

FUJITSU

# Fujitsu Composite AI



## 目次

|                               |    |
|-------------------------------|----|
| エグゼクティブサマリ                    | 3  |
| 1. Composite AIの動向            | 4  |
| 2. Fujitsu Composite AIで目指す世界 | 5  |
| Fujitsu Composite AIとは        | 5  |
| 全体構成                          | 7  |
| 各機能                           | 8  |
| Planner                       | 8  |
| Fujitsu Auto Data Wrangling   | 9  |
| 要件学習(モデル自動生成)                 | 11 |
| Model Lakeに搭載されているAIスキル       | 12 |
| ① Fujitsu AutoML              | 12 |
| ② OptAI                       | 12 |
| 3. 事例                         | 14 |
| 予測                            | 14 |
| 故障予測                          | 14 |
| 最適化                           | 15 |
| ドライバー最適スケジューリング               | 15 |
| Seaport Offeringにおけるコンテナ配置最適化 | 15 |
| 予測最適化                         | 16 |

# エグゼクティブサマリ

近年、異なるAI技術を組み合わせることで業務に適用(融合)することを可能にするComposite AIが注目されています。Fujitsu Composite AIは、抽象的なビジネス課題をチャット形式の対話で理解し、最適なAIモデルとデータを選択・活用して具体的なソリューションを自動的に探索・提案する富士通独自のAIです。Fujitsu Composite AIは「Planner」、「要件学習」、「Fujitsu Auto Data Wrangling」といった独自機能を導入することで、ユーザーからの抽象的なリクエストを具体的なアクションにブレイクダウンし、各アクションを実施する個別課題解決AIを作成し連携することでユーザーからのリクエストを実現します。Fujitsu Composite AIを用いて、お客様やパートナー様を含めたAIのクロスインダストリーな展開を加速させることで、より一層社会課題の解決に取り組んでいきます。

# 1. Composite AIの動向

近年AIの発達は目覚ましく、生成AIの出現でAIはより身近になり、さまざまなビジネス課題にも活用が進んでいます。一方で、現状のAIの構築には高度な専門知識が必要であり、多大な時間とコストを要します。加えて単一のAIモデルが解決するのは本来のビジネス課題の一部分であることが多く、期待通りの結果まで至らないということがありました。本来のビジネス課題を解決するには複数の小課題に分けて、それぞれの小課題を解決するAIを構築する必要がありますが、業務知識とAIの専門知識の両方が必要であり、実現には高い障壁がありました。このような課題の解決に向けた取り組みとして、Composite AIという取り組みが注目されています。

Composite AIには現状確固たる共通定義があるわけではありませんが、Gartnerでは「学習効率を向上させ知識表現レベルを広げるために、異なるAI技術を組み合わせで適用(融合)すること」としています。<sup>\*1</sup>これまで意思決定インテリジェンスとして使われてきた伝統的な機械学習や最適化技術、ルールベースの推論やグラフ解析を、台頭著しい生成AIと組み合わせることでAI活用へ大きな貢献を生むと期待されています。マーケットのサイズも2023年の0.9B USDから2030年には5.8B USD (CAGR36.7%)まで拡大すると予想されています。

Composite AIの事例としては、大きくオーケストレーション事例とフレームワーク事例の2つがあります。前者の事例としては、HuggingGPTがあります。HuggingGPTは、HuggingFace上で公開されている様々なモデルからChatGPTを用いて自動選択・実行する機能であり、複数のモデルを組合せたり、テキスト・画像・音声データを含むマルチモーダルの処理を行ったりすることが可能です。後者はComposite AIの実装を効率化するもので、マイクロソフト社のSemantic Kernelがあります。Semantic KernelはLLMのプロンプトと従来のプログラミング言語を組み合わせでアプリケーションを開発できる軽量SDKであり、ユーザー要求をもとにカーネルのオーケストレーション機能がスキル・メモリ・コネクタを使用して目的を達成する仕組みを提供しています。これによりマイクロソフト社が提供するCopilotへの組み込みが容易になり、迅速に独自のAIアプリを開発することができます。

Composite AIに関連する技術として、Autonomous Agentsもあります。Autonomous Agentとは「人の介入なしに定義された目標を達成する複合システム」とGartnerでは定義されています。<sup>\*2</sup>自立的な操作と意思決定能力により事業運営を改善、顧客体験を向上させ新たな製品やサービスを実現することができると期待されています。Composite AIでもAI技術の組み合わせを自動化する際に、Autonomous Agentが役に立つと予想されています。

(\*1 <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/composite-ai>)

(\*2 <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2024-03-11-gartner-predicts-one-third-of-interactions-with-genai-services-will-use-action-models-and-autonomous-agents-for-task-completion-by-2028>)

# 2. Fujitsu Composite AIで目指す世界

## Fujitsu Composite AIとは

Fujitsu Composite AIは、抽象的なビジネス課題をチャット形式の対話で理解し、無数の解の中から最適なAIモデルとデータを活用して具体的なソリューションを自動的に探索・提案することができる富士通独自のAIです。複数のAI技術の組み合わせを提案・構築することで、AI適用の範囲を飛躍的に拡大します。これにより、単一のAIモデルでは対応できなかった複雑なビジネス課題にも対応します。結果、これまではAIの便益が届きにくかったビジネスへも、低コストで迅速にAIを提供できます。

Fujitsu Composite AIの想定ユーザーは、業務知識を持っている一方、AIに関する専門知識を持たない一般のビジネスユーザーです。一般的なB2B企業では営業やシステムエンジニアがそれにあたります。このような職種ではお客様の業務を理解し、お客様が必要なものが何かを適切に判断できる一方、AIは1つのツールという位置づけであり、複雑なAI専門知識を持ち合わせていないことが多いです。結果、お客様の要望に対して必要なAIの組み合わせが判断できず、AIの導入が進みにくいという状況になりやすいです。Composite AIを活用することで、非AI専門家がAI技術を駆使して業務の効率化やイノベーションを実現することが期待されます。

Fujitsu Composite AIの処理ロジックは以下のFujitsu Composite AI Triangleのように表現できます。ユーザーからは、抽象的なリクエストをComposite AIに渡すと意思決定に直結するアウトプットを出すように見えます。これらの処理は実際にAI専門家がProof of Concept(PoC)などで、お客様と対話を通して、有益なAI作成とビジネスプロセスへの実装まで含めて行っている手続きです。Fujitsu Composite AIはそれらの処理をAI専門家の代わりに行っているとも言えます。

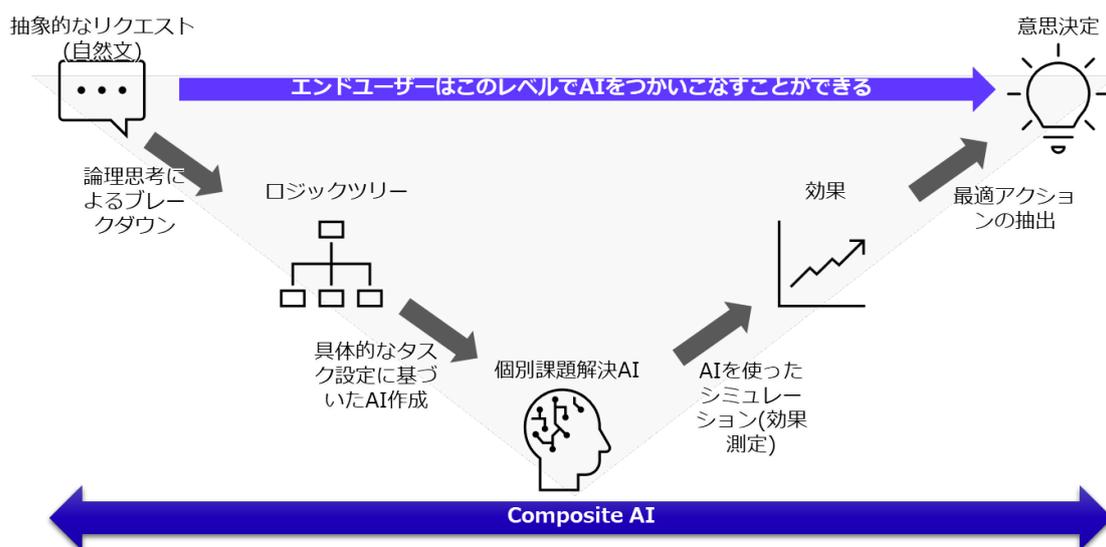


図1: Fujitsu Composite AI Triangle

この一連の処理を以下に説明します。

まずFujitsu Composite AIでは、ユーザーからの抽象的なリクエストをロジカルシンキングにより具体的なアクションにブレイクダウンしていきます。この処理によりロジックツリーができます。ロジックツリーは上位がwhatを示し、下位にいくほどHowの形になっています。最下段までブレイクダウンされたアクションは個別のAIを作成するタスク設定に十分な具体性を持っていることを想定しています。そのため十分な具体化ができていない場合は、このブレイクダウンを繰り返します。このブレイクダウンの時に、一般的な知識だけでは十分に具体化できません。Fujitsu Composite AIではユーザーからの追加リクエストや業務知識を取り込むフィードバックを得ながらグラフ生成する技術により、適切なロジックツリー作成を可能にしています。これにより、作成したAIのビジネスプロセスへの取り込みまで含めて具体化できていることで、作ったAIに価値をもたらし、「作ったが使われないAI」というギャップを超えることが可能です。

十分に具体化されたタスク設定を使って、次にそのタスクを実施する個別課題解決AIを作成します。一般的にロジックツリーは横に広く展開されており、これらに対応するには多種多様なケーパビリティが個別課題解決AIに要求されます。Fujitsu Composite AIはこの多種多様なケーパビリティを提供するために、数多くのAIモデルとデータ、そしてそれらの最適組み合わせる技術により、これを実現しています。AI技術としては世界で標準的に活用されているScikit-learnなどに加え、Wide Learning、DeepTensorといった富士通が独自に開発した技術も含めて活用します。また従来の機械学習技術だけでなく、生成AIも合わせて活用します。この組み合わせ機能により適用範囲を拡大するだけでなく、新しくAIモデルを生成する機能も備えることで、いかなるタスク設定にも応えるAI作成が可能になっている。

作成された個別課題解決AIは、実行され効果を算出します。効果とはAIの精度と有用性の総合的な評価であり、それにより価値が決定されます。この効果算出では数多くのAIを使うことになるため、全体の最適化も必要です。つまり個々のAIでは最適でも全体では最適になっていないことがあります。Fujitsu Composite AIでは、AI間のトレードオフを勘案しながら系全体としての最適な設定を求めるAI全体構成最適化技術により、効果の最大化を図ることが可能になります。

計算された効果を使って、ロジックツリーが重み付きで更新されます。ただし、ロジックツリーは大規模かつ効果の薄いアクションも数多く含まれているため、それらをユーザーが全て理解して意思決定するのは困難です。Fujitsu Composite AIは因果意思決定技術によって重み付きロジックツリーから最も効果のある施策を抽出します。因果意思決定技術は大規模な因果グラフにおいても高速に価値のある因果パスを発見することが可能であり、それにより意思決定の迅速化を実現します。また、ユーザーに理由付きで提示することで、ユーザーは納得性をもって意思決定を決断することが可能になります。

また、自然文入力から始まるこれら一連の処理が自動化されていることにより、非AI専門家でも容易に高度なAI技術の使いこなしを可能にしています。

## 全体構成

Fujitsu Composite AIのシステムは主に四つの主要部分から構成されています：「Foundation」、「Model Lake」、「Data Lake」、そして「Knowledge」です。

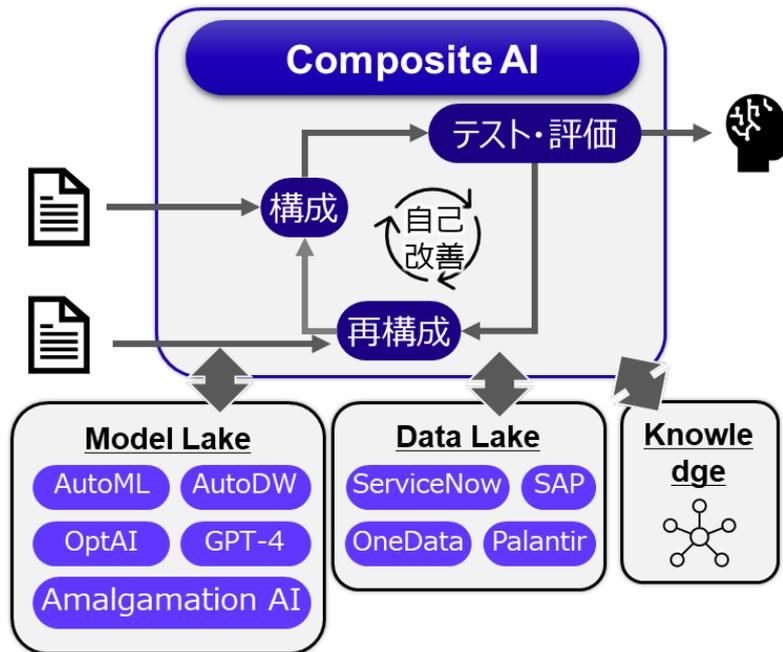


図2: Fujitsu Composite AI 全体構成

1. Foundation: Foundationは、Composite AIの中核をなす制御コンポーネントです。ユーザーからのリクエストに基づき、適切なAI機能を選択し、組み合わせる役割を果たします。
2. Model Lake: Model Lakeは、Composite AIが利用可能な様々なAIスキルを保管する場所です。ここには「Native Skill」と「Semantic Skill」の二つのカテゴリに分けられたスキルが存在します。
  - Native Skill: これはプログラミングによって明確に定義された関数で、決定論的な結果を提供します。例えば、数学的計算やデータ処理のルーチンなどが含まれます。
  - Semantic Skill: これには生成AIや機械学習モデルなどが含まれ、確率的な結果を生成する関数です。これはテキスト生成や画像認識など、より複雑なタスクに対応します。
3. Data Lake: Data Lakeには、様々なデータソースが格納されています。Composite AIはユーザーのリクエストに基づいて、これらのデータを適切に発見し、統合し、検証し、必要に応じてデータを生成します。
4. Knowledge: Knowledge部分には、Composite AIの使用実績や特定のドメインに関連する知識（ビジネス知識や業務プロセスなど）が蓄積されています。これを利用することで、AIはスキルやデータをユーザーのニーズに合わせて効果的に活用することができます。

業務目的を解決するAIを構築するFujitsu Composite AIを実現するためには、ユーザーの抱える業務課題とModel Lake, Data Lake, Knowledgeを繋ぐことが必要です。それらを実現する機能として、ユーザーの抱える課題をKnowledgeにある知識を活用しながら解釈し、具体的にどのようなAIモデルを構築し連携するかの構成図を作成する「Planner」機能があります。構築するAIを設計した後に、各AIを具体的に構築する必要があります。その際ユーザーから収集したデータとData Lakeにあるデータを活用しますが、それぞれのデータを適切にAI構築に使用できるようにする「Fujitsu Auto Data Wrangling」の機能が搭載されています。準備されたデータから具体的なAIモデルを構築する際、Model Lake内に該当するモデルが存在する場合はそれを選択しますが、適切なモデルが存在しない場合にユーザーの求める仕様に新規に適切なモデルを構築できるようにする「要件学習」と、要件学習と連携して具体的にAIモデルを作成する分類・予測向けの「Fujitsu AutoML」と最適化AI向けの「OptAI」の独自機能が搭載されています。

## 各機能

本節では、Fujitsu Composite AIを実現する独自機能について解説します。

### Planner

Fujitsu Composite AIは、複数のAIを構築しそれらを組み合わせることでユーザーの目指す目的を実現します。そのためにはユーザーの目指す最終的な目標をブレイクダウンし、どのようなAIを構成しどのようなユーザー合わせるかを決める必要があります。たとえば、生鮮食品の小売店の利益最適化のための発注計画作成が目的の場合は、各商品の需要予測をするAIと予測結果をもとに予算内で利益が最も大きくなるように発注数を決定する最適化AIを構築し連携させると決定しなければなりません。

Plannerはユーザーが入力した最終的な目標から細かい要素に分解し、必要な要素を選択したうえで適切な連携の方法を自動で生成します。まずユーザーの入力した目標から、関連する要因を列挙します。これらの要因の列挙は、蓄積されたナレッジグラフや資料から大規模言語モデル(LLM)を用いて必要な情報を整理・抽出することにより実行されます。また、列挙された各要因に対し再度関連する要因を列挙します。これを繰り返すことで、作成される階層構造の因果グラフを構築します。列挙された要因のうちAIで対応できる要素を選択し、独自の因果解析技術によってAIの動作が目標の達成に効果のあるパスを抽出し、複数のAIが目標達成を実現する組み合わせの仕組みを表すグラフを構築します。これにより、Composite AIの構成図が作成されます。

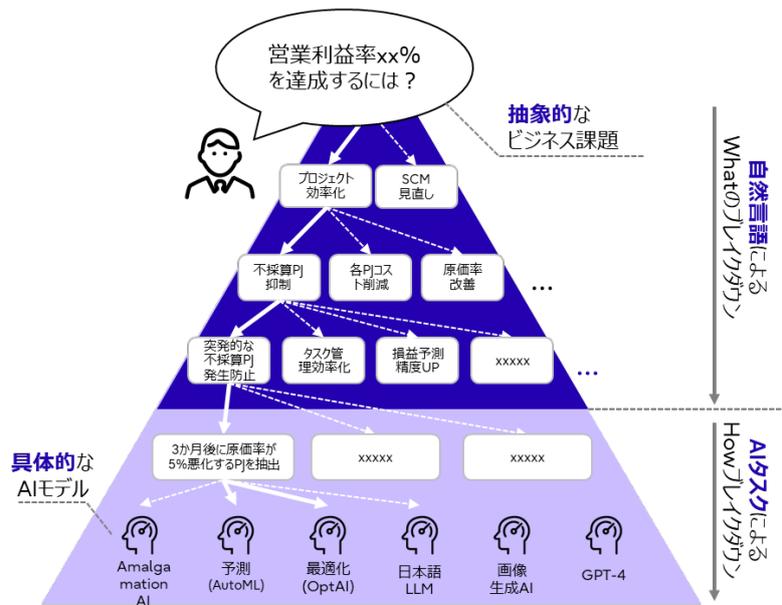


図3: 目標からのブレークダウンの例

## Fujitsu Auto Data Wrangling

Fujitsu Auto Data Wranglingは、表形式のデータを、生成AIや機械学習アルゴリズム、さまざまな自動化技術を活用することで、AIが学習できる形式に自動で変換することができる技術です。データサイエンティストは、AIを使う前のデータ準備に80%の時間を費やしています。Fujitsu Auto Data Wranglingはその手間を削減するためのものです。

AIは予測や分類など、さまざまなことを行うことができます。例えば、製造分野では、製品の不良現象、型名、製品の修理データなどから、処置内容を予測することができます。このようにAIで予測や分類を行うためには、まずAIにデータを学習させる必要があります。しかし多くの場合、AIは表データをそのまま学習することができません。値の形式がバラバラであったり、「備考欄」のような自由記述の項目があったりするなど、AIへ入力するデータとして整理整頓されていないためです。このままデータを学習しても、AIの精度が不十分な可能性があり、さらにデータが必要となることも考えられます。

そのため、今まではAIが学習できる形に変換する準備作業に多くの時間がかかっていました。これらの準備作業は、AIに表データを学習させる前に、値の形式を統一するデータ整形や、AIの精度を上げるため、データの形式や構造の変更などデータ強化が必要でした。

Fujitsu Auto Data Wranglingの価値は、前処理、すなわちAIの学習のためのデータ準備工数を削減できること、さらに、新たなデータを自動で追加しデータを強化することで、AIの精度を大幅に向上させることができるといことです。

以下のアプリサイトに関するデータでは、「価格」の列は、単位と数値が混在しています。Fujitsu Auto Data Wranglingは、共通する単位の部分は無くし、数字部分だけを入力データとします。「リリース」の列は、年、月、日に分解し、それぞれ別の列にデータを分けます。「ジャンル」の列のようにカンマで区切られた項目が並ぶリスト形式では、Gamesの列、Lifeの列など、それぞれの項目を別の列に分解します。

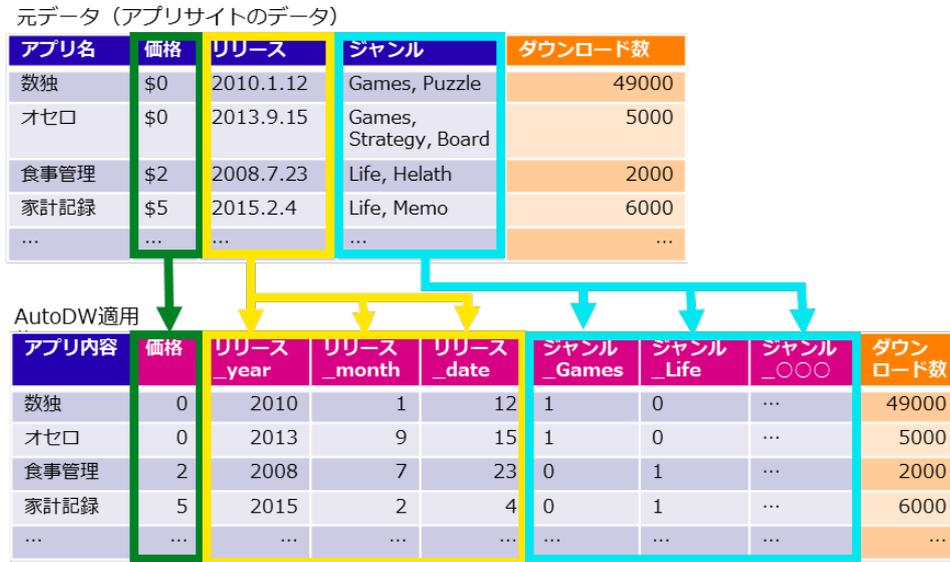


図4: Fujitsu Data Wranglingによるデータ形式変更の例

このような前処理を人が行う場合は、多くの時間が必要です。Fujitsu Auto Data Wranglingは自動で行うことができるため、90%以上の工数を削減することができます。

さらに、Fujitsu Auto Data Wranglingは、新たな項目を自動で追加し、データを強化することができます。

下記の製品修理データの「不良現象」のような自由記述の欄には、多種多様なテキストが含まれます。通常、機械学習では、このような項目（非構造化データ）をうまく処理することができません。Fujitsu Auto Data Wranglingは、このような項目から重要なキーワードを自動で抽出し、新たなデータとして追加しデータを強化することが可能です。データを強化することで、AIの精度を大幅に向上させることができます。

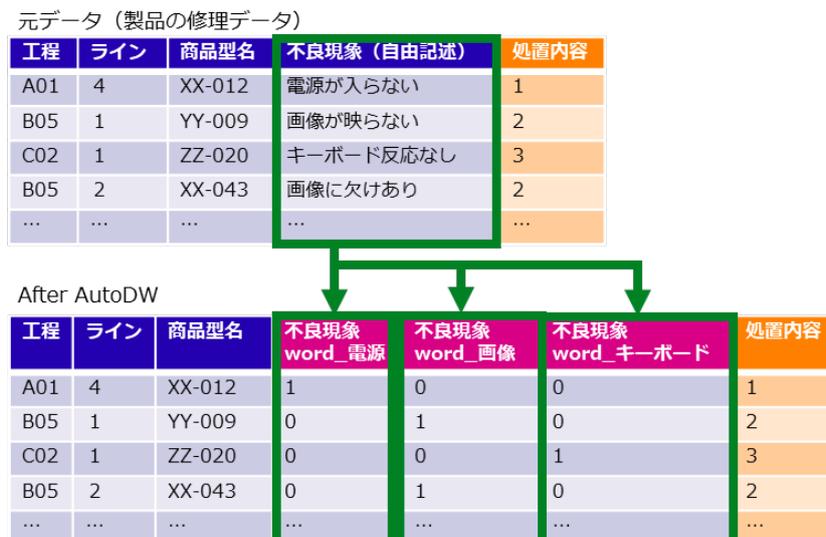


図5:Fujitsu Data Wranglingによるデータ強化の例

## 要件学習(モデル自動生成)

PlannerでComposite AIの構成図が作成されたとしても、それぞれのAIが設計図の仕様通りのものになっていなければなりません。従来目的通りのAIを高性能に作成するためには、専門家が適切なアルゴリズムを選択し、要求される要件をAIが学習可能な数学表現に変換し、使用するデータを調整するなどの作業をする必要がありました。実際現状では1つのAIを作成するだけでも専門家が数か月単位の作業を要することも多く、複数のAIを作成する必要があるComposite AIでは極めて大きな専門家の人数と期間が必要でした。

要件学習では、まず独自のLLMに各AIへ求める要件を入力することで、内部でAIが学習可能な形式に解釈し、それに応じてデータやモデル構造を調整しながら学習を実施し、目的に最適なAIを作成します。この機能により、高度な専門家が必要であった作業を自動化するだけでなく、要件に性能の制約が含まれるなど従来直接的な対応ができなかった要件にも対応することが可能です。

Plannerで作成したComposite AIの構成図で定義された各AIへの要件を要件学習技術で学習することにより、具体的なComposite AIのモデルを作成することが可能となります。

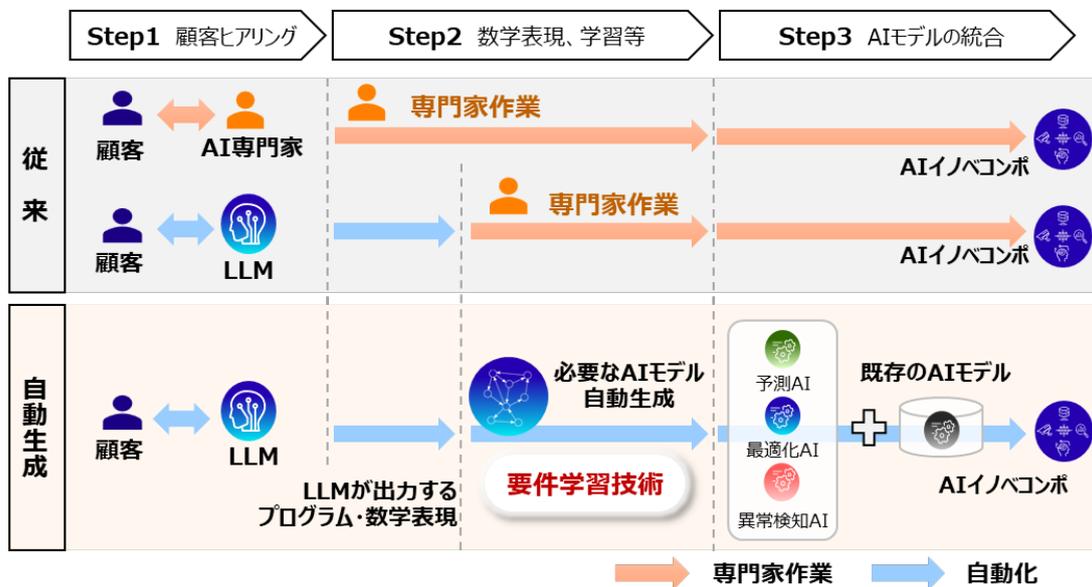


図6:要件学習の概要

# MODEL LAKEに搭載されているAIスキル

ここからは、Model Lakeに搭載されているAIスキルを順番に紹介します。

## ①Fujitsu AutoML

AutoML(自動機械学習/機械学習自動化)は、機械学習を行う際に必要なさまざまなプロセスを自動化する技術です。多くのAutoMLツールは、データセットと機械学習で予測したい項目を指定することで、機械学習のモデル(AIモデル)を自動で構築することが可能となっており、AIの民主化を進める技術として注目を集めています。そのような中、富士通は高精度なAIモデルを短時間で生成可能なAutoMLであるFujitsu AutoMLを開発しました。Fujitsu AutoMLの特徴は以下の2つです。

### 特徴1 過去の高精度なAIモデル構築プログラムを学習し、適切な処理を予測によって高速に生成

従来のAutoML技術は、様々なAI構築プログラムを網羅的に探索するので、処理に時間がかかっていました。一方、Fujitsu AutoMLは、過去に実行された数千件以上の優秀な(高精度な)プログラムを学習することで、短時間で高精度なAI構築プログラムを生成します。具体的には、収集した一つ一つのプログラムを部品(各種データ変換、正規化、サンプリング、AIモデル構築など)に分解し、部品を取り替えながら検証を繰り返すことで、高精度なプログラムに変換します。

### 特徴2 AIモデルを構築するプログラムを説明付きで提示

Fujitsu AutoMLが生成するプログラムは、部品の組み合わせとして構成されています。したがって、出力されたプログラムの各部分において、対応する部品名をコメント出力することができるので、利用者にとってプログラムを理解するのが容易です。

ベンチマークデータを用いた実験では、Fujitsu AutoMLは既存のAutoML技術よりも高精度で、かつ高速に実行できることがわかっています。<sup>\*3</sup>

(<sup>\*3</sup>) R. K. Saha, et al, "SapientML: Synthesizing Machine Learning Pipelines by Learning from Human-Written Solutions", 44th International Conference on Software Engineering (ICSE 2022)

## ②OptAI(最適化AI構築)

OptAIは、組合せ最適化問題の解決に特化したAI技術です。最適化問題の定式化に必要な知識を持ったLLM (Large Language Model) エージェントが、ユーザーの自然言語の入力を受け、数理モデルへと段階的に翻訳します。ユーザーが抱える問題について説明する際、必ずしも技術的な表現を使う必要はありません。対話型インターフェースを通じて提供される簡単な記述やデータから、AIは最適化問題の定式化に必要な定石やパターンを理解し、それを数理的な形式に変換します。

この変換プロセスの中で、AIは適宜質問を行い、問題に対する理解を深めるために必要な情報をユーザーから引き出します。これにより、LLMエージェントは最適化問題の複雑さを理解し、最適な問題定式化を提案します。ユーザーは技術的な専門知識がなくても、組合せ最適化問題を適切に定式化し、解決策を導き出すことが可能です。

最終的な結果は、テキストによる明確な説明だけでなく、視覚的なデータ表示によっても支援されます。これは、グラフや表といった形での可視化が行われることを意味し、より直感的に最適化結果を理解することを助けます。

OptAIにより、ビジネスユーザーは組合せ最適化問題の専門家でもなくとも、AIと協力して効率的に問題を解決する能力を得ることができます。

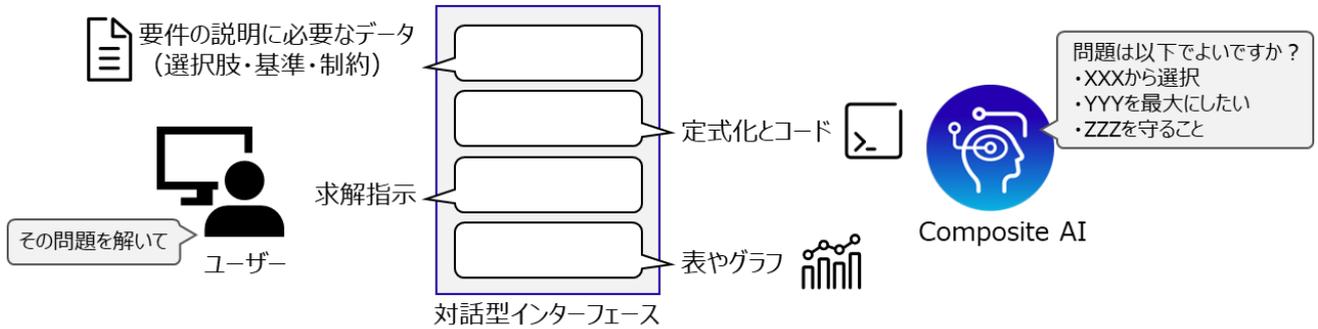


図7: OptAIの概要

# 3.事例

## 予測

### 故障予測(ARCHIMEDES CONTROLS社との協業事例)

生活インフラとなったデータセンターのサステナブルな運用は喫緊の社会課題です。IoTの普及により、温度、湿度、振動、音などさまざまなセンサーから収集される膨大なデータをAIで分析することで、高精度な故障予測・異常検知が実現できるようになってきています。

本事例ではFujitsu AutoMLを活用することで、サーバなど機器への影響が大きいPM(Particulate Matter)に関して、将来のPM値を高精度に予測するAIモデルを作成することが可能になりました。これによりHVAC（空調システム）の効果的なメンテナンス時期のスケジューリングを実現しています。

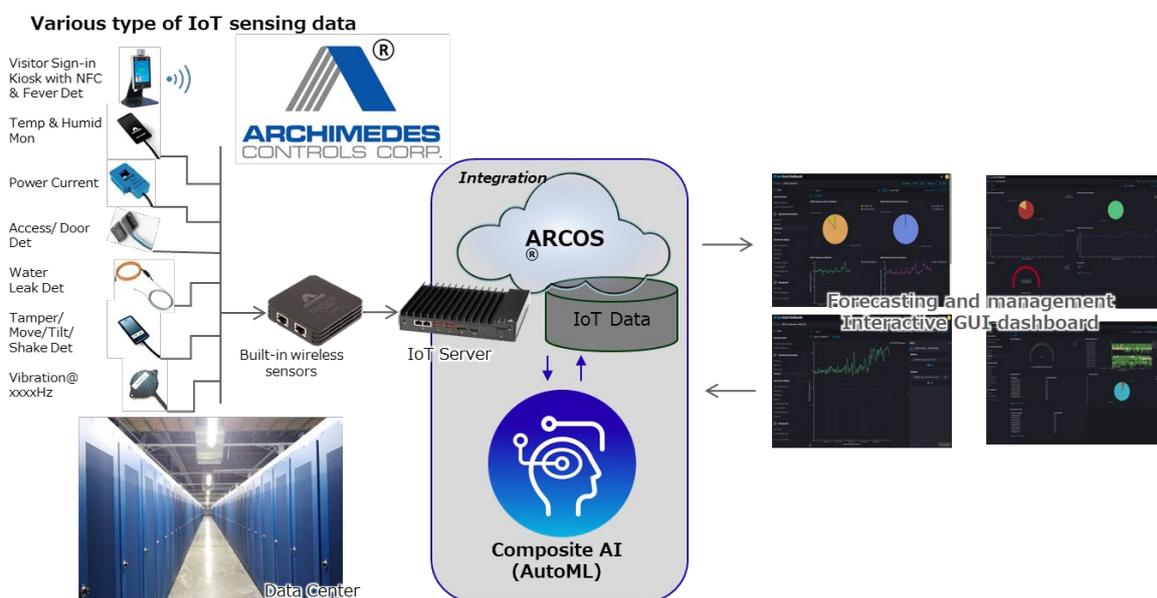


図8:データセンターにおけるPM値の時系列予測

## 最適化

### ドライバー最適スケジューリング(中山運輸社との協業事例)

物流・運送業界は、2024年の労働改革によりドライバーの労働時間上限が制限され、業界全体に多くの課題が発生しています。この問題に対応するため、Composite AIの活用が期待されます。

株式会社中山運輸様の事例では、Composite AIによる自動配車システムを利用することで、従来数時間かかっていた配車計画をわずか10分で完成させることが可能となりました。このシステムは、ドライバーの拘束時間と運転時間を明確に把握し、法規制を遵守しながらも効率的な運送計画を実現しています。中山運輸からは、「配車と労働時間の両方を一つのツールで管理できる」と高く評価されており、労働時間の削減と効率化を実現しています。

### Seaport Offeringにおけるコンテナ配置最適化

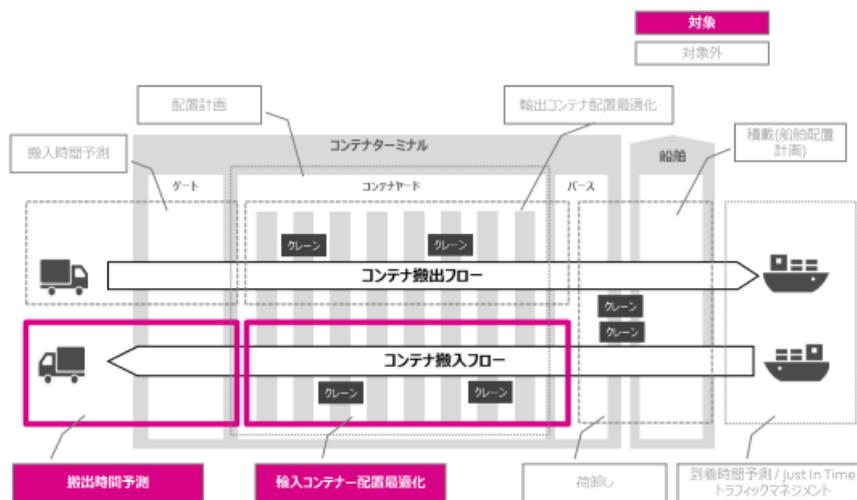


図9:コンテナ搬出・搬入の流れ

港湾が抱える課題2020年から2021年にかけて、世界のコンテナ港の取引量は6.8%増加し、8億5700万TEU(1TEU=標準コンテナ1個のヴォリューム単位)に達した。海上輸送コンテナの量は今後も増え続け、2035年までに、現在の2倍になると想定されています。国際物流の99%を担う海上輸送を維持するためには、各港が取り扱える量(港のキャパシティ)を向上させる必要がありますが、港の物理的な拡張には限界があり、効率化によるキャパシティの拡大が急務です。

本事例ではFujitsu Composite AIからOptAIに搭載されている次世代デジタルアニーラを用いることにより、トラックがヤードに到着した際、目的のコンテナを取り出すための荷役回数を最小化する最適な配置を自動的に定めることで、トラックにコンテナを引き渡すのにかかる時間を短縮します。これにより「トラックのターンアラウンドタイム」と「トラックのゲート前待ち時間」が改善され、港湾の効率化=キャパシティ拡大を実現できます。

## 予測最適化

ビジネスの現場において、複雑に入り組んだ業務をそれらのイベントログに基づいてビジネスプロセスを分析し、予測を立て、リソース配置などを最適化することは業務改善の重要な取り組みの一つです。

本事例では、Composite AIを用いて富士通社内の顧客サポート業務の効率化を図りました。具体的には、インシデント管理システムのログを入力として、まずそのインシデントに関する将来の予測（解決までにどれくらいの日数が必要か？ 出戻りなどの非効率な状況が発生しないか？）し、その情報も合わせてリソース配分の最適化（人員配置など）を行うことで、従来比25%以上の効率化を実現しました。

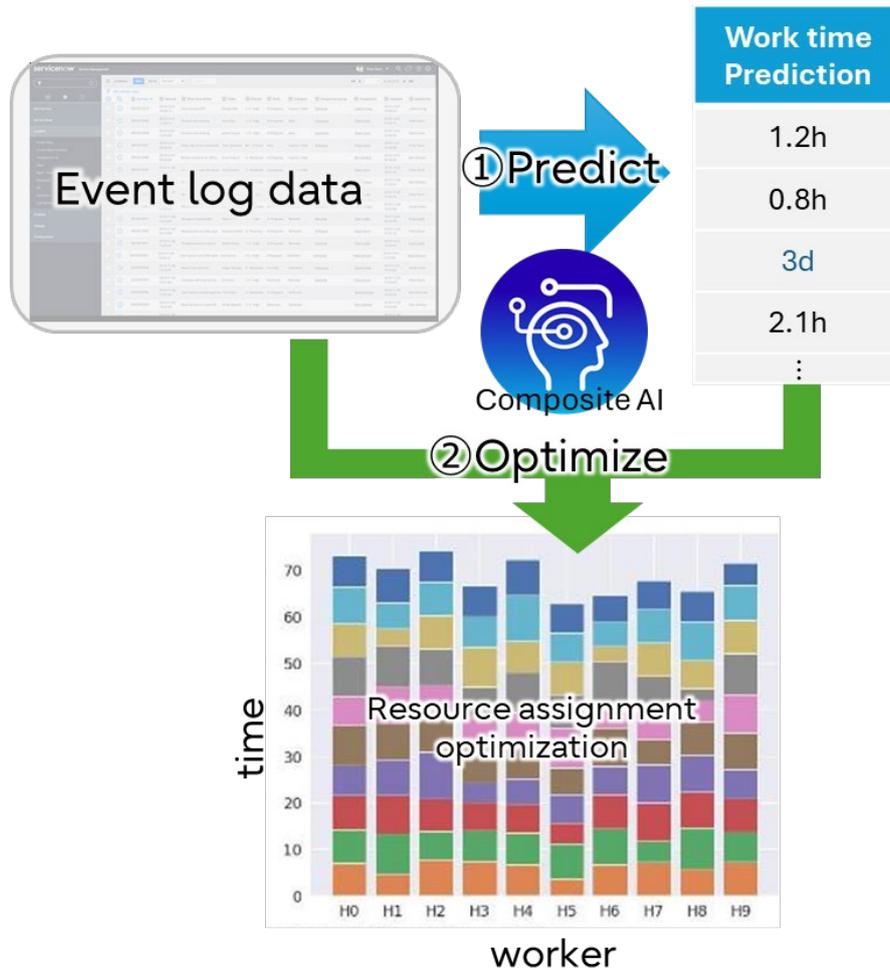


図10:会話形式によるリソースの最適化

記載されている企業名・製品名などの固有名詞は、各社の商標または登録商標です。  
本資料は発行日現在のものであり、富士通によって予告なく変更されることがあります。  
本資料は情報提供のみを目的として提供されたものであり、富士通はその使用に関する責任を負いません。  
本資料の一部または全部を許可なく複写、複製、転載することを禁じます。  
富士通および富士通ロゴは、富士通株式会社の商標です。

2024年5月