

第 3 章 人材育成支援ツールのシステム要求分析

第3章 人材育成支援ツールのシステム要求分析

第1節 支援ツールの対象者と機能要求

支援ツールの活用にあたっては、人材育成の支援が効果的・効率的に行えることが重要である。経済産業省、IPAが取りまとめたデジタルスキル標準には、「デジタル技術の進化により、様々なデータや技術を通じて、ビジネスパーソンの活動の可能性が広がり、社会・顧客価値・競争環境変化を加速させている」と示されている。この指摘は人材育成支援についても当てはまると考えられる。これまで検討してきた体系活用時の問題点を改善し、かつデジタル技術を活用して多くの利用者がWeb上で扱える支援ツールとして実現可能性のある機能を求めていくこととした。

1-1 対象者の定義

はじめに、支援ツールを利用する対象者を定義した。今まで体系を活用してきた者を念頭に置き、事業主、人材育成担当者、社会保険労務士や中小企業診断士、能力開発施設職員を支援ツールの利用者と定義した。委員会における検討では、教育訓練機関等へ通う学生も扱えるツールにしたいとの意見もあったが、多くの機能を支援ツールに実装することは難しい。学生は今後の対象者とし、今回の対象者からは除外した。

1-2 支援ツールの機能要求

支援ツールの構築はアジャイル開発¹手法を用いることとし、短期間で実現できる構築と、今後機能拡張することを想定し、期間を設けず将来的に実現すべき機能を取り入れた長期的視点における構築の2パターンについて、機能要求を検討した。

具体的には、どのような機能に対して、どういった入力を行うとどのような出力ができると有用か、ブレインストーミング方式で機能要求案を検討した。検討の結果を機能の優先度や実現可能性が高いと思われる順に並べ替え、一覧に整理したものを表3-1に示す。「社内の人材育成計画をリニューアルしたい」や「社内の人事評価（能力評価）をチェックしたい」等は、ツールが備える機能として実現可能性が高い。一方で、「就職したい企業から必要なスキルを知りたい」や「仕事に必要な資格を知りたい」等は、関連資格や企業のURI情報等の外部データが必要となり、種類や形式が違う外部データの紐づけや

¹ アジャイル開発とは、小さな単位で開発サイクルを繰り返し要求の変化に柔軟に対応しながら、迅速にサービスを提供することを重視する開発手法。従来方式としてウォーターフォール開発がある。

取り扱いが難しいことから、短期的な実現可能性は低いと考えられる。

また、ツールの核となる機能やその実現の手段として、AI技術をどのように活用する方法があるのか、検討が行われた。将来的な支援ツールのビジョンとして画期的なものであってほしいとの意見もあった。

表 3 - 1 支援ツールに求める機能要求

人材育成支援ツールに求める事項の整理				
項目	対象者は	どういった入力をしてほしいか	入力によりどういった出力をしてほしいか	備考
ツールに求める要求について				必要な情報
機能要求				
1 社内の人材育成計画をリニューアルしたい	新規人事担当者	自社のスキル項目	職業能力開発体系	
2 社内の人事評価（能力評価）をチェックしたい	企業人事・社員	自社の人事評価項目	・足りない作業に必要な知識及び技能・技術 ・能力評価チェックリスト	
3 将来つきたい仕事から必要なスキルを知りたい	企業新入社員・素人	将来やりたい仕事内容 事業名	必要なスキル、関連資格 ・事業の詳細な知識・技能・技術名	
4 新規事業のためのメンバー選出したい	企業人事	自社の職業能力体系図、全社員のスキル項目表	・候補社員リスト	
5 現在の職務からキャリアの可能性を知りたい	企業全社員	現在の職務・仕事内容	（自社の技能・技術職としての）キャリアパス	
6 仕事に必要なスキルや資格を知りたい	学生	ジョブカード情報、在学している学科情報、技能検定情報	資格、企業・団体独自の資格	
7 自社に足りない技術要素を知りたい 同業他社との業務比較をしたい	企業人事	自社URI（事業、製品内容ページなど）・業種・職種・地域企業の業務内容	自社に必要な技術要素のリスト	IPAのITSS,ETSS等の他団体が整備した外部情報が必要
8 事業の内製化をすすめるための新規事業体系図作成したい	企業人事	自社のスキル項目、新規事業職種名	新規事業リスト	
9 専門用語以外でスキルアップしたいコース体系を検索したい	企業新入社員・素人	シソーラス（≠分類/類義語）な言葉 例「機械加工」のシソーラス→旋盤、フライス、切削等	スキルアップの推奨コース（モデル）体系	
10 クライアントの人材育成計画の作成したい	社労士等	会社名と「人材育成計画」	企業情報を自動収集し当該企業の人材育成計画出力	
11 訓練カリキュラムから仕事を出力したい	能力開発施設職員	訓練カリキュラム	職務と仕事と作業 ・訓練カリキュラム	
12 仕事から訓練カリキュラムを出力したい	能力開発施設職員	職務と仕事と作業	・関連資格	
13 新規分野のニーズに係る職務構成を作成したい	能力開発施設職員	ニーズ調査結果（特に備考、新規）、体系データ、新事業分野データ	新規分野の職務構成表案	
14 ヒアリング音声から職務分析したい	能力開発施設職員	音声（文字変換後のキーワード抽出）、自社のスキル項目リスト	自社に必要な技術要素のリスト	
15 応募先企業と自己の保有スキルの一致度を確認したい	就活学生	・企業の職種や仕事名 ・自分の履歴書やジョブカード情報（得意なスキル・情報・資格等）	一致度、足りないスキル内容	
16 学習内容から就ける仕事を出力	学生・就職支援担当者	（学部で）学んでいる科目名	・職業リスト ・指定地域の企業リスト	

（類似要求ごとに色分けし、実現可能性が高い順番に整理している）

以上の検討結果を踏まえ、支援ツールのコンセプト、対象者等をまとめた前提条件を表 3 - 2 に示す。

表 3 - 2 支援ツールのコンセプト及び対象者

コンセプト	デジタル技術を活用して多くの利用者がWeb上で扱えるツール
構築期間	4 ヶ月
対象者	事業主等（管理者、人材育成担当者）、社会保険労務士、中小企業診断士、能力開発施設職員

次に、支援ツールの主な機能を表3-3に示す。

表3-3 支援ツールの主な機能

①	当該体系の知識や活用ノウハウがないユーザーでも職務分析を簡単に行い、表（職務分析表）が作成できる
②	作成した表を基に自社従業員等の能力評価ができる

支援ツールは体系を活用した「4つの見える化」²のうち、「仕事の見える化」と「能力の見える化」に相当する。つまり、支援ツールに実装する機能として職務分析表を作成することができれば、企業の仕事の洗い出しができ、能力の客観的評価が現状より容易に行えと考えられる。

職務分析表を作成する機能は、訓練体系（訓練コース）との紐づけや企業内の組織構造改革、人事・キャリアプランの運用等への多角的な応用が期待できる。今回の開発においては当該機能をベースとして構築していくこととした。

最後に、長期的視点における支援ツールの主な機能を表3-4に示す。

表3-4 支援ツールの主な機能（長期的視点）

①	外部データ等を取り込み、仕事に必要な資格が検索できる
②	職務分析表から研修カリキュラムが自動生成できる
③	音声指示により上記作業を自動で行う

将来的に実現したい構築については、「目標の見える化」と「能力開発の見える化」に相当する。実現に向けては、外部データの取り込みや、たとえば人材育成プラン³の作成を想定した場合、作成者の知識や判断、経験に依存する要素を明確にしたデータが必要となる。このようなデータを取得・活用するアプローチとして、ユーザーがツールを利用する過程で蓄積された情報をAIに学習させ、おすすめの人材育成プランを提案するといった案が議論された。長期的に実現すべき機能については、今後も継続して検討が必要であることが確認された。

² 従業員の人材育成上の課題を抱える事業主等に対して課題解決のために体系を活用して「仕事の見える化」、「能力の見える化」、「目標の見える化」、「能力開発の見える化」の4つの見える化の流れで職業能力の開発及び向上に関する支援を行うこと（p.9参照）。

³ 人材育成プランとは「4つの見える化」の流れを段階的、体系的に整理した人材育成の総合計画のこと。

第2節 AI を活用した機能の実現方法の検討

前節で検討した機能要求を踏まえ、支援ツールの構築における具体的な機能の実現方法及び作業フロー等について検討を行った。

職務分析表の作成については、業種や職務を検索・選択することによって、モデルデータから職務分析表のひな形を作成し、編集を始められることを基本とした。また、必要に応じて職務分析表をカスタマイズできるよう、仕事・作業等をモデルデータから自由に検索して追加できることとした。

職務分析表の編集イメージを図3-1に示す。目的の仕事・作業等がモデルデータに無い、またはその内容が少ない場合や技術動向等に合わない場合、従来の作業手順では該当する技術分野の仕事・作業等を編集者自身で新しく追加する必要がある、作業が煩雑化する一因となっていた。そこで、技術進歩が著しいAI技術の中でも文章生成やテキスト分析機能をもつLLM（Large Language Models、大規模言語モデル）を用いて、仕事・作業等を生成・追加できないか検証を行うこととした。

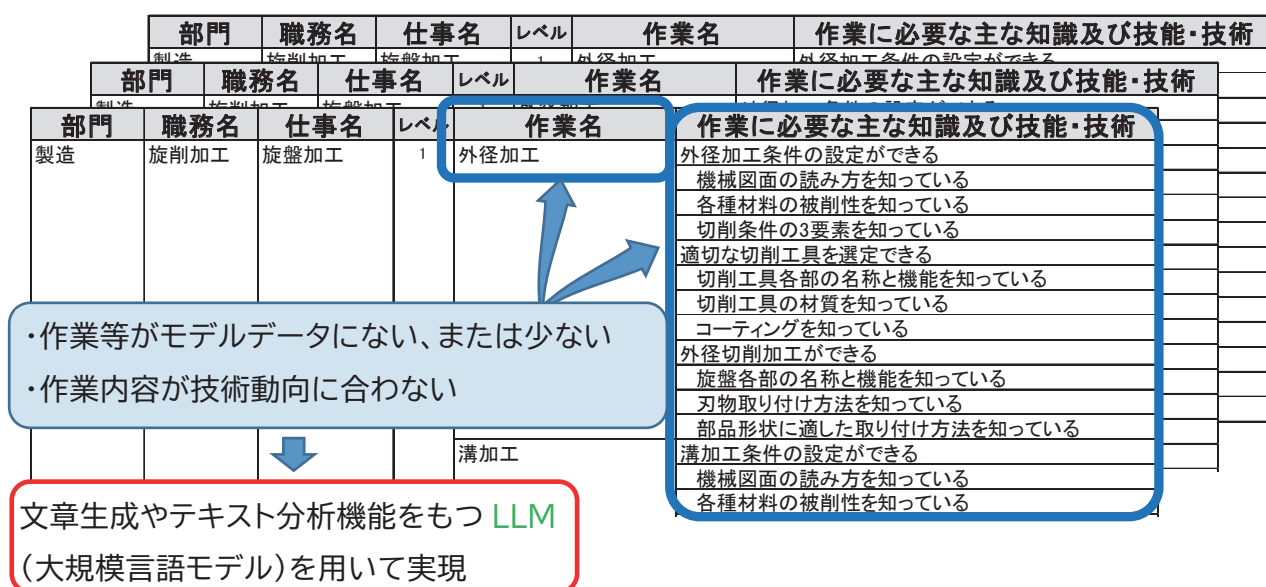


図3-1 職務分析表の編集イメージ

2-1 LLMとは

LLMは、膨大な計算量、データ量、パラメータ数を活用し、深層学習技術によって構築された自然言語処理モデルである。これらのモデルは数十億以上のパラメータを持ち、大量のテキストデータから言語のパターンを学習している。これにより、自然で流暢なテキスト生成や複雑な質問への回答が可能になる。また、LLMは2017年にGoogleが発表した論

文「Attention Is All You Need」で発表された「Transformer」と呼ばれる仕組みが使われている。

代表的なLLMには、OpenAI社のGPT（Generative Pre trained Transformer）シリーズ（令和6年5月にGPT-4oを発表）やOpenAI o1（令和6年9月発表）、Google社のPaLM（Pathways Language Models、令和5年5月にPaLM2を発表）やGemini（令和6年12月にGemini2.0を発表）、Meta社のLLaMA（Large Language Model Meta AI、令和6年9月にLLaMA3.2を発表）などがある。このように各社からより高度で精度の高い性能を持つモデルが非常に短い期間でリリースしており、それら进行处理するGPU等のパフォーマンス向上もあり、AI市場ではLLMをはじめとする「生成AI（または生成系AI）」と呼ばれるモデルが様々な分野において適用され、非常に高い汎用性をもつことで注目を集めている。

また、LLMは主にテキストデータを学習するモデルとして進化してきたが、モデルサイズの拡大、計算効率の向上に伴い、テキスト以外に画像や音声、動画など多様なデータ形式を統合して扱う能力を持ったマルチモーダル⁴対応のモデルが主流となってきている。

生成AIはユーザーからの指示（プロンプト）に基づいてテキストや画像、音声などを生成するAI技術である。これらは専門的な知識や業務経験がなくても利用できることが特徴としてあり、LLMはテキスト生成を始めマルチモーダル処理を行うAIとして、ChatGPTやGemini（旧Bard）、Copilot（旧BingAI）などが一般的に認知されている。

支援ツールの構築においては、機能要求を実現する手段としてAI技術の活用を想定しており、職務分析表の編集機能に対して品質・速度の点でどれだけ貢献できるかが重要と考えられる。職務分析表の編集について、

- ・ 仕事・作業等の洗い出しができる
- ・ 知識及び技能・技術には「～できる」や「～知っている」といった表記の規則がある
- ・ 様々なアイデアや技術動向の提供を容易に行える

等の事項を満たす方法を考慮すると、前述したテキスト生成を行うLLMが最適と考えられた。そこで、LLMを用いた機能要求の実現可能性・障害について検証を行うこととした。

2-2 LLMを用いた機能の実現可能性に関する検証

（1）検証方法

職務分析表の内容は人材育成に活用される関係上、具体性が求められ、ものづくり分野を中心に業種ごとのモデルデータはそれぞれ業種固有の仕事や事情を反映したものになっている。この点を踏まえたうえで、実際にLLMを用いて、仕事・作業等の生成機能の実現可

⁴ マルチモーダルとは複数の異なるデータ形式（モード）を組み合わせる一つのモデルで処理・理解・生成すること。

能性や生成内容の妥当性・特徴を確認するとともに、生成時の注意点を調べ、支援ツールに組み込む場合にどのような使い方をすべきか検証を行った。

LLMを用いた生成の概略図を図3-2に示す。LLMへの指示のテンプレートを用意し、入力した業種や仕事の内容をテンプレートに機械的に当てはめてLLMに指示を出すこととした。その出力はデータ保管及びデータ可視化ツールに幅広く対応可能な形式(JSON形式)とし、作業もしくは知識・技能・技術として生成され、職務分析表に追加されるイメージとなる。今回検証に使用したモデルはOpenAI社のChat Completions APIのGPT-3.5である。モデルに対し入力の指示や方法を変えながら検証を行った。

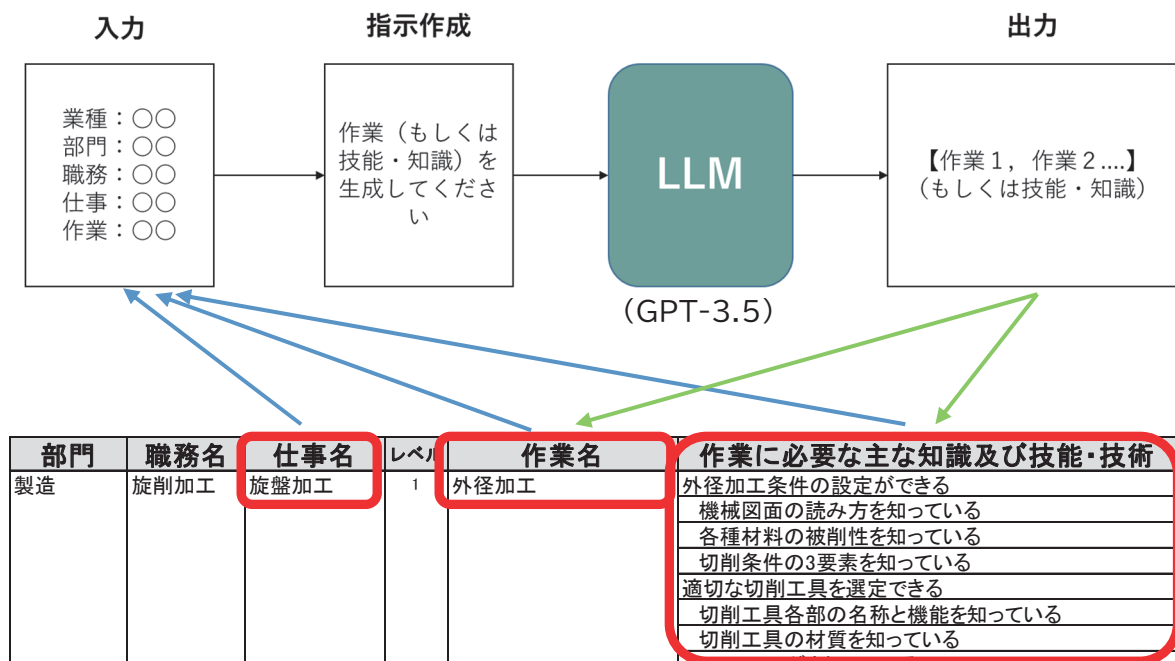


図3-2 LLMを用いた生成の概略図

(2) 検証結果

検証から得られた主な結果は以下のとおりである。

実現可能性について

- ・高い確率で指示通りにプログラムで読み込みやすい形式で結果が得られた。
- ・通信エラーや形式間違いが発生した（ただし、再実行すれば対応可能）。

生成内容について

- ・もっともらしい内容が得られた。
- ・指示によって結果の具体性が変化した。
- ・モデルデータに含まれていない事項を挙げる場合があった。
- ・関係のない事項が含まれる場合があった。
- ・具体的なサービス名・ツール名が含まれる場合があった。

コスト・スピードについて

- ・1回の生成に15秒～30秒（より長くかかる場合もある）の推論時間が発生した。
- ・1回の生成に\$0.001（約0.15円）かかった。

概ね期待した結果が得られたが、目的とは関係のない事項が含まれる場合があることや生成に30秒近くの推論時間を要することはツールとしてのクオリティやユーザビリティを低下させる要因となるので注意が必要である。

また、検証では1回の指示では業種固有の内容が反映されない場合もあった。その場合は図3-3のように、1回目の生成内容を用いて2回目の指示を出し、2段階にすると具体性が上がることがわかった。

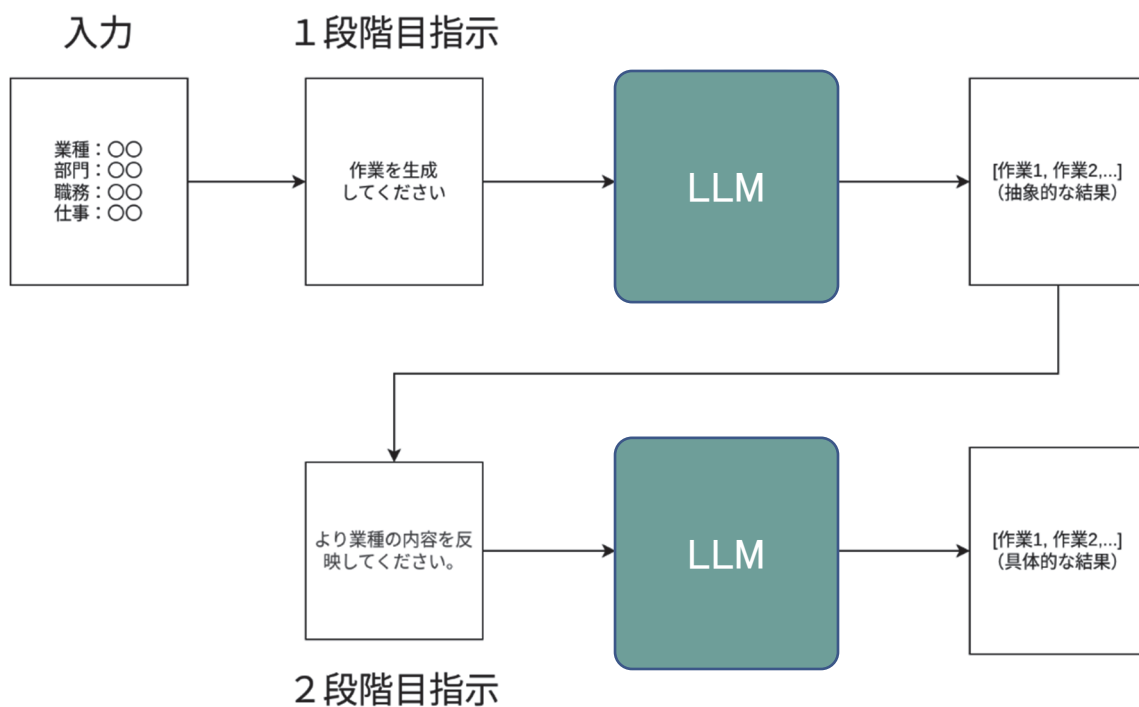


図3-3 LLMを用いた2段階指示

生成にモデルデータが活用できるかについても検討した。モデルデータの内容と入力内容をOpenAIのEmbedding API（文章をベクトルに変換する機能）を用いてベクトル化し、コサイン類似度の高い作業を例とし2段階目の指示に含める方法である。この方法はRAG（Retrieval Augmented Generation）⁵と呼ばれ、LLMによるテキスト生成に外部情報（今回の場合はモデルデータ）の検索を組み合わせることで、より正確で詳細な情報を出力す

⁵ RAGとは情報検索（外部データ）とテキスト生成を組み合わせた技術で、膨大な情報の中から適切なデータを活用して信頼性が高く、文脈に基づいた応答を生成するために用いられる。

るという技術である。しかし、結果としてはモデルデータに記載されている作業名等の類似文章が短いため、大きなヒントとはならず、RAGを用いない方法と変わらない出力結果となった。

これらの検証結果に対して、委員から挙げられた主な意見は以下のとおりである。

- ①世の中で言われている、いわゆるハルシネーション（もっともらしいウソ）というものが、必ずしも出力結果が正しい知識だという保証はどこにもないというところをどう考えるか。間違っただけいけないところをどこまで担保するかというところがポイントである。
- ②正解の知識は自分たちが保有しているものであるが、RAG的なアプローチや、何らかのクロスチェックは類義語の揺らぎもあり使いこなすのが難しい。
- ③LLMを使った類義語検索はワードだけではなくEmbedding API等でベクトルに変換し、内積を取ってスコア化して近いかどうか判別するものもあるので、実装の際はコスト的なところ、精度などを踏まえて検討すると良い。
- ④生成系AIに関しては正解がないので、これまでやっていたようなマシンラーニングを使った正解をどれだけ当てられているかのような、きちんとした定量的な評価は難しい。実際利用する方がどれだけいいアウトプットなのか、どれだけ工数が削減できるかという、ユーザーテスト等で評価をしていくしかないだろう。
- ⑤LLMも進歩が速いので、目的の用途に使いやすいAPIが突然出てくることが容易に想像できる。そういうものがでてきた時にシンプルに置き換えていけるような仕組み、システム構成を意識して作るのが良い。

（３）支援ツールにおけるAIの活用方法と留意点

以上の検証結果、委員の意見を踏まえ、支援ツールにおけるAIの活用方法と留意点として、以下の事項が挙げられた。

- ①職務分析表はモデルデータをベースに作成し、編集作業の一部をLLMの生成機能で支援する方法が望ましい。LLMだけで職務分析表を作成する方法はコスト・品質の両面で望ましくない。
- ②LLMによる仕事・作業等の生成はインタラクティブである（ユーザー側も編集ができる）ことが望ましい。
- ③推論時間の長さでユーザー体験を悪くしないように工夫する必要がある。
- ④LLMによる生成機能の利用が多い場合、制限（１時間毎の利用回数の上限等）が必要に

なる可能性がある。

- ⑤企業の業務内容は機密情報であり、実運用時はセキュリティを考慮したサービスを用いる。
- ⑥生成AIを利用していることを明示して、ユーザーの責任において利用してもらう必要がある。

LLMを用いた仕事・作業等の生成においては、いくつかの注意点も存在するがその有用性を確認することができた。この機能の有無によって支援ツールの画面構成が大きく変わることが想定されるため、LLMもしくはそれに代わる技術による仕事・作業等の生成機能を組み込むことを前提に開発を行うこととした。

第3節 支援ツールの設計・構築要件の検討

3-1 ユースケース

前節までに検討した機能要求やその実現方法の検証結果から、支援ツールをどのように構成すれば目的や要求に合うものとなるのか、対象者（ユーザー）がツールを操作する流れ（ユースケース）を検討した。

支援ツール構築の機能要求をベースとし、

- ・職務分析表の作成・編集
- ・能力評価の入力

の2機能を軸にユースケースを検討した。検討結果の概略イメージを図3-4に示す。図の上段が職務分析表作成・編集の流れとなり、下段が能力評価入力の流れとなる。

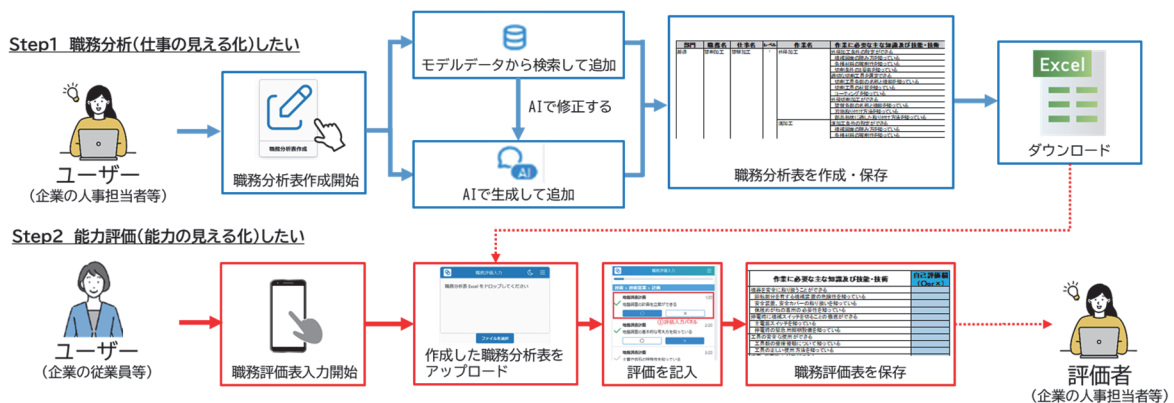


図3-4 支援ツールのユースケース概略（イメージ）

（１）職務分析表の作成・編集

職務分析表の作成・編集について、主な操作の流れを以下に示す。

- ①ユーザーは Web ブラウザから作成・編集を開始する。
- ②モデルデータから対象となる業種・職務・仕事等を選択し、職務分析表のひな形を作成する。または、既に保存している職務分析表をアップロードする。
- ③職務分析表に情報を追加する場合「モデルデータから検索」または「AI で生成して追加」のいずれかを選択して表へ追加する。
 - ・「モデルデータから検索」の場合、モデルデータから対象となる業種・職務・仕事等を選択して追加する。
 - ・「AI で生成して追加」の場合、職務・仕事・作業等の情報を入力してそれらの候補を生成し、候補の中から適切なものを選択して追加する。
- ④作成・編集が完了した職務分析表を Excel 形式でダウンロードする。

（２）能力評価の入力

能力評価の入力について、主な操作の流れを以下に示す。

- ①ユーザーは、Web ブラウザから入力を開始する。
- ②職務分析表をアップロードする。
- ③ユーザーはアップロードした職務分析表の項目（作業に必要な知識、技能・技術）ごとにできる、できないの評価を○・×で入力する。
- ④入力の結果を、評価分析表として Excel 形式でダウンロードする。

以上が構築において実現する 2 つの機能のユースケースである。特に職務分析表の作成・編集手順は、体系に関する知識が乏しいユーザーでも円滑に操作できるよう、できるだけシンプルに、煩わしさを感じさせないことを意識して設計した。また、2 つの機能は、アカウント等によるログインを必要とせず利用できることとした。

（３）その他の機能

軸となる 2 つの機能以外にも、支援ツールの利便性を高めるため、作成・編集途中の職務分析表や評価分析表を保存することができる「マイページ」を設けることとした。今後の機能拡張設計の参考とするため、各表のダウンロード時にアンケートを表示し、ユーザーの属性（業種、地域、企業規模等）を問うこととした。

3-2 システム構築要件

3-1 項で述べた支援ツールのユースケースを踏まえ、実現可能なシステム構築要件等の検討を行った。

図3-5に支援ツールの画面遷移図を示す。ユーザーはソフトウェアを別途インストールせず、Webブラウザ上で支援ツールを操作できることとした。この図は現時点で想定される画面遷移であり、UI（ユーザーインターフェース）の構築過程で変更が生じる可能性もある。

また、今後の運用・保守の観点からもシステムは汎用性があり簡易的な構成が望ましいと考えられる。

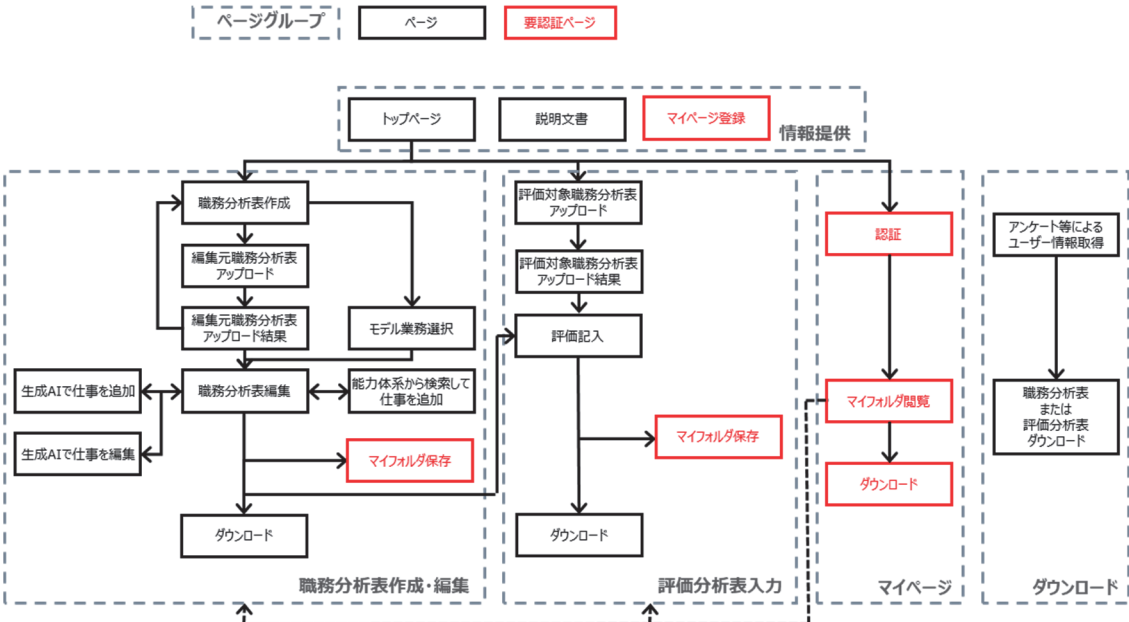


図3-5 想定される機能の画面遷移図

支援ツールのシステム構築要件（主に非機能要件）を表3-4に示す。

表3-4 システム構築に必要な主な要件

①	マイページに遷移するにはメールアドレス等の登録・パスワード認証が必要
②	ユーザー操作ログを記録する
③	ISMAP（Information system Security Management and Assessment） ⁶ に登録されたクラウドサービスを利用する
④	パソコン、スマートフォン等での使用を想定した画面表示とする
⑤	今後、システムの機能要件により適合する AI サービスが提供されることを想定し機能の拡張性を持たせる

⁶ ISMAPとは、政府が求めるセキュリティ要求を満たしているクラウドサービスを予め評価・登録することにより、政府のクラウドサービス調達における水準の確保、円滑な導入に資することを目的とする制度。

支援ツールのシステム構築要件に対して、委員から挙げられた主な意見は以下のとおりである。

- ①ユーザー操作ログによってシステムが実際にどのように使われているのかを把握できる。使い方次第では、今後の機能設計や機能改善の手がかりになる。
- ②生成 AI の部分で何をしたのか、情報をためておく必要があるのではないか。
- ③アンケート等によるユーザー情報の取得は、記述式でなく選択式にしてユーザーの負担を上げない工夫が必要。
- ④長期的な AI の活用方法として、何らかのおすすめ機能の実装が考えられる。そのためには個人を識別せねばならず、ユーザー管理機能が必要となる。
- ⑤対象者が決まって、使い方が決まると、必要な機能が明確になる。おすすめ機能の実装などに AI は使えると思う。