調査・報告

# 製造業向けエンジニアリング DX に関する調査研究

小林 豊* 大野 宏* 天城 裕子** 木嶋 祐太** 水沼 達郎** 石井 啓貴***

Research Report on Engineering Digital Transformation for Manufacturing Industry

KOBAYASHI Yutaka*, OHNO Hiroshi*, AMAKI Yuko**, KIJIMA Yuta**, MIZUNUMA Tatsuro** and ISHII Hirotaka***

## 1. 緒　言

近年，製造業を取り巻く環境に大きな変化が生じている中で，DX（Digital Transformation）は事業活動の効率化やビジネスモデルの変革を実現し，企業の競争力を高めるために必要不可欠な取り組みとなっている[1)]。

当所では，このような背景を元に製造業における DX 推進に向けた調査・研究活動を令和 3 年度より行っている。令和 3 年度は製造現場での IT システムの展開を見据えたサンプルアプリケーションの試作[2)]，令和 4 年度は「ノーコード・ローコード」ツールの製造現場への展開を図るための試行実験や，機械学習を使った化学分析データ解析の付加価値向上の検討等を行った[3)]。今年度はこれらのツールや技術の検討を継続して行うとともに，急激に普及が進んでいる生成 AI を使った業務ツールの試作を行い，製造現場への活用検討を行ったので報告する。

## 2. DX の取り組み状況

（独）中小企業基盤整備機構の 2023 年度の「中小企業の DX 推進に関する調査」によると DX の取り組み状況について既に実施済み，あるいは検討中との回答が全体の 31.2%であった。前回調査と比較して 6.4 ポイント上回る結果となっており，取り組んでいる企業が増加していることが分かる。一方取り組むに当たっての課題は「人材が足りない」という回答が多く，従業員規模 20 人以下では「何から始めてよいか分からない」が多くなっており，取り組みが始められていない企業も一定数存在することが分かる[4)]。また，12 月 6 日に当所で開催した「DX 事例紹介セミナー」のアンケート結果から現在活用しているデジタルツールはクラウド，AI，データベースの順に利用が多く，これから活用したいツールについては AI，ローコード・ノーコード，ロボット関連が多い結果となった。この結果からクラウドや AI については既にある程度活用が進んでおり，今後はローコード・ノーコードやロボットの導入を検討している企業が多いことが推測される。それぞれの結果を図 1，図 2 に示す。

## 3. デジタル技術動向調査

### 3.1 生成 AI について

深層学習技術の発達により AI による画像，音声，言語等の処理技術の高度化が進んでいる。特に近年の大規模言語モデル（Large Language Models，LLM）を用いた生成 AI と呼ばれる自然言語処理技術の発達は目覚ましく，我々の身近な生活にも浸透してきている。企業活動においても生成 AI の導入が進んできており，経済産業省の「生成 AI 時代の DX 推進に必要な人材・スキルの考え方（令和 5 年 8 月）」においても，「生成 AI の技術は，ビジネス機会の創出や様々な社会課題の解決などに資することが期待されている」と記載されている[5)]。

このような社会動向を踏まえて，本調査研究

* 研究開発センター
** 下越技術支援センター
*** 中越技術支援センター

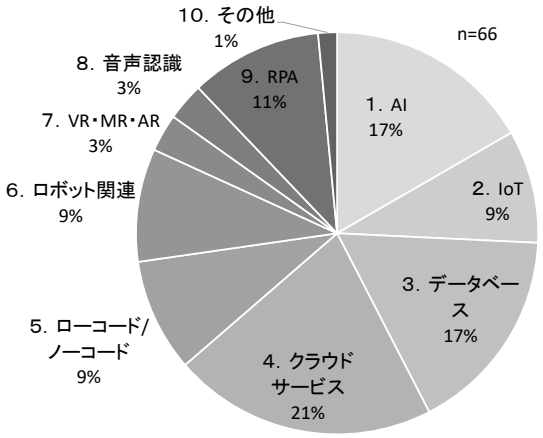


図 1　アンケート結果(活用しているデジタルツール)

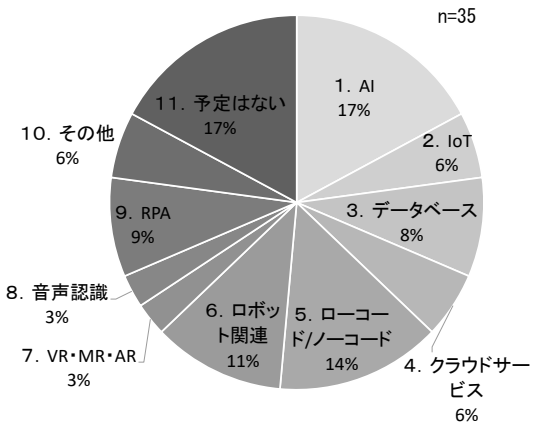


図 2　アンケート結果（これから活用したいデジタルツール）

においては生成 AI の業務利用について検討を行った（詳細を 4.1 章に記載）。

### 3.2　簡易データベース構築について

DX を実行するに当たって，新たなデジタル技術を活用することが重要であるが，老朽化・複雑化，ブラックボックス化しているレガシーシステムがその妨げになっていることが指摘されている [6]。問題解決のために新たなシステムを外部委託するには多額の費用が必要であり，簡易なシステムを安価に構築することが求められている。

本調査研究では汎用 Web アプリケーションとリレーショナルデータベース言語を使用して簡易なデータベース構築を検討した（詳細を 4.3 章に記載）。

## 4.　当所における取り組み

### 4.1　生成 AI の製造業利用に関する研究

製造業の業務補助に焦点を当てて，検索拡張生成(Retrieval Augmented Generation，RAG) [7]と呼ばれる仕組みを使った特定分野に特化した生成 AI のシステムを 4.1.1～4.1.3 で紹介する。RAG は大規模言語モデルの強力な機能を，モデルを再学習することなく，特定分野や組織の内部情報に拡張するものであり，製造業でニーズが高いと考えられる，ベテラン社員並みに質問に回答してくれるようなシステムを構築することが期待されている。

#### 4.1.1　カスタマイズ GPT による化学分野に特化したシステムの構築

OpenAI 社の ChatGPT は幅広い範囲の知識を持つが，特定の組織内の設備状況や技術シーズ等に基づいた回答を生成するためには，カスタマイズが必要である。そこで，当所の化学分野の分析試験に特化したカスタマイズ GPT を作成し，回答内容の検証を行った。ChatGPT のカスタマイズに当たっては，当所が保有する装置と保有しない装置の情報，および一部試験での特定の条件を ChatGPT のカスタマイズ機能「GPTs」の Instruction 欄に入力して調整を行った。この機能によりカスタマイズによる保有装置に関するデータと，一般的に GPT モデルが保有する分析に関する広範な専門知識が組み合わされ，各問い合わせに対して最適な回答を提供することが可能になる。作成したカスタマイズ GPT を使って，いくつかの成分分析や異物分析に関する問い合わせに対しておおむね想定された内容の回答結果を得ることを確認できた。以下に質問と回答例を示す。

Q1：食品中の異物を分析することは可能ですか？

A1：はい，当所では食品中の異物の分析が可能

です。異物の特性や分析の目的に応じて，以下のような機器や方法を提案いたします。

走査電子顕微鏡(SEM-EDS)- 異物の表面形状や・・・以下略

X線蛍光分析装置(XRF)- 異物中の元素の種類と量を・・・以下略

最終的な確認は必要なものの，問い合わせへの回答としてたたき台としては十分な精度と思われる。さらなる精度向上のためには，Instruction 欄におけるプロンプトの工夫が必要と考える。

#### 4.1.2 ChatGPT と API を使った機械器具貸付料金を回答するシステムの構築

ChatGPT と LangChain という API ライブラリを使い，当所の機械器具貸付料の質問に関する部分を ChatGPT に渡し回答を得るプログラムを Python で作成した。ChatGPT は長文を渡せなかったり，API 利用が文字数に応じて課金されたりするため，文章全体をある程度の長さに分割し，ベクトルデータに変換して関連する部分だけを渡して回答を得るようにした。結果としていくつかの質問に対し，正しい回答を得ることができた。以下に質問と回答例を示す。

Q1：旋盤の 1 時間当たりの使用料を教えてください。

A1：1,740 円

Q2：ディープラーニング用コンピュータを 4 時間使うといくらかかりますか。

A2：4 時間使用する場合，1 時間当たりの使用料が 1,570 円なので，4 時間×1,570 円=6,280 円かかります。

#### 4.1.3 ローカル PC にシステムを構築する方法

公開されている LLM はローカル PC にダウンロードして使用することができる。無料で使用できるが，モデルの大きさが ChatGPT などのクラウド型に比べて小さく，質問を工夫する必要がある。機器使用料を質問する場合，「ディープラーニング用コンピュータを 4 時間使うといくらかかりますか。」という質問だけでは，時間単価×使用時間のかけ算が行われず，正しい回答が得られなかった。一方，質問に「計算式も示してください。」と加えることで，正しく回答するようになった。

RAG 以外の方式として，ファインチューニングを行い自前のデータを用意して，モデルを再学習する方法もあるが，大規模な GPU(Graphics Processing Unit)が必要となる。また，元のモデルのパラメータ行列を低ランク近似した新たな行列をトレーニング対象にすることでメモリ消費量を抑えた LoRA(Low-Rank Adaptation of Large Language Models)[8]という方法も試したが，正しい回答を得ることができなかった。この分野の開発は現在でも盛んに続けられており，日々新しい技術が発表されているため継続して調査する必要がある。

### 4.2 機械学習の化学分析への応用

機械学習の化学分析への応用として，レーザー回折・散乱方式の粒度分布測定における不純物が混入した粒子（コンタミネーション，以下，コンタミ粒子）の成分比率の判別実験を行った。この方式の粒度分布測定では単一媒体の中に単一の測定対象物が存在することを前提としているが，実際の測定では目的の対象物以外にコンタミ粒子が混入することが想定され，測定結果の精度低下の原因となっている。そこで，今回の検討では，超純水中に分散させた無機粒子（粒子径測定用検定粒子，以下MBP粒子）の測定時に水道水由来のコンタミ粒子が混入した場合を想定して，本来測定したい無機粒子の成分比率予測を深層学習（ディープラーニング）を用いて行った。コンタミ粒子の混合比率を変えたサンプルを測定し（各比率のサンプル数は 10 個），学習させたモデルを使って評価した結果を図 3 に示す。横軸は MBP 粒子の実際の比率，縦軸は予測値である。MBP 粒子が 30%-80%の領域で予測は良く一致しており，0%ではやや過大評価する結果となった。結果から比較的精度よ

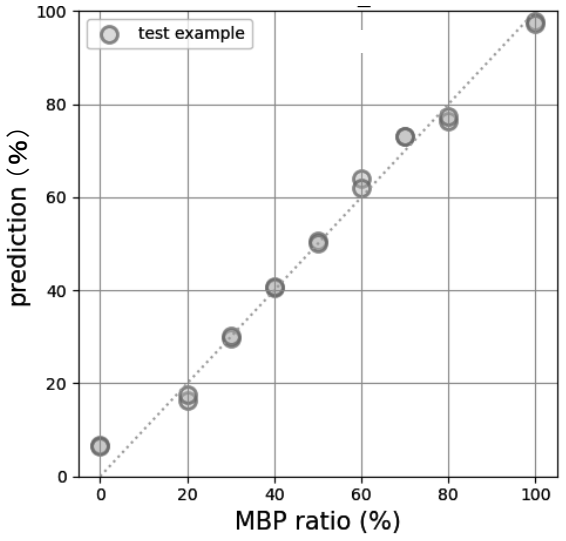


図 3　MBP 粒子の混合比率予測

く比率予測ができていることが分かる。今回の検討では学習データ数が少ないため，データ数を増やして詳細な検討を行うことが必要と考える。

### 4.3　Python による簡易データベースの構築

製造業の現場では加工のデジタル化や自動化は進んでいる一方，進捗管理や在庫管理などのデータベースを活用したデジタル化は遅れている。本研究では作業日報管理を題材として，Web アプリケーションフレームワーク「Django」とデータベース記述言語である SQL(Structured Query Language)を使った簡易なデータベースを構築した。Django は汎用プログラム言語 Python で書かれており，小規模から大規模まで幅広い分野の開発に適している。所内の WEB サーバー上にデータベース管理システム「MySQL」をインストールし，Django で開発したアプリケーションをサーバーに移行して Web 環境を構築し，Django に備わっているデータベース操作コマンドにより，MySQL 上に作業日報管理に必要な項目（作業日，作業タイトル，作業内容等）を定義した。その後，フォーム入力を確認するため，所内 LAN 上にクライアント PC を接続し，動作確認を行った。図 4 にクライアント側の

a）作業日報の入力画面

b）一覧表示画面

図 4　作業日報の入力画面および一覧表示画面

各作業日報の入力画面および一覧表示画面のイメージを示す。Python の Web アプリケーションフレームワークを活用し，比較的容易にデータベースを構築できることを確認した。

## 5.　結　　言

(1) 近年の環境が大きく変化する状況において製造業にとっても DX の取り組みは必要不可欠な取り組みとなっている。

(2) DX に取り組む企業は年々増加しているが，

取り組みを始められていない企業も一定数存在する。

(3) RAG の仕組みを使って特定分野に特化した生成 AI のシステムを構築し，実用可能性があることを確認した。日々新しい技術が発表されているため継続して調査する必要がある。

(4) 深層学習を使って化学分析データの解析を行い，良好な結果を得た。

(5) Python を使って簡易データベースの試作を行った。進捗管理や在庫管理などへ使えることを確認した。

**参考文献**


1) 経済産業省, 2023 年版ものづくり白書, 2023, p.151.

2) 石井啓貴ほか, “企業向けエンジニアリング DX に関する調査研究”, 工業技術研究報告書, No51, 2022, pp.113-117.

3) 石井啓貴ほか, “企業向けエンジニアリング DX に関する調査研究”, 工業技術研究報告書, No52, 2023, pp.57-63.

4) 中小企業基盤整備機構, 中小企業の DX 推進に関する調査（2023 年）, 2023, pp.13-14.

5) 経済産業省, 生成 AI 時代の DX 推進に必要な人材・スキルの考え方, 2023, p.1.

6) 経済産業省, DX レポート, 2018, p.6.

7) Yunfan Gao ほか, “Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey”, https://arxiv.org/abs/2312.10997, 2023 年 12 月 18 日.

8) Edward J. Hu ほか, “LoRA: Low-Rank Adap tati on of Large Language Models”, https://arxiv.org/abs/2106.09685, 2024 年 1 月 11 日.