

# 進捗報告

---

## 研究目的

- データから事故を推測するために望ましい情報の抽出方法を検証する

## 研究背景

この研究の背景には、

- 事故の推測は、設計者が経験的に行っている

という事実がある。

これまで市場に存在しなかった全く新しい製品や、新規参入企業が開発する製品の事故の推測は、経験のみでは難しい。

そこで本研究では、経験に偏重せず、公開されている事故データを有効に活用して事故を推測する手法を検証した。

## 先行研究

データから事故を推測する、あるいはデータから情報を抽出するために、これまでも研究が行われてきた。

### データから事故を推測する研究

- 野守ら、2010
  - バイジアンネットワークを応用して、集めた事故データに基づいて製品の使用形態と事故の関係モデルを構築した。
  - 年齢、性別、製品の組み合わせを指定することで、起こり得る行動と事故を推測できる。

本研究ではこの手法をベースにする。バイジアンネットワークのモデルを構築するための情報の抽出方法を変更して、事故を推測できるか検証する。

### 事故につながる製品の特性を抽出する研究

- 盆子原ら、2012
  - 逆転的な視点から製品のリスクを分析する手法を提案した。
  - 事故の推測では、考え得る事象をまんべんなく列挙する手法が一般的。それには多大な労力を要する。一方で、この手法を用いれば、重大な事故につながると推測される特性に注目して抽出できる。

本研究では、この手法を参考にして製品から「製品の危険な特性」を抽出する。抽出した「製品の特性」を、バイジアンネットワークの変数の1つとする。

### 大規模言語モデルで事故原因を推論する研究

- 中村ら、2024
  - 特定の事例に対する汎用モデルの性能を評価した。（この研究ではGPT-4）

- プロンプトエンジニアリングで、事故事例の分類を行った。
- 専門性が高い特殊なデータセットでも、（Open AIのGPT-4に代表されるような）汎用モデルは追加学習することなくプロンプトエンジニアリングにより高い分類能力を示した。

本研究では、この手法を参考にしてプロンプトエンジニアリングを行い、事故データから情報を抽出する。抽出した事故の情報を、ベイジアンネットワークの変数とする。

## 提案手法

- 「製品の特性」、「事故の原因（原因となるもの）」、「事故の内容」の3つを変数としたベイジアンネットワークのモデルを構築する
- 先行研究では「製品」であった部分を、本研究では「製品の特性」に分解する。
  - 具体的な仕様が定まっていない場合
  - 新規性が高く類似する製品が無い場合
  - このような場合でも「製品の特性」を組み合わせることで、モデルを用いた推測を可能にすること期待する。
- 具体的には、「製品の特性」を入力することで、起こる確率が高い「事故の原因」と「事故の内容」を結果として得ることを期待する。
- 「製品の特性」はサボタージュ分析で抽出する。
- 「事故の原因」、「事故の内容」は事故データのテキストから大規模言語モデルの推論能力を用いて、プロンプトエンジニアリングにより抽出する。

## 進捗状況

### 3年生を被験者として、サボタージュ分析を行った

- 製品評価技術基盤機構（NITE）が公開している事故データから、事故事例が10件以上ある製品を選定した。
- 6製品で実施した。
- 実験の結果抽出できた特性を右の表に示す。

### 大規模言語モデルで事故データから情報を抽出した

- プロンプトエンジニアリングの「One-Shot推論」という手法で、事故データから情報を抽出した。
  - モデルは現時点で高い推論能力を示すGoogleのgemini-2.0-flash-expを選択した。
- 使用したプロンプト文を示す。
  - 「役割の指示」を記述した文書で、事故の原因や内容に注目して分析するよう指示した。そして、事故の原因や内容を単語で簡潔に説明させた。
  - 「回答の例示」を記述した文章で、回答形式と、回答に至るまでの過程を例示した。
- データは6製品1152件加工した。

### BN学習用のデータセットを作成した

- データは1152件で、変数は593。
- 変数の内訳は表に示す。

## 構造を制限して、BNの構造学習・パラメータ学習を行った

- 因果の向きを設定して、構造学習を行った。
- 得られたBNの構造の一部を図に示す。

## 考察

- 得られたBNでは、人間の感覚（=経験）と異なっている事象間に関係があるとする示される場合が多かった。
  - 例）高圧→転落→脳挫傷、など。
  - 6製品のうちの「脚立」で、「高圧」という特性を抽出していたからだと考えられる。
- BNの構造が今回のように人間の感覚（=経験）と異なっている事象間に関係があるとする示される場合が多かった原因として、主にパラメータの数が考えられる。
  - 「製品の特性」の数が少なかった。
    - 製品の種類を増やして、特性のバリエーションを増やす
    - サボタージュ分析の方法を見直す
    - などの解決策が考えられる。
  - 「事故の内容」「事故の原因」の数が多かった。
    - プロンプトを改善する
    - 一部似た表現が見受けられるので、出力の表現をさらに人間が統一する。
    - などの解決策が考えられる。

## 今後行うこと

- 実際の製品を用いて事故を推測し、モデルを評価する。
  - 「新規性が高い製品」の例として、クラウドファンディングの製品を扱いたいと考えているかどうか。
- モデルの構造を変更して、比較する。
  - 今回は一部構造を制限して学習させた。
  - すべて構造を指定して、パラメータのみ学習させたモデルと比較したい。