

# 設備保全業務への生成 AI 活用の取組み

## Utilizing Generative AI for Equipment Maintenance Operations

○湯田晋也((株)日立パワーソリューションズ)\*<sup>1</sup> 河野敏明((株)日立製作所)\*<sup>2</sup> 石川達将((株)日立製作所)\*<sup>3</sup>

\*<sup>1</sup> Shinya Yuda, Hitachi Power Solutions Co., Ltd., 3-2-2, Saiwai-cho, Hitachi-shi, Ibaraki, 317-0073 Japan, shinya.yuda.cv@hitachi.com

\*<sup>2</sup> Toshiaki Kono, Hitachi, Ltd., 1-6-6 Marunouchi, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8280, Japan, toshiaki.kono.aq@hitachi.com

Tatsumasa Ishikawa, Hitachi, Ltd., 1-6-6 Marunouchi, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8280, Japan, tatsumasa.ishikawa.ge@hitachi.com

キーワード: 設備保全, 生成 AI, 不具合対応, FMEA, リスクアセスメント

### 1. 緒 言

社会インフラ設備や製造ラインの設備保全業務にあたる人員不足が顕著になっている。フロントラインで業務する保守員やバックオフィスで保全計画を練ったり作業手順を設計したりする人員も十分ではない。このままでは社会インフラや生産効率の維持が困難になる恐れがある。

設備保全業務は Design から遠い分野に思えるかもしれないが、予防保全では点検項目・作業手順作成・スケジューリングや、事後保全では不具合特定・処置方法検討などのエンジニアリング要素を多く含んでいる。

これら Design 業務を効率的にすすめるためには現場の作業員のノウハウが欠かせない。近年、生成 AI により言語処理技術が急速な発展をしており、ノウハウや知識の収集・活用の敷居が下がっている。

そこで、本発表では設備保全業務における生成 AI の活用シーンを考察し、具体的な取組みを3つで述べる。一つは予防保全の検討の基礎となる FMEA の作成支援、次に事後保全における不具合原因の特定と改善処置の導出手法、最後に現場の安全確保への取組みについて述べる。

### 2. 設備保全業務における生成 AI の活用シーン

設備保全業務の AI 活用シーンを検討するフレームワークとして、Institute of Asset Management(IAM)が公表している Asset Management Models<sup>(1)</sup>を用いる(図1に示す)。この団体はアセットマネジメントの国際標準である ISO55000 への貢献が大きく、フレームワークは設備保全プロセス全体を表現するのに汎用性があると考えた。

図1に描かれている10個の枠が示す Capability の簡単な説明と AI の利用シーンを表1にまとめた(ここでは生成 AI に限定していない)。

このまとめ表から生成 AI の登場によって、保全分野における AI 活用シーンが大幅に広がった事がわかる。これまでの AI はセンサ値のような時系列データに代表される数値や、写真などの静止画の画像処理が主だったといえる<sup>(2)(3)</sup>。具体的には Strategy & Planning におけるシミュレーションや実時間でのリソースプランニングであったり、

Life Cycle Delivery の設備常時監視において機械学習技術を使って不具合を早期に発見したりする処理が対象であった。

一方で、作業履歴、マニュアル、規格・規準といった文書については文書検索以外の処理は困難であった。これに対し、生成 AI の核となる Large Language Model(LLM)の登場により、文書を合成・要約することが容易にできるようになった。このことが活用シーンが広がった理由といえる。

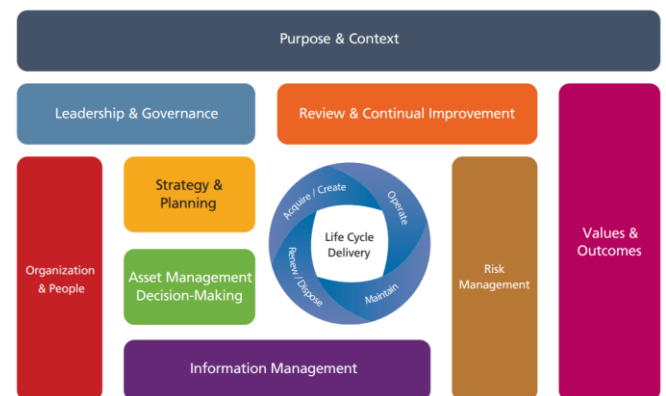


Fig. 1 Asset Management Model

### 3. 設備保全で扱う知識

設備保全の実行場面ではさまざまな文書が使われる。具体的には、年度単位での保全計画や現場の作業手順を記した文書や作業結果を記した報告書などがある。

生成 AI を使うにあたっては、上記に示したような業務で使用される文書を表2に示すようにストック文書とフロー文書の2つに分けた上で、組み合わせて使うと効果的だと考えている。

ストック文書は書かれた時の状況・コンテキストが無くても読解ができる文書、フロー文書は書かれた時の状況がわからないと容易に理解がしにくい文書である。

ストック文書の例は、設備の操作説明書や汎用的な機器(例. コンプレッサー, 電動機など)の動作原理について書かれた教科書などである。内容が体系化されており、更

**Table 1 Asset Management Model と AI 活用シーン**

カテゴリ	カテゴリの説明	AI 活用シーン例
Purpose & Context	設備保全業務の背景・目的が記載されている。全業務において意思決定における基礎的な基準を与える。	このカテゴリにおいて直接の AI 活用可能性はないが、この文言がこのあとの生成 AI の回答の前提条件になる。
Leadership & Governance	方針、規則など明文化された判断基準や意思決定プロセスが規定される。	Purpose& Context と同様。ただし、Purpose & Context より具体的な内容が記される。
Organization & People	組織と人的リソースについて記述される。特に人の能力管理について記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・教育コンテンツの作成</li> <li>・スキル評価支援</li> <li>・組織能力充足度と強化策生成</li> <li>・人事業務の支援</li> </ul>
Strategy & Planning	需要・外部環境分析、設備能力や寿命など価値評価を総合し事業戦略と計画を立案について記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・需要予測・外部環境・持続可能性の分析および情勢変化の監視</li> <li>・シミュレーションによる設備の稼働・計画保全時期、必要な人的リソース、交換部品数などライフサイクル価値評価<sup>(4)(5)</sup></li> <li>・サービスメニューの作成<sup>(6)</sup></li> <li>・リソースプランニングツール</li> </ul>
Asset Management Decision-making	前項 Strategy& Planning に沿って、個別・短期的な課題に対する意思決定を行うフェーズについて記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・組織内外の類似事例や判断素材となるデータの収集</li> <li>・過去事例に沿った一次判断結の提示</li> </ul>
Life Cycle Delivery	現場レベルの設備管理フェーズであり、建設／据付、システムエンジニア／インストール、信頼性分析、運用、メンテナンス、不具合対応、廃棄のプロセスについて記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・作業指示書・作業報告の作成</li> <li>・設備稼働データの常時監視</li> <li>・アラーム発報時の対応手順作成</li> <li>・作業安全・品質リスクの抽出・対策</li> </ul>
Information Management	設備管理を支援する IT システムの構築と管理について記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・設備構成管理</li> <li>・稼働データによる予知保全</li> <li>・文書・図面の検索</li> </ul>
Risk Management	リスクの特定と適切な対処策の策定について記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・既存リスクフレーム (ex. PMBOK) を使ったリスクの自動抽出</li> <li>・リスク発現の自動監視</li> </ul>
Review & Continual Improvement	業務プロセスの結果のレビューと継続的改善について記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・各活動の目標達成度の評価</li> <li>・各活動の総合レポートの作成</li> </ul>
Value & Outcomes	各活動の評価について記載されている。	<ul style="list-style-type: none"> <li>・KPI ツリーに沿った各活動の貢献度評価</li> <li>・エクゼクティブレポート作成</li> </ul>

新の頻度が低いという特徴がある。

一方、フロー文書の例は作業指示、点検結果、作業報告書があげられる。これらは一つ一つの文書は現場や作成された状況に紐づけられており、関係者には内容を理解できるが、経緯を知らない人には理解しにくい。

設備保全でよく求められることの一つに「日々の現場で起きている事柄を集約して分析することで、後に使える文書としてまとめておく」ということがある。これは「現場ノウハウの知識化」のように呼ばれる。

ここでは、「知識」を「ある目的で行動を起こすのに必要な情報」とする。知識には文書として記述されていない「暗黙知」と何らかの形で文言になっている「形式知」があるが、本稿で扱う知識は主に形式知を指す。

組織的に知識化のプロセスを実施することは、業務効率向上にとって重要である。これができると、保守員の教育を高速化したり、現場経験を補ったりするシステムを開発

したりすることが可能になる。しかし従来、知識化のプロセスは、労働集約的な作業であり、特に現場で作業員を長時間にわたり拘束するため進める事が難しかった。

ストック／フロー文書の分類を使うと「現場ノウハウの知識化」とは、蓄積したフロー文書をストック文書に変換する作業ということができる。現時点では生成 AI を使ってもフロー文書の集合を汎化・体系化して知識化する処理は難度が高い。それと比較すると、既存のストック文書にフロー文書を関連付ける事は実現可能である。

このことから人が予め情報を整理・体系化したストック文書と現場から上がってくるフロー文書を組合せるのが現実的な対応と考えている。

以降では、ここまでの考えに基づいて、設備保全業務へ生成 AI を適用した取組を紹介する。

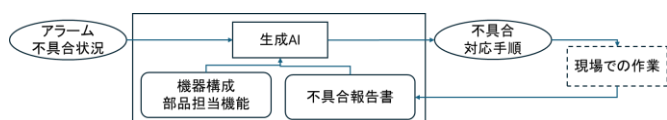
**Table 2** スtock文書とフロー文書

文書の種類	説明・特徴	例
Stock文書	書かれた時の状況が無くても読解ができる文書. 体系化されている. 更新頻度が比較的低い.	操作説明書, 設備の解説書籍
フロー文書	書かれた時の状況がわからないと読解できない文書. 断片的である. 情報の鮮度が高い.	作業指示, 点検結果, 作業報告書

## 4. 生成AI活用の取組み例

### 4.1. 設備不具合対応

設備に不具合が発生しアラームが発報した場合、速やかに対応する必要がある。現場経験の数が問われるケースでもある。そこで、生成AIのRAG機能(Retrieval-Augmented Generation: 検索拡張生成)を使い、アラームや不具合状況を入力として対応手順を出力させるアプリケーションを作成した<sup>(7)</sup>。図2にそのシステム構成概略を記す。ここでは、機器構成と部品の担う機能がStock文書であり、実際に対応した報告書類がフロー文書に相当する。



**Fig. 2** 設備不具合対応出力

アラームに関する文書があれば機器構成などStock文書がなくてもRAG機能で一定の出力を得ることはできるが、当該アラームのみに関する直接的な対応手順しか出てこない場合が多い。

しかし機器構成を登録し、部品間の機能上・配置上の繋がりを生成AIに辿らせることで、アラームが発生した周囲の部品も検索範囲に含まれ、より根本原因に近い出力を得ることが可能になる。具体的には機器構成は機能ブロック図を元に、部品をノードとしたグラフ構造に表現し、データベースに保存する。

弊社が保全を担当する設備について、通常のRAG機能のみの時と上記構成のシステムの出力を作業員に比較評価してもらった。生成AIの出力に対し、アンケートで1から5点の点数評価を実施した。正確さについては評価に差異がなかったものの、出力の充足性では30%高い値であり、システムの有効性を示すことができた。

人が不具合対応する場合でも、構成している部品の機能を考えながら、動力・流体の流れを考慮し隣接する部品を辿りながら不具合原因を探っていると思われる。ここで示した手法は、そのプロセスと類似性があることが良い結果を得られている理由であると考えている。

### 4.2. FMEA作成

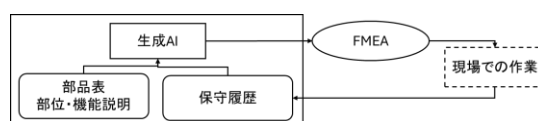
設備保全の基本は予防保全であり、事前に設備に発生しうる不具合を抽出しておき、早期に発見できる点検項目や点検頻度を検討することになる。

このためには、FMEA(Failure Mode and Effects Analysis)の作成が便利である。通常、FMEAは設計時点で実施し市場に出たからの不具合を防止する目的で実施されることが多いが、予防保全でも有効である。

FMEAの実施には、設備の機能、入出力（たとえばエ

ンジンでは燃料を入力して、出力として動力を得る）や、部品構成、部品毎の劣化箇所を知っている必要がある。汎用機器であればこれらの文書は一般的な図書などで入手可能である。また、自社で出荷した設備の保守履歴も利用可能である。

これらの文書を使うことで生成AIにFMEAを実行させることができる<sup>(8)</sup>。図3にそのシステム構成概略を示す。ここでは、機器構成、部品、コンポーネントの文書がStock文書であり、保守履歴がフロー文書に相当する。



**Fig. 3** FMEA作成支援

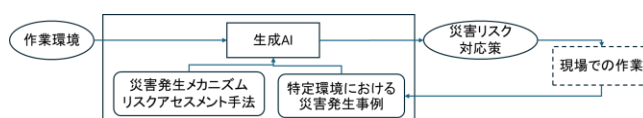
本システムでは、網羅的に故障モードを出力する。そのため、生成する故障モード多くなる。例えば、冷凍機の場合では部品数33に対して、故障モード421個を約270分で出力した（故障モードの数は生成AIへの指示によって増減することができる。）

実際には影響が軽微に思われる故障モードや原因も出力されるので、使う前に設備に知見がある人のレビューを経なければ有効なFMEAにならない。しかし、通常FMEAでは、複数人によるブレインストーミングによって抜け漏れを防いでおり時間がかかっている。この作業を短縮できる点は効果としてあげられる。

### 4.3. 安全リスク抽出

設備保全の現場では、高温、高電圧の部位があったり、天候によっては床が結露して滑りやすくなったりするなど一定の危険が伴う。そのため、作業設計時にリスクアセスメントを実施する。リスクアセスメントは様々な現場を知るベテランが作業手順毎に危険ポテンシャルを洗い出し対策をとる。残存リスクがあれば現場で注意喚起するなどの措置をとる。

安全リスク抽出は作業者の安全を確保するために重要な作業であるが、作業手順が多い場合は時間がかかり実施者の負担は大きい。また、経験が豊富な人が作成することは妥当に思えるが、ある場所や手順だけ詳しくたり、思い込みによる抽出の不完全が生じたりすることがあり得る。



**Fig. 4** 安全リスク抽出

そこで、生成AIを使ってリスク抽出を支援することで、

思い込みを排除したリスク抽出が可能になる<sup>(9)</sup>。そのシステム構成概略を図4に示す。ここで、業界一般で整理された事故類型のデータがストック文書に相当する。このようなデータは厚生労働省が主導してまとめられたものが既存である<sup>(10)</sup>。また自社で発生した事故事例がフロー文書に相当する。

これによって、業界の幅広く長い期間蓄積されてきた労働災害撲滅のための知見を基礎にもちつつ、自社に特有な作業や設備に対応するリスク抽出を行うことが可能になる。

本システムの試用と評価を屋外作業（据付工事など）の安全担当者をお願いした。屋外作業では工程進捗に応じて現場状況が変化する。そのたびにリスク抽出・対策が必要であり、作業時間の確保に苦勞していた。本システムがあれば、リスク抽出の見落としを防ぎつつ作業時間を短縮できる。さらに思い込みによる抽出漏れを防ぐ効果も期待できるとの評価を得た。

## 5. 結言

設備保全業務の課題であるバックオフィス・フィールドの両方の人員不足に対し、生成AIを活用した対応策が可能であることを示した。

生成AI活用に当たっては体系化されて記述されているストック文書と最新の状況が記載されるフロー文書を組み合わせる構成を示した。

その考え方で取り組んだアプリケーション3つ（設備不具合対応、FMEA作成、安全リスク抽出）についてシステム構成の概略について述べ、有効性を示した。

## 文 献

- (1) The Institute of Asset Management, Asset Management - an anatomy Version 4, <https://theiam.org/media/5615/iam-anatomy-version-4-final.pdf> (Accessed Oct. 2025)
- (2) 鈴木忠志, 野田統治郎, 渋谷久恵, 鈴木英明: 高度保守サービスに貢献する予兆診断システム, 日立評論 Vol.95 No.12, 2013
- (3) 野田統治郎, 鈴木忠志, 藤村尚, 鈴木英明, 前多俊二, 渋谷久恵: 高度予兆診断システムの開発, 動力・エネルギー技術の最前線講演論文集, 日本機械学会, 2011
- (4) Kono T, Haneda K. Simulation-supported maintenance design and decision-making using agent-based modeling technology. CIRP Annals 2021;70. p. 13-16.
- (5) Watanabe J, Kono T. Evaluation of prognosis solutions for wind turbine using multi agent simulation of maintenance. Transactions of the JSME 2025;91-941.
- (6) Kono T, Sugita Y, Hiruta T. Maintenance IoT Project Framework for Extending Effects to All Stakeholders' Benefit. Proceedings of 7th International Conference. ICServ 2020. p. 275-286.
- (7) 石川達将, 宮田康志, 湯田晋也: Think-on-Graph を用いた故障分析支援手法の検討, Design シンポジウム 2025
- (8) Morioka T, Kono T, Nishida T. Automatic construction of asset knowledge graph with large language model. Procedia CIRP 2025;135:762-7.
- (9) 菱川遼悟, 奥野東: 生成AIを活用したメンテナンス作業者の危険予知支援技術, 第35回設計工学・システ

ム部門講演会講演論文集, 日本機械学会, 近刊  
(10) 厚生労働省: 職場の安全サイト  
[https://anzeninfo.mhlw.go.jp/anzen/sai/saigai\\_index.html](https://anzeninfo.mhlw.go.jp/anzen/sai/saigai_index.html)  
(参照 2025 年 10 月)