

技術論文

製品設計部門の技術伝承における生成AI活用の取り組み

Utilizing Generative AI for Technical Knowledge Transfer in Product Design Divisions

尾崎 展也
Nobuya Ozaki
横山 佑喜
Yuuki Yokoyama
名倉 忍
Shinobu Nagura

製品設計部門では、設計判断を支える技術知見の伝承が重要であり、デジタル化を通じて設計知見を構造化したナレッジデータの構築を進めている。本論文では、このナレッジデータを基盤として、AI-OCRや大規模言語モデルを活用し、技術文書の構造化および検索を高度化した事例を紹介する。AIと人の知見を組み合わせることで、設計者が必要な知見に迅速にアクセスできる環境を実現し、製品設計部門における技術伝承の取り組みを一層推進した。

In product design divisions, the transfer of technical knowledge that supports design decisions is essential, and efforts are underway to construct knowledge data by digitally structuring design knowledge. This paper presents a case study in which AI technologies, including AI-OCR and large language models, were applied to further enhance this knowledge data by improving the structuring and retrieval of technical documents. By combining AI technologies with human expertise, an environment was established that enables designers to quickly access the knowledge required in their daily work, thereby further advancing initiatives for technical knowledge transfer in product design divisions.

Key Words: 技術伝承, 生成AI, ナレッジデータ, 大規模言語モデル, AI-OCR

1. はじめに

コマツは、創業以来「ものづくりと技術の革新」を企業活動の中核に据え、常に技術を磨き、新たな価値を創りつづけることを使命としている。製品設計部門においても、設計判断の根拠となる技術的知見や経験を重視し、品質・信頼性を支える設計技術として、これらを蓄積・研鑽・伝承してきた。

製品設計部門における技術伝承は、開発プロジェクトの実務を通じて経験豊富なベテラン設計者から直接学ぶことや、設計標準情報、過去の不具合情報などの技術文書を設計者が理解し、設計に適用する過程のなかで行われてきた。一方で、製品要求の高度化・多様化に加え、開発効率向上への要求を背景として設計業務の分業化が進み、製品の要求分析や機能設計といった上流工程を、実務として経験する機会は限られてきている。また、長年にわたり蓄積された技術文書は膨大かつ散在しており、設計時に十分活用することが難しくなっている。

こうした課題に対し、近年では設計検討ノウハウや技術情報を整理・標準化し、デジタル化することで、暗黙知を形式知化して共有する、データやデジタル技術を活用した技術伝承の取り組みを進めている^[1]。その一環として、「ナレッジデータ」と呼ぶ情報構

造体の構築を進めている。これは、設計判断の背景や検討過程を含む技術知見を体系的に集約したものであり、技術伝承および設計業務の基盤をなすものである^[2]。

また近年、自然言語情報を扱う生成AIが著しく進化している。この技術動向を踏まえ、本取り組みで構築してきたナレッジデータの活用を高度化する手段として着目し、設計業務への適用を行ってきた。本論文では、生成AIの活用に着目し、製品設計部門における技術伝承への適用検討および取り組み内容について報告する。本論文の構成は以下のとおりである。まず**2.**においてナレッジデータの概要を示す。**3.**では、データ構造化における生成AI活用の事例について述べる。続いて**4.**では、ナレッジデータの検索にAIを適用した事例について述べる。**5.**、**6.**では本取り組みから得られた知見と今後の展望について述べる。

なお、本論文では、自然言語情報を扱う生成AIのなかでも、Large Language Model (LLM) を主に対象とし、概念的な説明には「生成AI」、実際の処理や実装に関する説明には「LLM」という用語を用いる。

2. ナレッジデータの概要

2.1 ナレッジデータの定義と構成

製品設計部門には、設計標準情報や過去の不具合情報、検討情報など、多くの技術ノウハウが文書として蓄積されている。経験豊富なベテラン設計者は、設計業務の目的や検討内容に応じて、必要な設計知見が含まれる文書を探し出し、文書内に記載された知見を的確に抽出して、設計業務に活用している。

このような設計知見抽出の方法は、設計者個人の経験に基づく暗黙的なノウハウに依存しており、組織内で共有・再利用することは容易ではない。

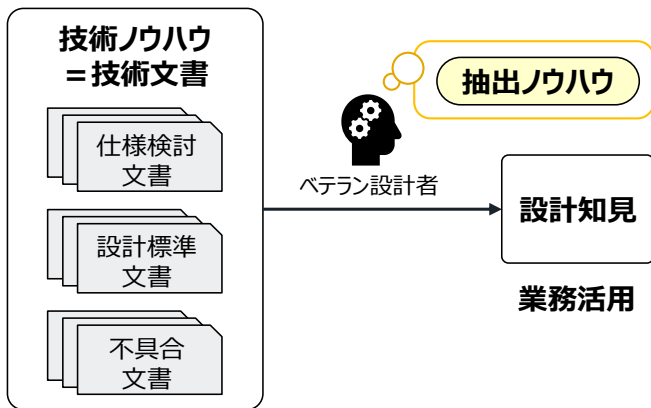


図1 設計知見抽出イメージ

本論文で扱うナレッジデータとは、ベテラン設計者が暗黙的に行ってきた設計知見抽出の観点を言語化・体系化し、オントロジー（業務において情報を認識・整理するための概念体系）として定義した情報構造体に、設計標準文書や過去の不具合文書などの技術文書を紐付けたものである。

ナレッジデータは、図2に示すように、主として以下の情報から構成される。

- ① 設計知見を抽出するための属性情報（タグ形式）
- ② 技術文書の内容を把握するための概要情報（文章形式）
- ③ 技術文書を参照するためのリンク情報
- ④ 関連するナレッジデータへのリレーション情報

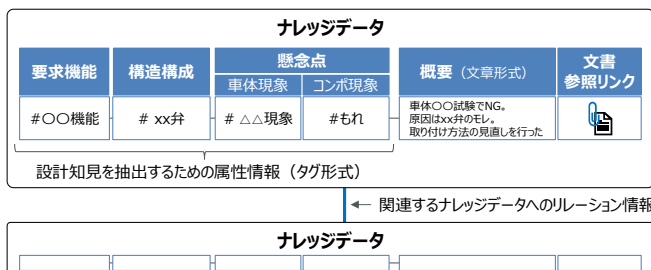


図2 ナレッジデータの概要

- ① 設計知見を抽出するための属性情報は、「要求機能」「構造構成」「懸念点」といった観点で整理し、それぞれを属性情報（タグ）として定義することで、文書に含まれる技術ノウハウを構造化している。これにより、従来は文書のなかに埋もれていた設計検討ノウハウや不具合対応の知見を、検索や再利用が可能な形で扱うことができる。
- ② 各ナレッジデータには、元となる技術文書の内容を簡潔に把握するための概要文を付与している。設計標準文書や不具合文書などの技術文書は、数ページから数十ページに及ぶものも多く、設計者が業務のなかで全文を逐一確認することは現実的ではない。そのため、概要文は文書を参照すべきかどうかを判断するための手がかりとして、重要な役割を果たしている。また、技術文書自体には明示的に記載されていないが、設計判断に影響を与える背景的な技術的知見が存在する場合には、それらを概要文に補足的に記述している。
- ③ 各ナレッジデータには元となる技術文書への参照情報を保持しており、設計者はナレッジデータを起点として、必要に応じて一次情報に遡ることが可能である。
- ④ ナレッジデータ同士を関連付けることで、設計知見間の関係性を可視化している。例えば、ある不具合を経緯として設計標準文書が作られた場合、そのナレッジデータ間にはリレーションが付与される。設計者はこのリレーションを辿ることで、背景情報、判断根拠などを把握しやすくなる。このように、ナレッジデータは、暗黙知としてベテラン設計者のなかに存在していた「設計知見抽出の観点」や「知見同士の関係性」を形式知化し、組織内で共有・再利用可能としたものであり、設計業務における技術伝承および品質向上の基盤となる。

2.2 ナレッジデータの活用と価値

構築したナレッジデータは、設計業務のなかで設計者が必要な情報に迅速に辿り着き、設計知見を活用するための基盤として用いている。例えば、仕様変更や部品変更における懸念点の洗い出しを行う業務においては、要求機能や構造構成といった属性情報を用いることで、設計者個人の経験に依存することなく、懸念点および関連する技術文書を抽出することが可能となる。

更に、ナレッジデータは設計者の技術学習の観点からも有効である。若手設計者は、ナレッジデータを通じて過去の設計判断および検討過程を参照することができ、断片的な知識にとどまらない体系的な知識を得ることができる。

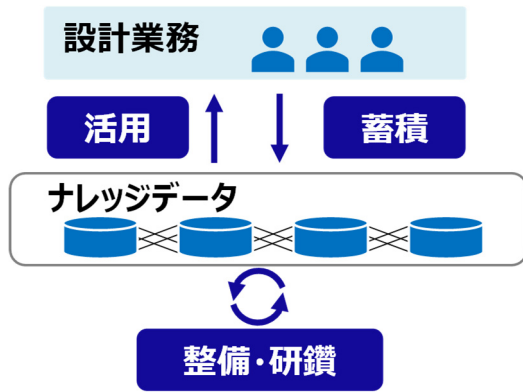


図3 ナレッジデータの運用イメージ

このように、ナレッジデータは、設計品質安定化と技術伝承を支える基盤であり、設計者が必要なタイミングで、必要な知見にアクセスできる環境を提供するものである。次章以降では、こうしたナレッジデータの構築および活用を支援するために、AI技術をどのように適用したかについて述べる。

3. データ構造化におけるAI技術の活用

2.で述べたナレッジデータの構築において、既存技術文書のデータ構造化作業は、対象となる技術領域に精通したベテラン設計者が技術文書を読み解き、その内容を整理・言語化することにより行ってきた。しかし、対象となる技術文書は膨大であり、加えて、本作業は文章情報を抽象化し、第三者が理解可能な形で表現する行為であるため、ベテラン設計者にとっても大きな負担となっていた。

そこで本取り組みでは、ナレッジデータ構築を効率化する手段としてAI技術に着目し、従来ベテラン設計者が担ってきた作業の一部を支援することを試みた。本章では、生成AIを活用しつつ、実業務で活用可能な品質を維持することを目的として実施した、ナレッジデータ整備の取り組みについて述べる。

図4に、本取り組みにおける技術文書のデータ構造化フローを示す。構造化フローは、大きく以下の三つの工程から構成される。

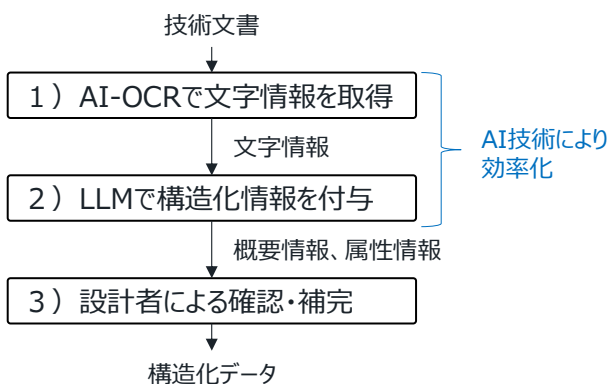


図4 技術文書のデータ構造化フロー

第一の工程では、技術文書から文字情報を取得する。製品設計部門に蓄積されている技術文書には、手書き文字と活字が混在しているものや、文章と図表の配置が多様であるものが多く含まれる。これらの文書には、設計者が限られた紙幅の中に技術情報を集約して記載しているため、文章と図表の記載順序が単純に上から下へと並ばない場合がある。このような文書に対しては、従来の単純な文字認識手法では十分な情報抽出が困難であるため、本取り組みではArtificial Intelligence - Optical Character Recognition (AI-OCR) を採用した。その結果、手書き文字と活字が混在する文書や、図表を含む複雑なレイアウトを持つ文書に対しても、後工程での構造化に必要な文字情報を取得できることを確認した。

第二の工程では、抽出した文字情報を入力として、LLMを用い、ナレッジデータの構造化に必要な概要情報（文章形式）や属性情報（タグ形式）を付与する。2.で述べたように、概要情報は設計者が文書を参照すべきかどうかを判断するための手がかりとする情報である。そこで、ベテラン設計者が言語化した概要文章や、設計者が検索時に参照する項目を分析し、技術文書の種類に応じた概要情報の構成を定義した。

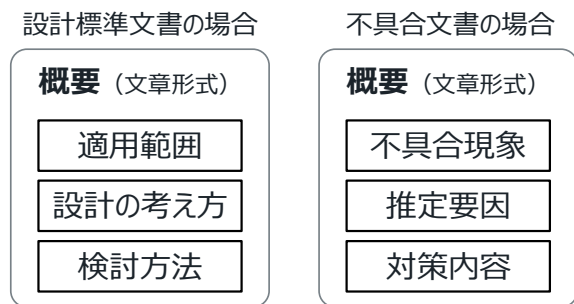


図5 概要情報の構成イメージ

第三の工程では、LLMにより抽出・生成された情報について、設計者が内容を確認し、不足情報の補完や表現の調整を行う。技術文書には、機器名など検索に必須となる情報が、そもそも記載されていないケースが存在する。これらについては人手によるデータ補完を行った。また、生成されたデータの確認にあたっては、目的である「ナレッジデータから技術文書に辿り着けること」を意識し、必要以上に精度を追求しない方針とした。例えば、不具合文書の対策内容を記載する場合に、設計寸法を変更していても具体的な数値や位置などは概要情報に記載されていなくても構わないとした。この考え方により、現実的な運用が可能な構造化フローを構築している。

以上により、AIの得意分野である自然言語データの大量処理と、人の業務知見を組み合わせ、目的達成に十分なナレッジデータ整備手法を確立することができた。

4. ナレッジデータ検索におけるAI技術の活用

4.1 ナレッジ検索の課題分析

3.で述べた手法により、技術ノウハウの構造体であるナレッジデータの整備をすすめ、ナレッジデータ件数は7500件を超えた。

ナレッジデータが充実する一方で、ナレッジを効率的に検索・活用することが新たな課題となった。従来はビジネスインテリジェンスツールを用いて検索UIを構築し、キーワード検索や属性情報タグのフィルタリングによりナレッジを参照していた。

しかし、キーワード検索は完全一致を前提とするため適切な検索ワードの設定が難しく、また、ナレッジ件数の増加に伴い、検索結果が多すぎて精査に時間を要する、といった問題が顕在化した。特に若手設計者にとっては、検索ワードを設定するための知見が十分でない場合があり、ナレッジ検索の難易度が特に高くなっていった。

そこで本取り組みでは、これらの課題を解決する手段として、LLMを活用したナレッジ検索アプリを開発し、LLMの特徴を活かし、設計者が必要なタイミングで必要な知見にアクセスできる環境の実現を目指した(図6)。LLMは自然言語を理解する特徴を有しており、文脈理解に基づいて検索意図を解釈するとともに、検索結果と質問との意味的な関連度を評価することができる。

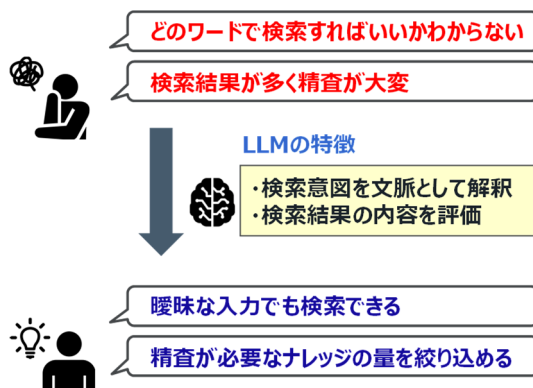


図6 LLMを用いたナレッジ検索課題の解決イメージ

4.2 ナレッジ検索アプリの概要

本節では、LLMを活用したナレッジ検索アプリについて、試作・評価から運用版採用に至るまでの検討プロセスを示す。生成AIを業務で活用するにあたり、本取り組みでは機能の高度化を目的とするのではなく、設計業務において実際に使われることを重視して検討を進めた。

具体的には、以下の手順で段階的に評価と設計を行った。

- (1) アウトプット形式の異なる試作版を作成し、設計者によるユーザー評価で業務適合性を検証
 - (2) 検索アルゴリズムの構築
 - (3) 設計者の判断行動を支援する検索結果画面を設計
- 以下に、各手順の詳細を述べる。

4.2.1 アウトプット形式の決定

従来のナレッジ検索における課題の一つとして、検索結果が多く、設計者がどのナレッジを精査すべきか判断するまでに時間を要する点が挙げられた。本取り組みでは検索結果の提示方法に着目した。すなわち、設計者が検索結果をどのような形で受け取れば、効率的に必要なナレッジを見極められるかという観点から、アウトプット形式の検討を行った。

その結果を受けて、開発初期段階では狙いの異なる2種類のアウトプット形式に絞り込み、試作版アプリを作成した。

一つ目は、検索されたナレッジを要約し、質問に対する回答文を生成する「要約型」である。もう一つは、検索結果が質問にどの程度参考になるかを評価し、ナレッジタイトルと点数を提示する「検索特化型」である(図7)。

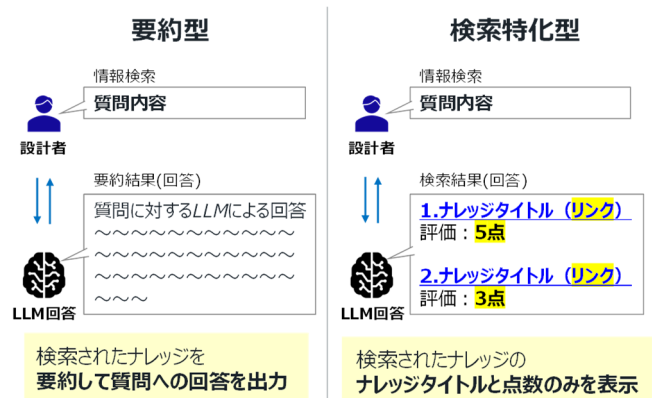


図7 要約型と検索特化型

設計者に両方を実際に使用してもらい、ユーザー評価を実施した結果、要約型は一見便利であるものの、誤った情報をもっともらしく出力してしまうハルシネーションのリスクが高いことが確認された。一方、検索特化型は出力情報が限定的であるものの、誤情報が少なく、設計者が一次情報確認の要否を判断しやすい点が評価された。

その結果、現状の精度では、要約よりも「検索支援」に特化したアウトプットの方が実務上有用であるとの結論に至った。

4.2.2 検索アルゴリズム

検索アルゴリズムの構築と性能評価を実施した。まず検索アルゴリズムの処理内容について説明し、その後性能評価について述べる。

(1) 検索アルゴリズムの構成

図8に検索アルゴリズムの構成を示し、順に説明する。

- ① 設計者は、知りたい内容を質問文として入力する。

本システムでは、設計業務における実際の利用形態を想定し、自然言語による入力を前提とした検索処理を行う構成とした。

- ② 入力された質問文に対して、ナレッジデータベース全体を対象としたハイブリッド検索を実行する。

ハイブリッド検索は、キーワード一致に基づく検索と、文書の意味ベクトルに基づく検索を組み合わせる方式であり、固有名詞や型番といった語句一致の確実性と、文脈を考慮した類似度検索の両立が可能である。設計業務においては、検索語が必ずしも明確でない状態で技術情報を探索する場面が多いため、本取り組みではハイブリッド検索を採用した。この処理により、質問文と関連度の高い複数のナレッジ候補が抽出される。

③ ハイブリッド検索によって得られた検索結果に対し、LLMを用いた関連度の再評価を行う。

この再評価では、各ナレッジが入力された質問文に対して参考となるかどうかを評価プロンプトに基づいて判断し、検索結果の順位付けを調整する。

④ 再評価後の検索結果を設計者に提示する。検索結果の表示方法については、次節で詳述する。

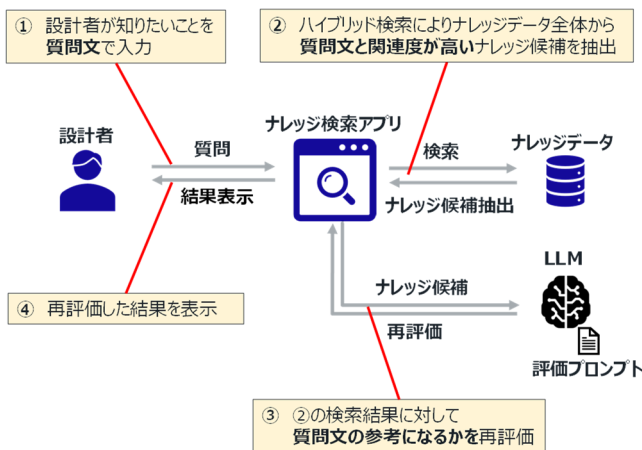


図8 検索アルゴリズム

(2) 検索アルゴリズムの性能評価

次に性能評価について説明する。本開発では、事前に準備したQA集を用いて、検索アルゴリズムの構成要素ごとの有効性を比較評価した。このQA集は、設計者が実際の設計業務において検索した内容をもとに、質問文とそれに対応する回答となるナレッジを組み合わせで作成したものである。

評価指標にあたっては、設計業務での実用性を重視し、参考になるナレッジを検索結果上位に提示できているかを評価する指標としてnDCG@5、および参考になるナレッジを取りこぼしていないかを評価する指標としてRecallを採用した。これらは情報検索の分野でよく利用される評価指標である^[3]。

評価条件としては、(a) LLMによる関連度再評価を行わない構成、(b) LLMによる関連度再評価を「参考になるかを1～5点で評価する」簡易プロンプトで行う構成、(c) LLMによる関連度再評価を、評価条件を詳細に定義した詳細プロンプトで行う構成の3水準を設定した。評価結果を表1に示す。

評価の結果、LLMによる関連度再評価を付加する構成は、再評価しない構成と比較して、nDCG@5、Recallともに高い値

を示すことが確認された。これは、LLMが文脈理解に基づき、設計者の検索意図に近いナレッジを上位に評価できたためと考えられる。また、LLMによる再評価方法については、簡易プロンプトを用いた構成が詳細プロンプトを用いた構成と比較して、nDCG@5とRecallの両面で良好な傾向を示した。この要因としては、設計者の質問意図やナレッジとの関連度の判定観点が多岐にわたる中で、詳細プロンプトでは、それらの観点を十分に網羅できなかった可能性が考えられる。

以上の検討結果を踏まえ、今回はハイブリッド検索にLLMによる簡易な関連度再評価を組み合わせさせた構成を採用した。

また、ナレッジデータは継続的に追加・更新されることを前提とし、データ変更時には自動的に検索対象へ反映されるフローを構築している。

表1 検索精度評価結果

評価対象		評価結果		
水準	LLM再評価	評価プロンプト	nDCG@5	Recall
(a)	なし	-	0.949	0.775
(b)	あり	簡易プロンプト	0.982	0.888
(c)	あり	詳細プロンプト	0.947	0.697

4.2.3 検索結果画面

ナレッジ検索アプリでは、検索精度だけでなく、設計者が検索結果をどれだけ迅速に判断・活用できるかを重視した。特に、「提示されたナレッジを読む必要があるかどうか」を短時間で判断できることを重要な要件とし画面を設計した。

検索結果には、ナレッジのタイトルと本文へのリンクを明示的に表示し、設計者がすぐに一次情報へアクセスできるようにしている。

更に、本画面では各ナレッジに対して、質問内容に対してどの点が参考になるかをLLMで生成した短いコメントを表示している。このコメントにより、設計者はナレッジ全体を読まなくても要点を把握でき、一次情報を確認すべきかどうかを判断できる。あわせて、「参考度」を5点満点で表示することで、質問との関連性を直感的に把握し、読む順序の優先付けを可能としている。図9に検索結果画面の例を示す。

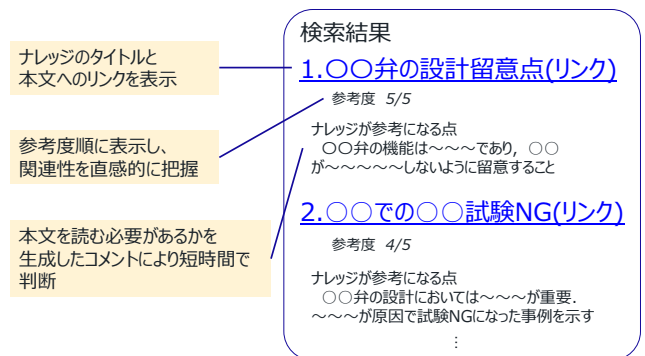


図9 検索結果画面

本画面設計により、設計者の概要把握と判断を支援し、必要であれば一次情報へアクセスできるという検索体験を実現している。

5. 今後の取り組みの方向性

本取り組みは、製品設計部門における技術伝承や品質向上の課題に対し、設計部門内に専任の推進チームを設け、設計者と密に連携しながら進めている現在進行中の活動である。

4.で述べたとおり、生成AIは設計者の判断を支援する上で有効である一方で、単なるツール導入のみでは十分な効果を得ることはできない。本取り組みでは、これまで進めてきたナレッジデータの導入および運用を基盤とすることで、生成AIの活用効果を得ることができた。

本取り組みを通じて、生成AIの活用を含む技術伝承の高度化には、業務部門と推進部門が目的を共有し、協働して組織変革として進めることが必要であると考えられる。

以下では、得られた知見を技術、業務、組織、文化の四つの観点から整理する。

技術の観点では、技術情報を単なる文書として管理するのではなく、ナレッジデータとして構造化し、業務資産として活用可能なデータとして整備することが、生成AIを含むデジタル技術活用の前提条件であることが明確になった。

業務の観点では、技術情報の活用を個人の工夫に委ねるのではなく、設計業務のプロセスに組み込むことで、技術情報が継続的に活用・蓄積・研鑽される流れを実現することができ、そのことが設計品質の安定化に寄与すると考えられる。

組織の観点では、本取り組みはツール導入ではなく、設計者をはじめとする関係部門との協働を前提とした取り組みとして進める必要があることが示唆された。

文化の観点では、本取り組みを通じて、技術情報や暗黙知を個人に属するものではなく、組織の資産として共有・活用していくという価値観の重要性が再認識された。

今後はこれらの知見も踏まえ、各部門へ本取り組みを展開していく。

6. おわりに

本論文では、製品設計部門における技術伝承の高度化を目的として進めてきたナレッジデータの取り組みと、その活用を高度化する手段としての生成AI適用について述べた。1.で示したとおり、技術伝承は設計品質や競争力を支える重要な要素であり、単なる知識の蓄積ではなく、業務のなかで活用され続ける仕組みとして成立させることが求められている。

コマツでは、車体、主要コンポーネント、ICT分野に至るまで、長年にわたり幅広い分野の技術知見が蓄積されている。こうした多様な技術領域にまたがる知見を、組織横断的に共有・活用できる仕組みを整備することは、個別技術の高度化にとどまらず、新たな価値創出につながる可能性を持つ。

今後、技術情報を組織の資産として活用する基盤を発展させ、部門を越えたナレッジの連携を進めることで、異なる技術領域の新たな結合を生み出し、イノベーションにつなげていきたい。

謝辞

共創パートナーとして本取り組みをともに推進する形でご協力いただいたプログレス・テクノロジーズ株式会社の関係各位に深く感謝の意を表します。

参考文献

- 【1】 八木沢篤, “タテとヨコのデジタル化によるコマツの設計プロセス改革とシミュレーション活用”, MONOist, 更新 2021年06月23日, <https://monoist.itmedia.co.jp/mn/articles/2106/23/news040.html>, (参照 2026年1月20日)
- 【2】 プログレス・テクノロジーズ株式会社, “コマツが推進する「設計プロセスの再設計」”, プログレス・テクノロジーズ株式会社 (コーポレートサイト), 更新 2022年04月08日, <https://progresstech.jp/case/komatsu/>, (参照 2026年1月20日)
- 【3】 土方嘉徳, “推薦システムのオフライン評価手法”, 人工知能:人工知能学会誌:journal of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2014年11月, 29巻6号, p.658-689.

筆者紹介



Nobuya Ozaki
尾崎 展也 2015年, コマツ入社.
開発本部 油機開発センタ所属



Yuuki Yokoyama
横山 佑喜 2002年, コマツ入社.
開発本部 油機開発センタ所属



Shinobu Nagura
名倉 忍 1997年, コマツ入社.
開発本部 油機開発センタ所属

【筆者からひと言】

技術伝承は設計品質と製品差別化を支える重要な基盤である。今後も活用の高度化を進め、「ものづくりと技術の革新」による新たな価値創出を推進していきたい。