

〔論 文〕

# 生成系 AI を有効活用できる既存業務システムの 再構築手法の提案

——古くて新しい生成系 AI の将来と可能性——

花 川 典 子

## 要 旨

昨今の AI の普及は LLM (大規模言語モデル) の構築成功によってもたらされた。一般の人が日常会話レベルで利用できるシステムを OpenAI 社等のメーカーが無償提供したことに起因する。現在は個人の作業や趣味等の個人ユースでの使われ方が主流である。

生成系 AI が真の社会に浸透するためには産業界への有用な導入が必要である。そこで、既存業務システムに階層化 LLM を組み込んだ再構築手法を提案する。産業界ではそれぞれの組織で業務システムを多く運用稼働している。稼働中の既存業務システムを利用し、かつ、生成系 AI の能力を機密性を保持しながら十分に発揮できる再構築手法である。その手法についての概要を紹介し、構築後のイメージを紹介する。

キーワード：生成系 AI, 階層化 LLM, 業務システム, 機密保護

## 1. はじめに

現在の社会では生成系 AI の進歩に目まぐるしい変化を感じている。1970 年代にインターネットが誕生して世界中の一般の人が使えるようになった時の劇的な変化に似ている。当時は「インターネットは危険、誤情報があるので使ってはいけない」と言われたが、現在では人々の日常生活ではもちろん、産業界、教育界、医療界等すべての業界で不可欠な技術となっている。同様の変化が AI の世界でも発生しつつある。一部の専門家しか使えなかった AI 技術は OpenAI 社の ChatGPT に代表される汎用アプリによって提供され、だれでも容易に AI 技術を日常で利用できるようになった。すでに Google 検索でインターネット上の情報を探すより、「ChatGPT に聞いてみる」と若者たちの間で常識的に使われている。

生成系 AI は、趣味的試行的な個人ユースか

ら産業界の業務システムへ本格的に導入され、その有用性が実証されたときに真の評価が決定される。人類の発展に寄与できる技術であるか、個人ユースの範疇にとどまるかの実力を試される時期であると考ええる。

そこで、産業界の既存業務システムに生成系 AI を有効的に組み込む手法を提案する。日本の産業界の業務システムの特徴は各業務プロセスに特化したきめ細やかな要件を満たすシステムを丁寧に開発したことである。そこに生成系 AI という新しい機能を取り込むための再構築手法を提案する。

本稿では 2 章で生成系 AI の基本的な知識と概要、3 章で生成系 AI を既存システムへ取り込む技術の紹介、4 章にて再構築手法の提案と考察、5 章でまとめを述べる。

## 2. AI技術の進歩

AI (Artificial intelligence) は古い技術であり、すでに1960年代には機械学習 (Machine Learning) <sup>1)</sup>として確立された(図1参照)。当時はデータを読み込んで反復学習して学習結果を自動で法則化する処理である。その際に人手でプログラミングしなくても自動で法則化できることが画期的であった。例えば医師の膨大な診断データから「体温が37度以上、咳と鼻水がある場合は風邪と診断する」という結論を自動的に学習して法則化することである。ただし、この場合は各診断データに「正解」「不正解」のラベル付けを人手で実施する必要がある。もちろんラベル付けが不要な手法もあるが、精度を上げるためには人手の作業が必要であった。

機械学習技術をもとに日本ではエキスパートシステムが1980年代にブームとなった。上記のような診断ができる診断エキスパートシステムを開発し、医師等の専門家の代わりに活用する目的であった。しかし、診断データ入力の手間や「正解」「不正解」のラベル付けの手間、さらに精度向上のために常に診断データを追加しつづけ、機械学習する計算量の大きさが非現実的となり、エキスパートシステムは定着しなかった。

次に2006年ごろに深層学習 (Deep Learning) が出現した。これはインターネットが普及して

ネット上のビッグデータが容易に取得できること、コンピュータの性能が劇的に向上しインターネット上で分散計算できるようになったことなど、インターネットの普及で実用レベルに発展したことが大きな要因となる。ニューラルネットワークの中間層を多重化することで、自力で分析・抽出に必要な特性を見つけ、精度の高い学習を可能にした。つまり、人手の作業を極力少なくすることができたので、利活用の可能性は大きく広がった。しかし、深層学習を扱えるのはごく一部の専門家のみであり、一般の人が容易に使える環境は形成できていなかった。

2022年11月ごろに公開されたのがOpenAI社のChatGPT関連ツールである。一般の人が容易にWebベースで生成系AIを使って知識獲得や調査等ができる実用レベルのツールが提供された。つまり、専門知識を必要とせず、多言語の日常会話で求める知識や調査等の会話や文章を自動生成してくれるツールである。一般の人が自分の母国語の日常会話で目的の知識や調査ができるようになった一番大きな要因は、LLM (Large Language Model) と呼ばれる大規模言語モデルである。ChatGPTの技術の核心は高性能なLLMの構築である。

LLMとは、インターネット上のさまざまな言語や分野の情報を入力として、従来の深層学習技術を中心に自然言語処理技術やイメー

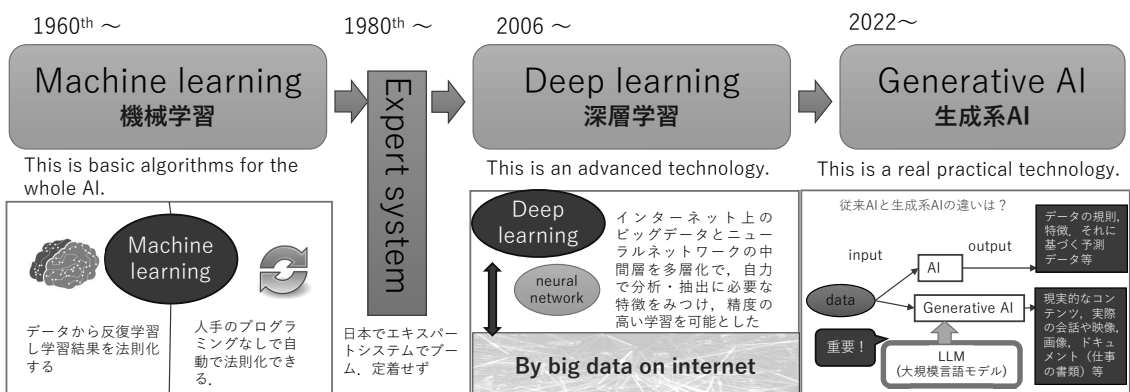


図1 AIの基本と流れ

ジ認識技術等のあらゆる情報技術を融合し、それをチューニングして実用レベルに達することができたモデルのことである。GPT-4 (ChatGPT) では、非公式ながら1750億個のパラメータをチューニングしたモデルを活用し、PalM2 (Google) は5400億個のパラメータをチューニングした<sup>2)</sup>。もちろん人手では不可能なパラメータ数であり、数千億個のパラメータの値の膨大な組み合わせを計算するためのリソースはクラウド上の大量のCPUを消費する。NVIDIA<sup>3)</sup>等のGPUメーカーが急激に成長しているのはこのためである。つまり、人智では不可能なデータ量とパラメータ数とそのチューニングをコンピュータのCPUの能力で完成させたものがLLMである。

つまり、AIは従来技術の塊であり専門家向けに提供されたものである。生成系 AI は LLM を構築した結果、日常会話で一般の人が簡単に使える AI を提供した。さらに、会話だけでなく、インターネット上にあるプログラムや画像、映像、文書等を日常会話で質疑応答を繰り返して生成 (Generation) することができる。専門家以外でも専門家レベルの生成物が容易に入手できるツール (道具) を人類は手に入れた。

### 3. 生成系 AI の業務への取り込み

#### 3.1 産業界の生成系 AI の認識の調査

日本の産業界での生成系 AI の生成物別の実用レベルの利用例を示す。文章生成の場合、Yahoo! JAPAN のフリマの出品商品説明文<sup>4)</sup>の生成等である。画像・映像生成では Canva<sup>5)</sup> のビジュアルコンテンツ作成サイト、音声生成は ORIX 保険の住所変更手続き等<sup>6)</sup>である。精度の問題があるとしても実用レベルを維持している。ただし、著者が手動で確認した結果、Google 検索エンジンとの顕著な差は確認できない。

また、株式会社 Exa Enterprise AI は 2023 年に日本企業 522 社に AI の活用状況に関してアンケートを 3 回実施した。695 人の回答結果を

表 1 産業界の生成系 AI 利用状況

調査日付 利用レベル	2023 4/25	2023 8/22	2023 12/12
レベル 5 日常的使用	7.2%	20.3%	31.5%
レベル 4 時々使用	25.9%	41.5%	39.7%
レベル 3 試しに利用	43.9%	29.0%	19.3%
レベル 2 関心はある	21.6%	9.1%	9.4%
レベル 1 関心なし	2.3%	0.2%	0.1%

表 1 に示す<sup>7)</sup>。日常レベルで生成系 AI を利用した人は 4 月で 7.2% であったが、8 か月後の 12 月には 31.5% へ急速に増加した。時々使用する人も加えると産業界では 71.2% の人が生成系 AI を利用しているという結果である。

また、利用用途の複数回答結果では、一番多いのは文書の作成・要約で 97.5%。2 番目はプログラミングの 62.5% であり、社内情報の共有 48.8%、広報・市場分析 36.3%、商品開発 33.8% となる。公開されている LLM を使った文書の作成や要約を生成系 AI にさせることが現在の利用の主流である。

さらに業界分野による差の調査では、IT 産業や専門サービス業、電力・ガス・運輸業が 8 か月で 10% から 20% 以上の利用率が伸び、反対に建設業、卸小売業が 10% から 20% の利用率低下となった。業界によっての利用率の差が広がる傾向が把握できた。

#### 3.2 汎用 LLM とそれを取り巻く技術の構成

OpenAI 社が 2022 年 11 月に LLM とそれを扱うツールとしての ChatGPT を一般に提供した。使いやすさと精度の良さで専門家以外の一般的利用に向いていることが明確となった。その範囲は個人ユースの趣味やお試し、かつ、個人的な文書の作成等に限定される。理由はインターネット上に公開された情報から LLM を構築したので、特定の企業の機密事項に触れる情報を含んでいないからである。具体的には組織の予

算編成提案書を作るためには、組織内の機密情報である「予算編成提案書フォーマット」や各部署名、人員名、予算実績データ等をLLMに組み込む必要がある。しかし、インターネット上の公開情報のみで構築されたLLMは組織固有の機密情報は含まれないモデルである。

そこで、産業界の組織内業務等に生成系AIを本格的に有効活用するためには、組織の機密事項に属する情報を含むLLMをオリジナルに構築する、または、特殊のラッパー機能を追加する必要がある。現在の主流は前述したようにパラメータ数やトークン数を究極まで増やしたLLMの構築をOpenAIやGoogle等のメーカーは主眼に置いている。精度向上や使い勝手の良さ等はパラメータ数やトークン数に依存するので間違いなく有益なモデルになると期待できる。

一方、機密事項を扱うためのラッパー機能的な技術やツールも出現しつつある。台湾製のNeuroChain<sup>8)</sup>等の製品はラッパー機能を提供するものである。つまり、バックグラウンドの計算部分はOpenAI社やGoogle社のAIエンジンとLLMを利用する。フロントエンドでは組織内に閉じた情報を扱うシステムやツールを提供し、情報を組織内に隠蔽したまま生成系AIを利活用する技術である。

具体的なNeuroChainを用いた生成系AIを使った業務の例を示す。ユーザは「来年度の予算案を作成したい」とシステムのUI画面で音声または文字入力に依頼する。詳細な条件や必要な情報は追加事項としてNeuroChainからの質疑応答の会話を繰り返すことで入力する。ユーザの入力質問の意図とその値はOpenAI等が提供するLLMを使って解釈される。それに従ってNeuroChain上で会話を続けるとともに、機密情報に関する部分の情報はNeuroChainより組織内の情報へアクセスすることで得る。

ユーザの質問の意図とそのエンティティ(値)が決定された後、OpenAI社やGoogle社等のLLMとNeuroChain内の知識ベースを使って予算案を作成する。具体的には、一般的な予算案

の算出方法をOpenAIのLLMにて取得し、組織内の機密事項の具体的なデータや組織内のフォーマットはNeuroChain内に蓄積された知識ベースもしくはオリジナルLLMから取得して計算する。最後にユーザへの回答として「XX部署の2025年度予算案」という文書を作成してユーザに提示するという流れである。

NeuroChainやそのほかのツールの本格的運用や実用化は海外では一部実施されているが、日本ではOpenAI社やGoogleの生成系AIをそのまま利用しているという状況である。

### 3.3 生成系AIを有効活用できる業界

3.1節にて紹介したようにIT業界や専門サービス業では利用率は伸びているが、あくまでも個人ユースが中心である。組織として効果的に生成系AIが活用できる業界とその具体的な利活用方法を以下に示す。

#### (1) スマートエンジニア (IT業界)

最も効果が発揮できるのはIT業界であり、その中のシステム開発関連である。実装工程のプログラミングではすでに高精度なプログラムを自動生成できる。高精度なプログラム自動生成が可能な理由としては、世界中のシステムのプログラムが蓄積されたGitHub<sup>9)</sup>等に公開されたあらゆる開発言語、あらゆるシステムのプログラムからデータを取得できるためだ。つまりお手本になるプログラムが膨大な量公開されているからだ。それらを使って、「データをソートするプログラムを作って」という一般アルゴリズム的なプログラムは100%完璧に自動生成される。また、業務に依存するようなWebアプリでも「phpで作ったレストラン予約システムを作って」と要求するとデータベースも含むphpプログラムがかなりの精度で自動生成される。これらをベースにエンジニアは自動生成されたプログラムをカスタマイズしてシステムを仕上げることとなる。

また、有望な使い方としてはペアプログラミングという2人でプログラムを作る技術での利

用である。2人のエンジニアがお互いのプログラムを提示してレビューで品質を高める方法がペアプログラミングである。過去の経験から有益であるがエンジニアの工数が増大するという問題があった。そのレビュー相手を生成系 AI に置き換える。つまり、一人のエンジニアと AI が会話しながらプログラムレビューを進めて工数削減を実現する方法である。これらはすでに実用化レベルとなっており、日本でも導入済みの組織も増えている。

プログラミング等のシステム開発の下流工程のみならず、上流工程でも有望視される。要件定義はシステムの有用性を決定する非常に重要な工程である。さらに設計工程の設計書は必須のデータベース設計はもちろん、システム構造設計やモジュール設計等重要な要素が含まれている。前述の GitHub にはプログラムだけではなく、要求仕様書や設計書等のシステムに関するドキュメント類が多く蓄積されている。類似システムから自動で要求仕様書や設計書の生成が可能である。また、スマート SE の研究もあり、SE 役の生成系 AI が顧客に質疑応答を繰り返すことで要件の抽出の 40% の成功率を計測した<sup>10)</sup>。実験段階では 2023 年 1 月であり、現在では高性能な生成系 AI が出現しており、スマート SE は有望な分野であると考ええる。

## (2) スマート教育 (教育業界)

従来の教育方法では、学生が ChatGPT を使って安易にレポートや課題等を作成し、本来の実力や能力が身につかないという問題が発生している<sup>11)</sup>。そのため、多くの高等教育機関では生成系 AI の利用を制限する動きがある。一方、多くの企業では ChatGPT を活用して業務等をこなすことが一般的となり、ChatGPT を取り入れずに高等教育を実施することは現実的に時代遅れの人材を輩出することになる。これらの間で葛藤しているのが現在の高等教育機関である。

従来教材やカリキュラムの見直し、生成系 AI のリテラシー教育、ChatGPT を取り入れた専門教育、特にプログラミング教育の新しい取り組

み等の研究が進んでいる<sup>12)</sup>。特にオンライン学習や事前学習、事後学習等に効果を上げることも確認されており、生成系 AI を無秩序に排除するのではなく、スマート教員と位置付けて積極的に利活用する必要がある。例えば、授業後に課題を示しレポート提出させる従来型の教育スタイルを変更し、ChatGPT の質問応答履歴と最終レポートをセットで提出する。そして、最終レポートに至った質疑応答履歴も評価の対象とする新しい教育方法等である。新しい教育方法とその効果のさらなる研究成果を期待する。

## 4. 既存業務システムの再構築手法の提案

生成系 AI が個人ユースに終わらずに社会に浸透するためにはビジネスや産業界で有益な結果をもたらす必要がある。ただし、産業界の様々な組織はすでに多くの役割を果たすシステムやデータベースが設置され、運用稼働されている。すでに稼働している既存システムを破棄して新しい生成系 AI 用のシステムを取り入れる方法は、リスクとコストが高すぎて現実的ではない。現在有効に稼働しているシステムをさらに便利に有益にするために生成系 AI を導入する必要がある。したがって、既存業務システムに生成系 AI を組み入れてより有益なシステムへ発展させるための再構築手法を本章で提案する。

### 4.1 提案する再構築手法の概要

図 2 に生成系 AI を取り込んだ既存システムの再構築のためのシステム構成概要を示す。最大の特徴は LLM を階層化した点である。つまり、現在の LLM は公開されたインターネット上の情報より構築された LLM であり、一般の人たちが汎用的に利用できるモデルを第一段階とする。第 2 段階は組織内レベルの LLM であり、組織内で共有される情報やシステムから構築された組織用オリジナル LLM である。第 2 段階の LLM は組織内に構築され組織外からの

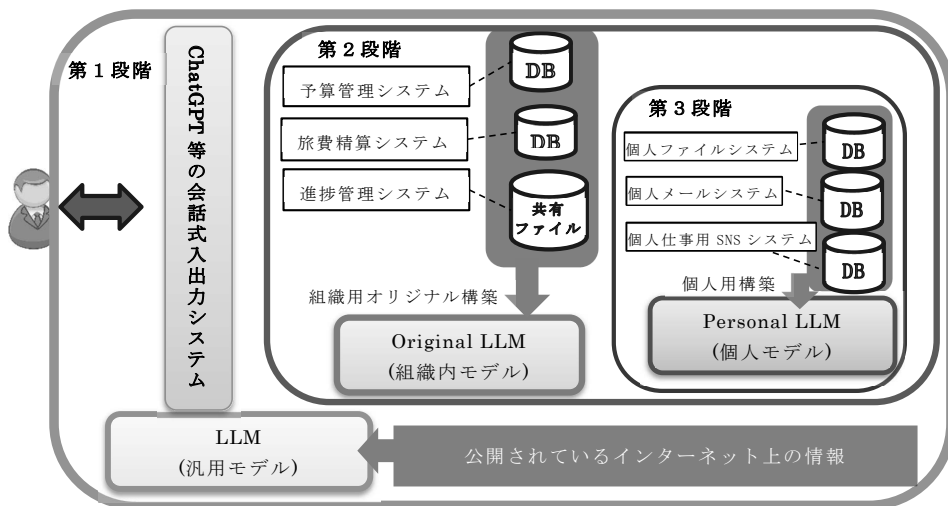


図2 既存業務システムの再構築手法の概要

アクセスを制限されるモデルである。したがって組織内セキュリティは十分に保護できるモデルである。第3段階は個人のパーソナルLLMである。個人ベースのメール情報や仕事用のSlackやDiscordのようなSNS上での議論や発言の情報を収集し、かつ、自身のPCのファイルシステム内の情報も収集する。完全に個人情報となるので、組織内に公開せずに個人の作業環境内のモデルとする。

階層化LLMの提案が再構築手法の要となる。汎用、組織、個人とそれぞれのLLMを構築することで、それぞれの段階での機密性を保持し、かつ、個人的な利便性を確保し、かつ、既存システムや既存データをそのまま活用したシステムが構築できる。さらに3段階にかかわらず、プロジェクトごとの段階を追加、受発注関係の組織との関連の段階を追加するなど、階層化は柔軟に設計可能である。それぞれの階層のLLMとシステム的具体例を以下に示す。

#### 4.2 第3段階のパーソナルLLM

個人情報のパーソナルLLMは従業員一人一人に構築されるLLMモデルである。例えば、メールの膨大な履歴データやSlack等のSNS上の会話データ、さらに自身のPCの中のファイ

ル情報データである。例えば、定期的に月末出張をするエンジニアの場合、ホテル予約、航空券予約のデータがメールに蓄積されている。さらに、Slack等のSNSで出張先の先方と打合せの議題の確認をする。当日の打ち合わせの資料が個人共有ファイルに保存されている。これらの情報がPCやクラウド上の個人フォルダ、さらにSNS上の履歴に数年間分蓄積されている。その情報を読み込んでパーソナルLLMを構築する。

例えば、パーソナルLLMが構築されると、「9月の出張の報告書を書きたい」とシステムに問い合わせると、パーソナルLLMに基づいて、出張の交通費、宿泊費、打合せ議事録が自動的に報告書フォーマットで生成されるシステムである。同時に、旅費精算システムへ自動的に必要な情報が入力され、予算管理システムへ出張経費が自動で入力されることができシステムである。

また、昨今はオンラインリアルタイムSNSベースのツールの種類が多く、それぞれのプロジェクトや顧客ごと、さらに目的ごとに異なるツールを使う場合がある。具体的には社内のミーティングはTeamsを使い、顧客AとのコンタクトはSlackを使い、顧客Bとのコン

タクトはDiscordを使う等である。同時にファイル共有方法も顧客AはOneDrive、顧客BはGoogle Drive等、それぞれのクラウドサービスを使うことを要望される。その結果、情報が分散して必要な情報にたどり着くまでに多くの時間を要し作業効率を低下させている。これらを解決するための手段ともなる。

パーソナルLLMは最高機密の個人情報を扱うものであり、個人のPCや作業環境の中に個人用に構築されるLLMである。WindowsやMacOS等をサポートするミドルウェアとして導入する方法が現実的に考えられる。

#### 4.3 第2段階の組織内LLM

次のレベルは組織内共通のLLMである。組織内LLMは組織で運用稼働する既存システムを対象とする。つまり、組織内ではすでに稼働している予算管理システムや旅費精算システム、進捗管理システム、共有ファイルシステムがある。それらを横断的にデータベースにアクセスして組織内オリジナルLLMを構築する。

組織内の既存システムの問題点はパーソナル環境と同様に、複数のシステムが組織内に運用稼働されている点である。そのために情報の重複や分散、さらに検索が困難であり、矛盾が発生した時のシステム間の整合性をあわせるためのデータ修正が困難という問題がある。組織内LLMは複数システムを横断してデータを収集し、組織オリジナルのモデルを構築する。もちろん、組織内に閉じたモデルであるので、外部からのアクセスや情報漏洩のセキュリティは通常の組織内システムと同様のレベルは適用可能である。

具体的な例として「ゲーム機を消耗品で購入したいが大丈夫か?」という質問のケースを示す。まず、規定管理システムで決められている消耗品購入規定では「ゲーム機の購入は認められない」と明記されている。しかし、消耗品受発注管理システムでは「ゲーム機の購入は理由書を付けて提出してください」との規則がある。さらに、予算管理会議の過去の議事録では

「ゲーム機の購入は基本認められない。ただし、特別なケースは随時その時に判断する。」と記載があり、一部のゲーム機購入が認められた記載がある。組織内LLMはすべての情報を収集してモデルを構築するので、「基本的にゲーム機の購入は認められない。しかし、2023年5月11日の予算管理会議では認められたケースがあり、理由書を付けて申請するのであれば消耗品で購入できる場合もある」と回答する。さらに「理由書の作成を前回の理由書をもとに作成する」ことも可能である。

組織内LLMも組織の中に分散し散在した情報を統一的に回答として取り出すことが得意であり、作業効率を大幅に向上させる可能性が高い。

#### 4.4 第1段階のLLM

第1段階のLLMは現在も使われているOpenAI社やGoogle社が構築したLLMを利用する。通常の日常会話の生成や一般的な情報の収集と文章の作成等、汎用的な使い方で実用レベルに達している。もちろん、組織や個人に依存しない一般的な質疑応答の会話は第1段階のLLMで十分な精度である。

第1段階から第3段階のすべてのLLMを構築してそれを利用した出張報告書を作成する例を図3に示す。パーソナルLLMから毎月出張することを学習しており、先月の出張報告書の提出がないことを生成系AIシステムからユーザへプッシュ型で知らせる。ユーザが出張報告書作成を依頼すると、システムはパーソナルLLMのメールの蓄積から交通費や宿泊先の情報を抽出し、かつ、個人PCのファイルシステムから当日の会議メモファイルを抽出して出張報告書案を作成する。内容をユーザが確認すると、システムは組織内のそれぞれのシステムへ必要な情報を入力する。さらに、昼食費に関する質問は社内LLMから規定や過去事例から回答し、交際費で清算するための条件を提示する。ユーザが交際費清算を依頼すると、交際費清算システムへ領収書添付ファイルを含めて入

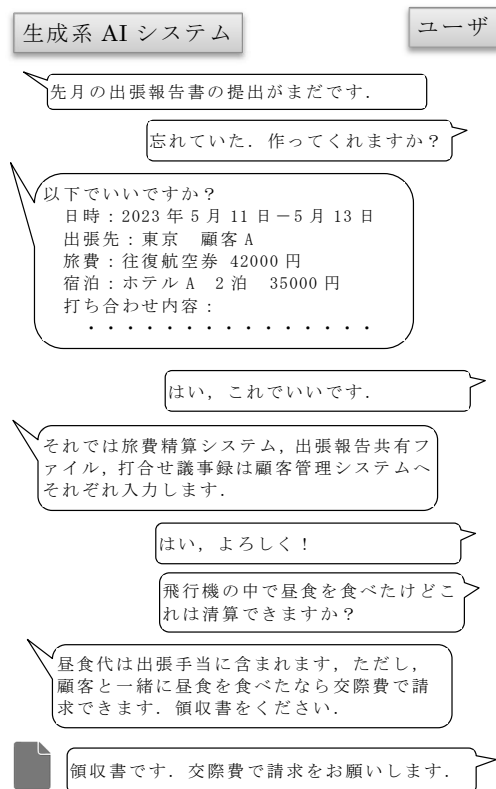


図3 3段階を統合した生成系 AI の会話例

力する。

以上のように階層化された LLM を使った生成系 AI システムを構築すると、個人の行動の個性や規則性を考慮し、かつ、組織内の複数システムによるデータ分散等を考慮して、日常会話で事務処理手続きができるシステムとなる。

#### 4.5 考察

提案の再構築手法では、パーソナル LLM と組織内 LLM のリアルタイムの構築が必須となる。つまり、パーソナル LLM は毎日メール情報や SNS での会話情報が更新される。そのたびに LLM は再構築の計算を必要とする。また、組織内 LLM も日々更新される会議の議事録を含めると LLM の再構築も頻繁となる。

LLM の構築には数億のパラメータのチューニング等、膨大な計算量のために CPU の大量

の消費が必要となる。昨今のマシンパワーの向上を考慮しても、CPU リソース不足が懸念される。解決方法としては、パーソナル LLM は個人の PC 内で夜間や作業時間外に自動で LLM 再構築計算をするように OS レベル、またはミドルウェアレベルで制御する案が考えられる。さらに組織内 LLM 再構築ではクラウド上のマシンパワーを利用することも考えられるが、機密情報の取り扱いもあるので、組織内に専用コンピュータを設置する必要がある。これらの LLM 再構築用専用コンピュータの設置コストなどの削減方法を今後検討する必要がある。

## 5. まとめ

本稿では、生成系 AI の基本を説明し、LLM の重要さを紹介した。さらに、生成系 AI を産業界の業務に活用するための既存の技術やツール類を紹介した。ある程度のツールが提供されているが、具体的に実用レベルで稼働しているシステムは日本では現在では確認できない。さらに、産業界で生成系 AI を有効利用できるための既存業務システムの再構築方法を提案した。これは生成系 AI の要の LLM を階層化し、パーソナル LLM、組織 LLM、汎用 LLM と段階分けしてそれぞれの機密レベルを保持して実行するシステムである。パーソナル LLM や組織内 LLM のリアルタイム再構築のためのコンピュータリソース不足問題があるが、業務を効率化するためには有効な再構築手法と考える。

今後は 3 段階 LLM のプロトタイプを構築し、実際の事務処理に当てはめてその有効性を確認することを目指す。

## 参考文献

- 1) 鈴木大慈, 機械学習の概要, 応用数理, 2018, 28巻, 1号, p.32-37, OnlineISSN2432-1982, [https://www.jstage.jst.go.jp/article/bjsiam/28/1/28\\_32/\\_article/-char/ja](https://www.jstage.jst.go.jp/article/bjsiam/28/1/28_32/_article/-char/ja)
- 2) 大規模言語モデル (LLM) 一覧, <https://www.softbanktech.co.jp/corp/hr/recruit/articles/106/>
- 3) NVIDIA <https://www.nvidia.com/ja-jp/>



Aug. 2024

生成系 AI を有効活用できる既存業務システムの再構築手法の提案

- 4) Yahoo! JAPAN フリマ商品説明文自動作成 <https://about.yahoo.co.jp/pr/release/2023/08/03a/>
- 5) ビジュアルツールキット Canva, <https://www.canva.com/>
- 6) オリックス生命住所変更サイト, [https://aisaas.pkshatech.com/success/orixlife\\_01/](https://aisaas.pkshatech.com/success/orixlife_01/)
- 7) 生成 AI の利用実態調査レポート, [https://event.exawizards.com/misc/2023171?utm\\_source=2312release](https://event.exawizards.com/misc/2023171?utm_source=2312release)
- 8) NeuroChain, [https://www.syscom.com.tw/English/News\\_Release\\_Detail2.aspx?id=250](https://www.syscom.com.tw/English/News_Release_Detail2.aspx?id=250)
- 9) GitHub <https://github.co.jp/>
- 10) 西窪修広, 西浦生成, 笹倉万里子, 門田暁人, “ChatGPT を SE 役とした対話による要求獲得の試み”, ソフトウェア工学の基礎 30, ソフトウェア工学の基礎ワークショップ FOSE2023, 2023 年 11 月
- 11) 山田久美, “生成系 AI と大学教育: 課題と展望”, 九州大学基幹教育院 基幹教育紀要, Vol.10, pp.1-pp.23, 2024 年 2 月, <https://doi.org/10.15017/7169317>
- 12) 宇都宮魁斗, 秋山楽登, 近藤成, 亀井靖高, 鷗林尚靖, “大規模言語モデルを用いた初学者のためのデバッグ作業支援の初期評価”, 電子情報通信学会技術研究報告 (Web), Vol.122, No.432, pp.19-pp.24, 2023 年 3 月