021, , 2021.
- [13] Ouissale Zaoui Seghroucheni, et al. Using AI and NLP for tacit knowledge conversion in knowledge management systems: A comparative analysis. **Technologies**, Vol. 13, No. 2, 2025.
- [14] Bettina Falckenthal, et al. Intergenerational tacit knowledge transfer: Leveraging AI. **Societies**, Vol. 15, No. 8, 2025.
- [15] Lansu Dai and Burak Kantarci. Advancing autonomous vehicle safety: A combined fault tree analysis and bayesian network approach. In **2025 IEEE Engineering Reliable Autonomous Systems (ERAS)**, pp. 1–7. IEEE, May 2025.
- [16] Yuta Ojima, et al. Knowledge Management for Automobile Failure Analysis Using Graph RAG . In **2024 IEEE International Conference on Big Data (BigData)**, pp. 6624–6631, Los Alamitos, CA, USA, December 2024. IEEE Computer Society.
- [17] Ibtissam El Hassani, et al. Integrating large language models for improved failure mode and effects analysis (FMEA): a framework and case study. **Proceedings of the Design Society**, Vol. 4, pp. 2019–2028, 2024.
- [18] Zimu Wang, et al. Document-level causal relation extraction with knowledge-guided binary question answering. In **Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024**, pp. 16944–16955, Miami, Florida, USA, November 2024. Association for Computational Linguistics.
- [19] Jintao Liu, et al. Event causality extraction via implicit cause-effect interactions. In **Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 6792–6804, Singapore, December 2023. Association for Computational Linguistics.
- [20] Siyu Yuan, et al. Causality-aware concept extraction based on knowledge-guided prompting. In **Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)**, pp. 9255–9272, Toronto, Canada, July 2023. Association for Computational Linguistics.
- [21] Italo Luis Da Silva, et al. Weak reward model transforms generative models into robust causal event extraction systems. In **Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 14707–14719, Miami, Florida, USA, November 2024. Association for Computational Linguistics.
- [22] Ivaxi Sheth, et al. Hypothesizing missing causal variables with LLMs. In **Causality and Large Models @NeurIPS 2024**, 2024.
- [23] Gael Gendron, et al. Counterfactual causal inference in natural language with large language models. In **Causality and Large Models @NeurIPS 2024**, 2024.
- [24] Ivaxi Sheth, et al. CausalGraph2LLM: Evaluating LLMs for causal queries. In **Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2025**, pp. 2076–2098, Albuquerque, New Mexico, April 2025. Association for Computational Linguistics.
- [25] Yejin Kim, et al. Causal reasoning in large language models: A knowledge graph approach. In **Causality and Large Models @NeurIPS 2024**, 2024.
- [26] Longxuan Yu, et al. CausalEval: Towards better causal reasoning in language models. In **Proceedings of the 2025 Conference of the Nations of the Americas Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)**, pp. 12512–12540, Albuquerque, New Mexico, April 2025. Association for Computational Linguistics.
- [27] Zeyu Wang. CausalBench: A comprehensive benchmark for evaluating causal reasoning capabilities of large language models. In **Proceedings of the 10th SIGHAN Workshop on Chinese Language Processing (SIGHAN-10)**, pp. 143–151, Bangkok, Thailand, August 2024. Association for Computational Linguistics.
- [28] 鵜飼孝典. 文章からの因果関係抽出用カテゴリ付きベンチマークデータセット. 人工知能学会第二種研究会資料, Vol. 2025, No. SWO-067, p. 05, 2025.
- [29] 八幡早紀子ほか. 大規模言語モデルによる症例報告の構造的要約. 言語処理学会第 30 回年次大会, 2024.
- [30] 小林涼太郎ほか. BERT と GAT を用いた金融テキストにおける因果関係を含む文の判定. 言語処理学会第 29 回年次大会, 2023.
- [31] 森川祐介ほか. 自動車部品オントロジー構築のための専門知識抽出手法の開発. 人工知能学会第二種研究会資料, Vol. 2023, No. SWO-061, p. 05, 2023.
- [32] 東明幸太ほか. 事故事例構造化コーパスの構築. 言語処理学会第 29 回年次大会, 2023.

アノテーション前

運転者席において、シートサスペンションの設計検討が不十分なため、バッテリー端子を外した状態でシートの上昇操作を行った場合、サスペンションがロックされたまま解除されなくなり、座面高さの調整ができなくなることがある。そのため、そのまま使用を続けると、車両走行振動等により、意図せずサスペンションロックが解除されて座面が上昇し、サスペンションロックが機能しなくなるおそれがある



アノテーション後

```
<segment1 id=01 parent-seg1-id=0 parts1-id=01,02 action-id=0 case1-id=0>
<parts1 id=01 ref=0>運転者席</parts1>において、<parts1 id=02 ref=0>シートサスペンション
</parts1>の設計検討が不十分な</segment1>ため、
<segment1 id=02 parent-seg1-id=01 parts1-id=05 action-id=01 case1-id=0>
<action id=01><parts1 id=03 ref=0>バッテリー端子</parts1>を外した状態で<parts1 id=04 ref=0>シート
</parts1>の上昇操作を行った</action>場合、<parts1 id=05 ref=02>サスペンション</parts1>がロック
されたまま解除されなくなり</segment1>、
<segment1 id=03 parent-seg1-id=02 parts1-id=06 action-id=0 case1-id=0>
<parts1 id=06 ref=0>座面</parts1>高さの調整ができなくなることがある</segment1>。そのため、
<segment1 id=04 parent-seg1-id=03 parts1-id=05 action-id=02 case1-id=0>
<action id=02>そのまま使用を続ける</action>と、車両走行振動等により、意図せずサスペンションロックが
解除され</segment1>て
<segment1 id=05 parent-seg1-id=04 parts1-id=07 action-id=0 case1-id=0>
<parts1 id=07 ref=06>座面</parts1>が上昇し</segment1>、
<segment1 id=06 parent-seg1-id=05 parts1-id=05 action-id=0 case1-id=0>
サスペンションロックが機能しなくなるおそれがある</segment1>。
```

図 3 状況テキストに対するアノテーションの例

```
# 役割
あなたは「自動車整備に詳しい故障モード解析の専門家兼プロンプトエンジニア」。
製品安全・リコールの因果連鎖を、統一用語で簡潔な表に整理する。

# 目的
与えられたアノテーション (XML風タグ: <segment1>, <parts1>, <action>, <case1> 等) から、次の4列のMarkdown表を生成する。
列: ①起点部品 ②工程 (中分類) ③原因内容 ④典型的な因果関係の例

# 出力仕様 (厳守)
- 形式: Markdown表。ヘッダは「| 起点部品 | 工程 | 原因内容 | 典型的な因果関係の例 |」。
- 起点部品: 分析対象部品**そのものは不可**。対象部品とpart_of関係にある下位部品、または対象に影響を与える別部品名を記載する。
- 同一部品内の別部品不具合は、part_of関係の上位の部品名を起点部品に、下位の部品名を原因内容の補助情報として記載する。
- 起点部品は最大10種類になるよう、part_of関係の上位の部品名を使ったり、同義語を使って統一する。
- 工程は、設計、材料、製造、評価、使用時のいずれかに分類する。
- 因果連鎖: <segment1>の`parent-seg1-id`を時系列に辿り、「原因 → 中間事象 → 最終事象 (症状/規制不適合/安全リスク)」を
  **名詞句+矢印 (→) **で記述。
- 文体: **体言止め**、助詞は最小化。語尾は「…不適合」「…リスク」「エンジン停止・再始動不可」等で統一。
- 用語統一: 同義語は**用語統一辞書**で正規化。重複表現は削除。
- 連鎖長: 1行あたり推奨4~8矢印。長すぎる場合は意味を保持したまま圧縮。
- 不足データ: 推測禁止。欠落箇所は"-"を挿入。

# 品質チェック (自動)
- 表内の語形・表記を完全統一 (例: MIL → 「警告灯点灯」に統一)。
- 自己循環・重複矢印の排除。
- 最終事象は安全・法規関連へ収束 (例: 保安基準不適合/排ガス不適合/オーバーヒート/火災リスク/エンジン停止・再始動不可)。
- 可読性優先 (1行3~6矢印)。必要に応じて中間語を圧縮。

# 出力テンプレート (この形だけを返す)
| 起点部品 | 工程 | 原因内容 | 典型的な因果関係の例 |
|---|---|---|---|

# 入力
分析対象部品: <<ここに分析対象の部品名を入力>>

アノテーション:
<<ここに分析対象部品に関するアノテーションデータをマージして添付>>
```

図 4 典型的因果関係パターン要約プロンプト

起点部品	工程	原因内容	典型的な因果関係の例
車両後部配線	製造	補助方向指示器電気配線接続不適切	接続不適切 → 球切れ検知表示不変 → 作動状態未確認 → 保安基準不適合
	製造	リヤコンビネーションランプ配線固縛不適切	固縛不適切 → 垂下 → 排気管接触 → 配線損傷 → 後部灯火不点灯 → 保安基準不適合
灯火器構成部品	製造	シグナルランプレンズ熱処理不適切	レンズひび割れ → 保安基準不適合
	設計	側面方向指示器用電球選定不適切	電球選定不適切 → 作動状態表示誤表示 → 保安基準不適合
前照灯	設計	LEDソケット回路基板防水性不足	防水性不足 → ソケット内滴下 → 結露形成 → 短絡回路形成 → 後面方向指示器不動作 → 保安基準不適合
	設計	バルブソケット端子接圧不足	接圧不足設計 → 点滅線返し → 端子酸化膜増大 → 端子焼損・溶損 → 方向指示器不点灯 → 保安基準不適合
灯火制御ユニット	設計	ヘッドライトコントロールプログラム不適切	動作確認プログラム未完了 → 前照灯、昼間走行灯・車幅灯、方向指示器不動作 → 保安基準不適合
	設計	E S S制御プログラム設定不適切	点滅回数不足 → 球切れ検知表示不変 → 作動状態未確認 → 保安基準不適合
	設計	ゲートウェイモジュールプログラム不適切	LED不動作検知不能 → 故障通知不能 → 保安基準不適合
	設計	点灯制御プログラム設定誤り	方向指示器/非常点滅表示灯操作時車幅灯同期不良 → 車幅灯基準不適合
ウィンカスイッチ	設計	コントロールユニットソフトウェア不適切	灯火チェック機能誤動作 → 全灯火自動点灯、消灯線返し → 保安基準不適合
	設計	C E Mプログラム設計不適切	自己診断誤検出 → 故障表示 → 点滅回数過多 → 保安基準不適合
方向指示器制御ユニット	材料	構成部品異材採用・腐食進行	異材製造 → 雨水浸入腐食進行 → 部品破損 → 方向指示器不動作 → 保安基準不適合
	製造	接点製造管理不適切・アーク発生	アーク発生 → 金属粉堆積 → 接点導通・発熱 → 接点ベース溶損 → 導通不良 → 方向指示器不動作 → 保安基準不適合
方向指示器制御ユニット	設計	耐塵性能不足	塵埃侵入 → 接点表面絶縁物生成 → 導通不良 → 方向指示器不動作 → 保安基準不適合
	設計	ターンユニット設計誤り	故障検知警告不出力 → 故障未認知走行継続 → 重大事故リスク
	設計	フラッシュャーユニット設計誤り	故障警告不出力 → 故障未認知走行継続 → 重大事故リスク
	設計	フラッシュャーリレー過電流保護検知不適切	高速操作 → 系統一時不点灯 → 保安基準不適合
設計	制御リレー内部回路不適切	故障側操作後反対側操作 → 非故障側前後方向指示器高速点滅 → 協定規則不適合	

表 5 方向指示器に関する典型的な因果関係パターン (一部抜粋)