

## STAMP/CAST 分析における生成 AI の支援

～羽田空港航空機衝突事故を題材として～

### Support of Generative AI in STAMP/CAST Analysis

- A Case Study Based on the Haneda Airport Aircraft Accident -

リーダー：安樂 啓之（インフォテック） 水野 浩之（東芝）  
研究員：光井 颯（日立システムズ） 鄧 少棠（Photosynth）  
諏訪 航司（アズビル） 吉村 隆広（アイホン）  
瀬川 和明（キヤノン） 村上 孝（スズキ）  
主査：金子 朋子（創価大学）  
副主査：高橋 雄志（日本 AI システムサービス）  
アドバイザー：佐々木 良一（東京電機大学）

#### 研究概要

IoT 時代を迎えシステムは、個々の構成要素自体の高機能化に加え、それぞれが接続されて連動し動作することで大規模・複雑化が進んでおり、構成要素間のコミュニケーションミスによる事故が発生している。将来のリスクに備えた改善策を立てる有力な方法として CAST が注目されているが、分析の質は分析者の熟練度に起因してしまう。そこで我々は、2024 年 1 月 2 日に羽田空港で起きた航空機衝突事故を題材に、CAST の各手順で分析者の支援を生成 AI が担えるか検討した。実際のケーススタディを通して、導入方法とその効果の有効性について確認し、得られた成果と今後の課題について述べる。

#### 1. はじめに

IoT (Internet of Things) 時代を迎えシステムは、個々の構成要素自体の高機能化に加え、それぞれが接続されて連動し動作することで大規模・複雑化が進んでおり、構成要素間のコミュニケーションミスによる事故が発生している<sup>[1]</sup>。そこで、大規模・複雑化したシステムに対応した新しい分析手法、事故モデルが必要とされており、複雑な相互作用をもつシステムの安全性分析として、STAMP (Systems-Theoretic Accident Model and Processes) が注目されている<sup>[1]</sup>。STAMP とは、大規模・複雑化したシステムの安全性を分析するために、個々の構成要素の故障や失敗だけでなく、要素間の相互作用にも着目する必要があるとして開発されたシステム理論に基づく事故モデルである。そして、STAMP を利用した分析手法の 1 つに、事故の発生後に事故要因を分析することを目的とした STAMP/CAST (Causal Analysis using System Theory) がある<sup>[2]</sup>。STAMP/CAST は、将来のリスクに備えた改善策を立てる有力な方法である一方で、分析の質は分析者の力量に起因してしまう。そこで我々は、STAMP/CAST を使用し、手法の各手順で分析者の支援を生成 AI が担えるか検討した。さらに、分析者の力量に依存せずに分析の質、ひいては分析効率を向上することができるか調査した。また、事故事例として、2024 年 1 月 2 日に羽田空港で起きた、日本航空機と海上保安庁機の衝突事故を題材に取り上げた。本事故は、システムの刷新によるものではなく、構成要素間のコミュニケーションミスによる事故であることから題材として取り上げた。

本稿では、STAMP/CAST 手法の基本概念について説明し、分析に生成 AI を導入する具体的

な方法およびその効果の仮説を述べる。また、仮説について、羽田空港での航空機衝突事故のケースについて生成 AI を導入した分析を行い、分析者支援のとしての有効性が確認できた。最後に、分析結果と今後の課題について述べる。

## 2. 関連技術

### 2.1. STAMP (Systems-Theoretic Accident Model and Processes)

Nancy Leveson が提唱した STAMP モデルでは、システムの様々な階層でコントローラと被コントロールプロセスに該当する要素が存在しており、それらの相互作用が適切に働くことによりシステムの安全が実現されるとする<sup>[3]</sup>。STAMP モデルでは事故はシステムの構成要素自体の故障だけではなく、相互作用が適切に働かないことによっても起こるとしている。たとえコントローラも被コントロールプロセスも故障せずに仕様通りに正しく動作していても、不適切な制御指示 (Control Action: 以下, CA) が与えられることによってアクシデントにつながるというモデルを重視している。また、コンポーネント間の CA・フィードバックデータといった相互作用を分析するために制御構造 (Control Structure: 以下, CS) 図を構築する。CS 図はコンポーネント間の制御・被制御・情報のフィードバックを図示できるもので、制御や情報の流れを容易に把握できると考える。

#### 2.1.1. CAST (Causal Analysis using System Theory)

CAST とは、STAMP のアクシデントモデルを前提とし、事故全体の理解のためのフレームワークとプロセスを提供する事故要因分析手法である。事故の要因をシステムの構成要素と関連する CA の弱点にフォーカスして特定する<sup>[4]</sup>。本稿では Engineering a Safer World<sup>[5]</sup> で説明されている具体的な分析手順を以下に示す。

- CAST1. 損失に関係するシステムとハザードを特定する。
- CAST2. そのハザードに関連するシステム安全制約とシステム要件を特定する。
- CAST3. ハザードを制御し、安全制約を実施するための安全制御構造を文書化する。
- CAST4. 損失につながる近接事象を決定する。
- CAST5. 物理システムレベルで損失を分析する。
- CAST6. 安全管理構造のレベルを上げていき、上位の各レベルが、現在のレベルでの十分な管理をどのように許容し、またなぜそのような事態を招いたのかを特定する。
- CAST7. 損失に対する全体的な調整とコミュニケーションの寄与を調べる。
- CAST8. 損失に関連するシステムおよび安全管理構造のダイナミクスと変化、および時間経過に伴う安全管理構造の弱体化を判断する。
- CAST9. 提言の作成。

CAST は人を含むシステムの要素間の関係性や、システムが置かれた状況を考慮したシステム全体への事故分析が期待されている。そのため、故障や仕様外の動作によるアクシデントだけでなく、不適切な CA によるアクシデントにおいても分析が可能と考え、本研究に取り入れることとした。

### 2.2. 生成 AI (Generative AI)

AI (Artificial Intelligence) とは、視覚認識、言語認識、意思決定、言語間翻訳など、通常は人間の知性を必要とするタスクを実行できるコンピュータシステムの理論である。その中で生成 AI (Generative AI) は、テキスト、画像、音声、プログラムコード、その他のデータ様式を生成するためにデータモデルを使用するシステムを指す。実世界における大量のデータで学習され、限定的または非特定のな入力であっても、人間が生成したコンテンツに近似することができる<sup>[6]</sup>。

上記の特徴から我々は、STAMP/CAST による分析に生成 AI を取り入れることで、考慮すべき情報の漏れ防止や手法の省力化ができるのではないかと考えた。

### 2.2.1. Gemini

Gemini とは、Google が開発した生成 AI であり自然言語処理、画像生成、プログラムコードの補完など多機能を統合した次世代 AI モデルである。大規模言語モデル (Large Language Models: 以下, LLM) 技術を基盤に、高い精度で多言語対応し、実用的な応答生成を実現している。特定のタスクを効率的にこなせるように設計されており、画像や動画、音声も理解できるマルチモーダル機能も搭載している。

### 2.2.2. Copilot

Copilot とは、Microsoft が開発した生成 AI である。LLM 技術を基盤とし、様々な開発環境とも統合されていることから、プログラミングコードの生成に特化している。そのため、コードの文法や構造に関する深い理解からより正確かつ効率的なコード生成を可能としている。

### 2.2.3. ChatGPT

ChatGPT とは、OpenAI が開発した生成 AI である。大量のテキストデータの学習や人間との対話に特化した訓練により、広範な知識と表現能力を獲得している。そのため、より自然で流暢な文章生成を可能としており、対話システム、文章要約、翻訳など、幅広い分野への応用が期待されている。

## 3. STAMP/CAST 分析における問題と提案する解決法

STAMP/CAST による分析では、CS 図というモデルを用いるため、客観性を保ちながら分析対象全体を見渡すことができるので、局所解や答えありきの分析になりにくい。一方、STAMP 特有のモデルを用いたり、2.1.1 で述べたように複雑な手順を有していたりすることから分析者への依存度が大きく、分析自体も時間がかかるといった問題がある。この問題に対し、分析者の熟練度に依存せず分析の質を向上し、分析効率を向上させることが望まれる。その解決法として、人間のような文章生成や情報検索を実施する生成 AI を適用することを提案する。

STAMP/CAST の分析支援に生成 AI が適用できるかを検証するため、我々は以下の3つの課題を挙げ、これらのいずれかを解決できれば適用可能とみなせると考えた。

- 課題 1. STAMP/CAST 分析のいずれかの手順に利用できる
- 課題 2. 分析効率を上げる
- 課題 3. STAMP/CAST 分析者の熟練度に依存せず支援できる

## 4. STAMP/CAST による事故分析の生成 AI 分析支援の有効性検証

STAMP/CAST による事故分析について、生成 AI による分析支援が有効であることを示すために、以下に示す検証を行う。

- 課題 1: 各手順において本来人間が実施する内容を生成 AI が代替できることを検証する。一部の手順を代替できることが示されれば利用可能であると考えられる。
- 課題 2: 各手順において生成 AI を利用することで、利用しないときと比較して分析時間を短縮できることを検証する。生成 AI の利用によって分析時間を短縮できれば効率が上がっていると考えられる。
- 課題 3: STAMP/CAST 分析の熟練度が低い人でも生成 AI による分析支援を利用することで分析に必要な要素が得られることを検証する。

なお、検証においては 2024 年 1 月 2 日に発生した「羽田空港航空機衝突事故」の中間報告書<sup>[7]</sup> (以下、事故報告書) に基づく分析を試みた。これは、誰もがよく知っている国内事例であり関心が高いこと。中間報告書が 2024 年 6 月 24 日に発表されており、公開された情報を入手可能であるためである。

#### 4.1. 分析手順

生成 AI による支援を行った STAMP/CAST 分析の検証手順を以下に示す。

##### (1) 準備作業

生成 AI 分析支援の有効性検証にあたり、STAMP/CAST 分析を行うためのプロンプトを準備する。あわせて、事事故例の STAMP/CAST 分析を行う。

##### (2) 生成 AI が STAMP/CAST 分析のいずれかの手順に利用できるかの検証

生成 AI を使い、プロンプトの実行により、分析を実施する。生成 AI から出力される分析結果をもとに各 STAMP/CAST 分析プロセスの出力に必要な情報が含まれていることを検証する。

##### (3) 生成 AI の利用によって分析効率が上げられるかの検証

生成 AI による分析結果と研究員による分析結果を比較し、生成 AI による分析でのみ見つかったもの、人による分析でのみ見つかったもの、両方で見つかったものを集計し、その割合を比較する。あわせて、各手順において生成 AI を利用し、利用しないときと比較して分析時間を短縮化できることを検証することで、分析効率が上がっていると判断する。

##### (4) STAMP/CAST 分析者の熟練度に依存せず生成 AI による支援ができるかの検証

分析者の熟練度や支援に利用する生成 AI の種類に関わらず分析可能か検証する。今回は生成 AI のモデルの評価が目的ではないことから、生成 AI のモデル毎に上記(2)、および(3)の評価は行わない。

#### 4.2. 分析結果

本検証では、3名の研究員が CAST 1 から 9 までの各手順実行時に生成 AI による支援を利用して分析を行った。

##### (1) 用意したプロンプトを表 1 に示す。

表 1 作成したプロンプト

| No | プロンプトの役割  | 対応CAST手順       |
|----|---|----------------|
| ①  | 事故概要、アクシデント、ハザード、安全条件の分析、および事故に至るまでの経緯の説明<br>(a) アクシデントの概要説明 / (b) アクシデント、ハザード、安全制約の作成 / (c) 事故に至るまでの時系列での説明  | CAST1, 2, および4 |
| ②  | 事故に関する関連コンポーネントの抽出、CS図の作成、UCAの抽出、事故に直接関連するコンポーネント間の物理モデルの作成<br>(a) 事故に関する範囲設定 / (b) 事故に関するコンポーネントの列挙 / (c) 事故に関する制御ループの列挙 / (d) 事故に関する制御コンポーネント、被制御コンポーネント、CA、フィードバックの列挙 / (e) 事故原因につながる制御の欠如、不適切なフィードバックの列挙 / (f) 制御コンポーネント、被制御コンポーネント、UCA、プロセスモデルの欠陥、メンタルモデルの欠陥、対策の列挙 / (g) 不適切な制御ループと問題点の列挙 / (h) 改善が必要な制御コンポーネントとフィードバックの列挙 | CAST3, および5    |
| ③  | 事故に間接的に関連するコンポーネントを追加し論理モデルを作成、損失への関与の分析、および長期的なスコープにおける安全コントロールストラクチャーの弱化に関する懸念項目を抽出<br>(a) 本システムの外部に位置する上位コンポーネントの列挙 / (b) コンポーネント間の制御ループの列挙 / (c) 制御コンポーネント、被制御コンポーネント、コントロールアクション、フィードバックの列挙 / (d) 各コンポーネントに対する安全要求と制約の列挙 / (e) 長期的な安全コントロールストラクチャーの弱化や変化の懸念の列挙   | CAST6~8        |
| ④  | ①~③の内容を踏まえた改善提案の作成  | CAST9          |

##### (2) 生成 AI が STAMP/CAST 分析のいずれかの手順に利用できるかの検証

生成 AI による CAST1 から CAST9 の各手順を実行した結果を表 2 に示す。

STAMP/CAST 手順の列には STAMP/CAST 分析の手順、まとめ作業の列には生成 AI からレポート作成に必要な作業の分類を、生成 AI の出力からのインプットデータの列にはインプットとなるデータを出力するプロンプト、および表 1 「プロンプトの役割列」の()との対応、編集方法の列には STAMP/CAST 手順のアウトプットを編集するための手順を記載した。これにより、STAMP/CAST 分析の各手順を生成 AI が代替し、その結果を利用できることがわかった。なお、詳しい結果については「付録 1. 生成 AI の出力から STAMP/CAST の図を作成する手順」、および「付録 2. STAMP/CAST モデル(Microsoft Copilot 版)」を参照のこと。

表2 CAST手順の実行結果と可視化のために必要な作業

凡例：○:転記, △:入力データの解釈, 編集等, ×:人手による分析が必要

| CAST手順 | まとめ作業 | 生成AIの出力からのインプットデータ                       | 編集方法  |
|--------|-------|--|---|
| CAST1  | ○     | (ア) プロンプト①の実行結果(a)                       | (ア)をそのまま記載  |
| CAST2  | ○     | (ア) プロンプト①の実行結果(b)                       | (ア)をそのまま記載  |
| CAST3  | △     | (ア) プロンプト②の実行結果(b)<br>(イ) プロンプト②の実行結果(d) | CS図上のコンポーネントとして、(ア)を配置し、コンポーネント間のコントロールアクション、およびフィードバックを(イ)を元に矢印で繋いで図を作成する。         |
| CAST4  | ○     | (ア) プロンプト①の実行結果(c)                       | (ア)をそのまま記載  |
| CAST5  | ○     | (ア) プロンプト②の実行結果(f)                       | CS図(CAST3の出力結果)上のコンポーネントに(ア)を追記する。  |
| CAST6  | △     | (ア) プロンプト③の実行結果(a)<br>(イ) プロンプト③の実行結果(c) | CS図(CAST5の出力結果)上のコンポーネントに(ア)を追加で配置し、コンポーネント間のコントロールアクション、およびフィードバックを(イ)をもとに矢印を追記する。 |
| CAST7  | ○     | (ア) プロンプト③の実行結果(d)                       | (ア)をそのまま記載  |
| CAST8  | ○     | (ア) プロンプト③の実行結果(e)                       | (ア)をそのまま記載  |
| CAST9  | ○     | (ア) プロンプト④                               | (ア)をそのまま記載  |

(3) 生成AIの利用によって分析効率が上げられるかの検証

各CAST手順における生成系AIと研究員による分析結果を以下に示す。

表3の分析による検知の列には、人手および生成AIで検知した項目数を記載している。判定の列には、検知結果について、人手のみ、生成AIのみ、人手と生成AIの両方で検知できたかについての結果を「付録3.生成AIと人による分析の比較」を元に集計した。序盤では一致が見られ、CAST4, CAST5, CAST7では、生成AIは主語+(目的語)+動詞レベルの記述がほとんどであった。一方、人による分析内容は多くの修飾語を伴っており、解像度が高かったため、不一致と判定した箇所が多かった。最終的な改善勧告では両者は55%程度一致した。生成AIの出力には誤りが含まれることがあった。生成AIによる分析の誤りの例として事故報告書には含まれない内容を生成系AIが回答すること、推論による生成系AIの回答が含まれることがある。あわせて、分析の度に回答が揺らぐため、プロンプトを修正した場合、分析手順を最初から再実行し、再評価の必要があることが分かった。

表3 人と生成AI (Microsoft Copilot) との分析結果の比較

| CAST手順 | 比較項目               | 分析による検知 |      | 判定       |          |          |
|--------|--------------------|---------|------|----------|----------|----------|
|        |                    | 人手      | 生成AI | 人手のみ     | 生成AIのみ   | 両方       |
| CAST1  | -                  | -       | -    | -        | -        | -        |
| CAST2  | アクシデント, ハザード, 安全制約 | 4       | 9    | 1 (10%)  | 6 (60%)  | 3 (30%)  |
| CAST3  | コンポーネント, CA        | 26      | 10   | 19 (66%) | 3 (10%)  | 7 (24%)  |
| CAST4  | 近接事象               | 3       | 3    | 3 (50%)  | 3 (50%)  | 0        |
| CAST5  | コンポーネント, 分析観点      | 21      | 12   | 18 (60%) | 11 (37%) | 1 (3%)   |
| CAST6  | コンポーネント, CA        | 26      | 21   | 14 (40%) | 9 (26%)  | 12 (34%) |
| CAST7  | 損失の関与者             | 4       | 5    | 3 (38%)  | 4 (50%)  | 1 (13%)  |
| CAST8  | 俯瞰分析の観点            | 5       | 4    | 3 (43%)  | 2 (29%)  | 2 (29%)  |
| CAST9  | 改善提案               | 8       | 9    | 2 (18%)  | 3 (27%)  | 6 (55%)  |

なお、生成AIと研究員による上記分析に要した時間を表4に示す。分析者に時間を要した理由についてヒアリングを行った結果、人手による分析は思考や分析の反復などに時間を要したとの回答を得た。

表4 分析に要する時間の比較

| ケース                           | 所要時間   |
|-------------------------------|--|
| 生成系AI(Microsoft Copilot)による分析 | 2から3時間程度(生成AIによる分析:数分, 人手による清書:2から3時間)   |
| 研究員による分析                      | 14時間程度(報告書等の読み込み:3時間 最初からCAST5までの分析:3時間 ステークホルダーの抽出:2時間、以降の分析:3時間 最終的な整理等:3時間) |

以上により、分析効率については、時間の面では生成 AI による自動化により短時間で実行できることが分かった。しかしながら、改善勧告の内容については 55%程度の一致を見る結果となった。研究員と生成 AI の分析結果が一致していない箇所についても、パイロットと管制官のコミュニケーション訓練の実施、マニュアルの整備、規則の定期的な見直し等の分析内容としては妥当なものであった。そのため、両者の分析結果は補完関係があると言える。今回の結果からは分析効率が速さ、質の両面で改善されたと判断する。

- (4) STAMP/CAST 分析者の熟練度に依存せず生成 AI による支援ができるかの検証  
3名が生成 AI による STAMP/CAST 分析を行ったときの分析結果の可否を表5に示す。

表5 分析者と分析手順、および実施結果

| 研究員 | STAMPモデルによる分析の経験年数 | 利用した生成AI            | 実施日        | 実施結果 |
|-----|--------------------|---------------------|------------|------|
| A   | 2年                 | Microsoft Copilot   | 2024/12/14 | 分析可能 |
|     |                    | Gemini1.5 Flash     | 2024/12/17 | 分析可能 |
| B   | 5年                 | Microsoft Copilot   | 2024/12/17 | 分析可能 |
| C   | 1年                 | ChatGPT-4o          | 2024/12/17 | 分析可能 |
|     |                    | Perplexity(default) | 2024/12/17 | 分析可能 |

検証の結果、STAMP モデルによる分析の経験年数、生成 AI のモデルに関係なく分析可能であることが分かった。なお、プロンプトの内容、および実行結果については「付録5. プロンプトおよび各種生成系 AI での実行結果」、Gemini による実行結果を「付録6. STAMP/CAST モデル (Gemini 分析版)」を参照のこと。

#### 4.3. 妥当性への脅威

本検証の生成 AI による分析は、2024/12/17 に実施している。Microsoft によると Copilot の知識 (外部リソース) は無制限 (Unlimited) となっており<sup>[8]</sup>、学習データによる分析結果への影響が考えられる。

#### 4.4. 考察

検証の結果を踏まえた考察を以下に示す。

- (1) 検証の準備においては、当初手順の検証容易性からプロンプトを1つにした。しかしながら生成 AI からの応答が長すぎることにより、結果の途切れが見られたため、プロンプトを4つに分割した。実行時間のタイムアウトが発生することもあった。この時は改めて履歴を参照することで結果を得ることが出来た。このように生成 AI 活用のノウハウ、テクニック等についてはより高度な分析支援を行うためには必要になると感じた。
- (2) 課題1については、すべての STAMP/CAST 分析の手順で必要なインプットを生成 AI によって生成できていることから可能と判断する。一方で、STAMP/CAST 分析手順についてすでに生成 AI の中で学習情報に含まれていることがわかったことから、分析手法については CAST HANDBOOK に基づいて行うように指定した。このようにすでに学習している情報によって、分析手法の揺らぎや事故に関するインプット情報の揺らぎなどのバイアスが観察されたので、プロンプトの中で工夫する必要がある。また、今回

分析にて利用した生成 AI は、そのまま分析結果として必要な図の作成が出来なかった。そのため、事故に関するコンポーネントの抽出、制御コンポーネント、被制御コンポーネント、CA、およびフィードバックを表示し、CS 図を書くための情報を取得するなどの工夫を要した。

- (3) 課題 2 の検証のなかで生成 AI による事故分析支援の効率性の検証を行った。改善提案の内容については有用であると考えているが、事故報告書の内容は事故に関する詳細な情報という点で内容が乏しかった。そのため、その分析結果は一般的なものに過ぎない可能性がある。そのため、より具体的な事故報告書公開時に再度分析を行い、事故報告書の変化とその分析結果の変化の比較を行うこと、また異なる要因の事故分析を行うことにより、分析結果の的確性があることなどを検証することが必要と考える。

生成 AI による分析は、分析の高速さに 1 つの特徴がある。これにより人手による分析では難しかった類似事例を横断的に分析する、他の手法による分析を同時に進めるなど、分析の戦略を柔軟にできることが期待できる。

- (4) 課題 3 について、今回利用した生成 AI のモデル (Copilot, Gemini, ChatGPT 等) は一般的に利用されているものであり、ICT 総研によるアンケート調査<sup>[9]</sup>では、国内利用率上位 3 位を占めている。このような広く使われている生成 AI 上で今回作成したプロンプトを用いて分析の支援を行うことが出来た。このことから、本研究で行った分析支援手法を用いることで、多くの人に利用可能であると考えられる。また、今回用意したプロンプトをテンプレート化することで分析の質を担保することが出来るようになると思われる。

今回の検証の中で、実際に人手による分析を行った研究員によると、分析において先の手順に進んだ時に、ステークホルダーの追加などにより矛盾や違和感に気づくことがあった。このような場合に工程をさかのぼり修正を行うといった反復による STAMP モデルの具体化を進めていることが分かった。一方、生成 AI による支援は一連の手順として分析を行うプロンプトをもちいて検証した。上記を踏まえて、生成系 AI の分析出力の検証、あるいは分析結果に対して反復した分析を行う等により、質の高い分析ができるかについて検証の余地があると考ええる。

### 5. 今後の課題

#### ● STAMP/CAST 分析を支援するためのプロンプトライブラリの整備

今回の検証をした結果、分析支援に利用するプロンプトの重要性が確認できた。プロンプトを発展させることにより、より多くの人々が利用でき、STAMP/CAST 分析の熟練度の低い人でも STAMP/CAST による事故分析を行うことが出来るようになることが期待される。

そのためには、今回利用したようなプロンプトをライブラリ化し、多くの人によってそれを共有し、改善できるようなライブラリを整備していくことが課題となる。こうしたプロンプトのライブラリ改善活動に、AI や STAMP/CAST 分析の熟練度の高い人が参画することによって、この活動の実効性が高まることが期待される。

#### ● 多様な業界に活用できる生成 AI 支援を組み込んだ分析手順の確立

より多くの事例に対する事故分析において、同様に STAMP/CAST 分析に生成 AI による支援を適用できるかについて、検証の追加による十分性の確保が課題となる。例えば、今回取り上げた航空事故だけではなく、他の業界を含んだアクシデントに対して同様の分析を行うことで、事故原因や安全管理上の改善点をより広範に抽出することができると考える。

そのためには、より多くの事例に対する STAMP/CAST 分析に生成 AI による支援を適用する汎用的な分析を手順化する。分析における因果関係に基づく共通のパターンを

## 第9分科会 研究コース セーフティ&セキュリティ

見出し、STAMP/CAST 分析をより多角的に活用できれば、より多様なシナリオに対応可能な分析手法が確立でき、異業種間での事故防止に貢献できると期待できる。

- **AI による対策立案支援**

専門家による分析といえども、対策立案については、より幅広い知識が求められるため困難を極める。このような課題に対して AI 技術を活用し対策案の立案支援を行うことによって、知識を補完するような役割を持たせ、結果として実効性のある対策の提示が期待できる。

### 6. まとめ

本研究では、羽田空港航空機衝突事故を題材として、STAMP/CAST 分析における生成 AI の支援の有効性が確認できた。

検証の結果、生成 AI による支援により STAMP/CAST 分析時間が短縮されることが確認できた。一方で生成 AI の分析結果は、人による分析とそのプロセスの反復性の違いなどから異なることも分かった。故に生成 AI による分析が人による分析に置き換わるのではなく、支援するという使い方が良いと考える。

また課題として、生成 AI の回答には推論に基づく回答が含まれていることがあげられ、分析者による回答の精査は不可欠であると言える。

今後の展開としてより効果的に STAMP/CAST 分析を行うために、プロンプトライブラリの整備や、多様な業界を対象とした分析手順確立および AI による対策立案支援の検討が必要である。これらに対応することにより事故分析から対策立案の効果を最適化し、生成 AI を活用した分析・対策立案による事故防止が可能となると考える。

### 参考文献

- [1] 独立行政法人 情報処理推進機構 (IPA), STAMP ガイドブック ～システム思考による安全分析～ Ver.1.0, <https://www.ipa.go.jp/digital/stamp/ug65p900000011xs-att/000072491.pdf>, 2019
- [2] 金子 朋子, 安全性分析の新風潮と事故分析手法 STAMP/CAST, コンピュータ ソフトウェア, 40(3), pp.73-87, 2023
- [3] 独立行政法人 情報処理推進機構 (IPA), はじめての STAMP/STPA ～システム思考に基づく新しい安全性解析手法～ Ver.1.0, <https://www.ipa.go.jp/digital/stamp/ug65p900000011xs-att/000055009.pdf>, 2016
- [4] Nancy G. Leveson, CAST HANDBOOK: How to Learn More from Incidents and Accidents, MIT, 2019
- [5] Nancy G. Leveson, Engineering a Safer World: Systems Thinking Applied to Safety, The MIT Press, 2012
- [6] 内閣サイバーセキュリティセンター (NISC), 人工知能 (AI) への取組, [https://www.nisc.go.jp/pdf/policy/kokusai/Provisional\\_Translation\\_JP\\_Engaging\\_with\\_AI.pdf](https://www.nisc.go.jp/pdf/policy/kokusai/Provisional_Translation_JP_Engaging_with_AI.pdf)
- [7] 羽田空港航空機衝突事故対策検討委員会, 羽田空港航空機衝突事故対策検討委員会 中間取りまとめ, <https://www.mlit.go.jp/koku/content/001753299.pdf>, 2016
- [8] Microsoft, Knowledge sources overview, <https://learn.microsoft.com/en-us/microsoft-copilot-studio/knowledge-copilot-studio>, 2025/2/17 参照
- [9] ICT 総研, 2024 年度 生成 AI サービス利用動向に関する調査, <https://ictr.co.jp/report/20240830.html/>, 2024/12/26 参照