

# 大規模言語モデルを活用したマニュアルの見出し作成支援手法の提案 Proposal for a Method to Support Heading Creation for Manuals Using a Large-Scale Language Model

上前 諒輔<sup>1)</sup>横山 想一郎<sup>2)</sup>山下 倫央<sup>2)</sup>川村 秀憲<sup>2)</sup>永田 功<sup>3)</sup>

Ryosuke Kamimae

Soichiro Yokoyama

Tomohisa Yamashita

Hidenori Kawamura

Isao Nagata

## 1. はじめに

製品・サービスの複雑化が進む現代、利用者の適切な理解と操作を促進する分かりやすいマニュアルは不可欠である。マニュアルは機能や仕様の羅列に留まらず、利用者の疑問や作業に対して必要な情報を提供し、行動を導く情報伝達媒体である。製品の取扱説明書や業務手順書など、用途は多岐にわたり、企業向け (B to B) や一般消費者向け (B to C) などの多くの領域で広く活用される。特に B to C 分野では、製品知識の少ない消費者向けに検索性の高い Web マニュアル等の重要性が増している。マニュアルには、情報のアクセシビリティと理解しやすさが求められる。

しかし、高品質なマニュアル作成には専門知識、スキル、多大な時間と労力が必要である。利用者に応じた表現選択、視覚要素の活用、情報の構造化など多角的な配慮が求められる。特に利用者視点での情報整理は属人化しやすく、経験の浅い作成者には困難であり、品質のばらつきを生む要因となる。また、多くの企業では大量の情報が個別に蓄積・管理され、全体として体系化されず有効活用されていないマニュアル群も存在する。結果として、構造的な一貫性を欠き、情報探索が困難なマニュアルになりやすくなる。このため、検索が効率的で高品質なマニュアルの作成、特に未体系な情報群から利用者にとって理解しやすい目次を生成する支援が求められている。

マニュアル作成は、目的設定、素材情報の収集、情報の整理・分類、内容の順序付け、目次構成の作成、本文執筆、校正という複数の段階を経て完了する。その中でも情報の整理・分類、順序付け、そして目次作成は、利用者の検索効率とマニュアル全体の体系性を左右する重要な段階である。特に大見出しから成る目次は、全体の情報構造を示し、利用者を目的情報へ導く最初のものであり、その設計は極めて重要である。階層的な目次は情報探索の入口となり、利用者視点での設計には専門家の知見が求められる。目次は通常、読者が後戻りしないよう上から下に順序付けられる。

マニュアル作成全体の自動化は、質の高い教師データの不足や作成意図の完全な把握の困難さから、現状では困難である。そのため、各工程に特化した支援手法の開発と組み合わせが有効と考えられる。本研究は、検索性と体系性に影響する情報整理・分類、順序付け、および目次作成の段階に特に着目する。特に、構造化されていない既存のマ

ニュアル文書群から、利用者の理解を助ける分かりやすい大見出しレベルの目次構造の自動生成を目指す。これは既存情報を再構成し、アクセシビリティと価値を向上させる重要なステップである。そのために、専門家が用いる情報分類や記載順序の基準を反映し、未体系化情報から効果的な大見出し目次を生成する手法の確立を目指す。

近年、進展が著しい大規模言語モデル (LLM) は高度な文章理解・生成能力を持つ。そのため、専門家の知見を反映しつつ非構造的な大量のテキストから大見出しを生成する場合において、マニュアルの複雑な内容を分析し、専門家の基準で分類・順序付けすることに適していると考えられる。本稿では、情報分類と記載順序に焦点を当て、LLM を活用した支援手法を提案する。具体的には、未体系化マニュアルを入力とし、LLM で各ページの要約文を生成後、その要約文と専門家の基準を反映したマニュアル構成原則に基づき、大見出しを自動生成する手法を提案する。

本稿は以下のように構成される。第 2 章では本研究の関連研究について述べる。第 3 章では専門家の知見を活用して、大見出しを生成するための提案手法について解説する。第 4 章では実験に使用するデータセットについて説明する。第 5 章では提案手法の有効性を検証するための実験設定と評価方法を述べ、実験結果とその考察を示す。最後に第 6 章で本稿の結論をまとめ、今後の展望について述べる。

## 2. 関連研究

本研究では、体系化されていないマニュアルから利用者にとって理解しやすく効果的な目次構造、特に大見出しを生成することに着目する。この目的に関連する主要な研究分野として、テキスト分類と目次の自動生成が挙げられる。

テキスト分類は、文書内容を分析し定義済みカテゴリに自動割り当てする技術で、精度と効率向上のためルールベース、機械学習、深層学習など多様な手法が長年探求されてきた。本研究ではマニュアル内の各情報単位 (ページやセクション等) がどの内容トピックに属するか特定し、大見出し候補としてグループ化する上でテキスト分類技術が応用可能である。例えば、Li ら [1] は文書要約がなくとも確率的キーワード生成でテキスト分類精度を向上させる手法を提案した。近年、LLM が注目されて、大規模なデータの準備や専門知識への依存を軽減しつつ高い分類能力を示す可能性がある。Yu ら [2] は、文書ジャンルごとの特有の構造に着目した分類や、ラベルなしコーパスから訓練データを生成してゼロショット分類を実現する ReGen 等の先進的アプローチを報告した。Microsoft Azure AI Services のカスタムテキスト分類機能 [3] や Google の MediaPipe Text Classifier [4]、Gemini API を用いた分類タスク等、実用的技術が提供されている。LLM の柔軟性を活かしプロンプト設計や微調整で多様な分類タスクへの応用が試みられているが、マニュアルのように多様な情報を網羅し特定の利用者

1) 北海道大学 大学院情報科学院,

Graduate School of Information Science and Technology,  
Hokkaido University

2) 北海道大学 大学院情報科学研究院,

Faculty of Information Science and Technology, Hokkaido  
University

3) YAMAGATA 株式会社,

YAMAGATA Corporation

層を想定したカテゴリ分類に特化した研究は発展途上である。

一方、目次の自動生成では、文書構造を把握し効率的な情報アクセスを可能にする目次を自動作成することを目指す。Szlávik ら [5]は、XML 文書に対して要素の深さや長さ、クエリの関連性などの特徴量から動的な目次を生成する手法を提案している。医療情報等の特定ドメインでは Miller ら [6]が UMLS 等の統制語彙で利用者に分かりやすいレベルの目次を生成する手法を提案している。鈴木ら [7]はウェブ記事等でLDAを活用し階層構造を持つ目次テキストを生成する手法も提案している。これらは目次全体の生成を目指すものが多く、本研究で着目する、未整理情報群から最上位階層である大見出しを定義し、利用者視点で構成する点では異なる研究の余地がある。

近年の LLM の発展は目次生成分野にも新たな可能性をもたらす。特に未体系的な文書群から構造を抽出して、階層的な目次を生成する試みが注目される。Wang らの PIKE-RAG [8]は、ドメイン固有のデータから階層的な異種グラフを構築して、知識を原子化・タスクを動的分解して複雑情報を整理・構造化する手法であり、マニュアルの大見出しレベルの情報整理に応用可能と考えられる。Luo らの LayoutLLM [9]は文書の視覚的レイアウト情報を LLM に組み込み、マニュアル特有の構造要素の認識精度を向上させる目次生成の基盤技術だが、これら要素から利用者向けの大見出しを抽出・生成するロジックは自明でない。Wu らの TraCo [10]は文書群から潜在的トピック構造を階層的に発見する研究で、トピック間依存関係や各階層での意味的粒度分離を考慮し、合理的で多様なトピック階層を抽出する。その他にも、LLM を用いたエージェント的フレームワークで階層的トピックモデリングや意図発見の試みがある。

しかし、マニュアル特有の多様性、未体系情報群の扱い、専門家が用いる利用者視点の複雑な情報分類や記載順序の基準を、目次へ適切に反映する点で課題がある。具体的に、既存のテキスト分類は汎用的なカテゴリ分類が主で、マニュアル特有の利用者タスクや製品機能に基づく大見出しレベルの分類基準を捉えにくい。従来の目次自動生成は既存の見出しや統計的特徴に依存しがちで、構造情報が乏しい。

また、専門家の暗黙知による再編が必要な未体系マニュアルに対し、利用者中心の大見出しを設計する能力に限界があった。LLM はこれらの課題解決の可能性を秘めるが、その能力を引き出して、専門家の知見を効果的に組み込む具体的な手法は未だ確立されていない。

本研究は、専門知識と暗黙知を含む大見出し作成の課題に対し、LLM の高度な言語理解能力を活用して、専門家から得た分類・順序付けの基準をプロンプトに組み込み、未体系情報から利用者にとって効果的な大見出し構造を自動生成する手法を提案する。これにより、利用者中心の観点と専門家の知見を活かした実用的マニュアル大見出し生成の実現に貢献する。

### 3. 提案手法

本章では、未体系のマニュアルデータから、利用者が情報を検索しやすい大見出しを自動生成する手法を提案する。マニュアル作成において、利用者の視点に立った情報の分類や順序構成が求められるが、これらは専門家の経験に基づく暗黙知であることが多く、体系化が難しいという課題

がある。本研究は、この専門家の暗黙知を LLM が解釈・実行可能なプロンプトへと具体化し、未体系化データからの高品質な目次生成に活用するアプローチをとる。

提案手法は、大きく分けて以下の 2 つの主要なステップで構成される。

#### 1. 要約文生成ステップ

マニュアルの各ページの内容を LLM が正確に把握するため、ページごとに要約文を生成する。

#### 2. 大見出し生成ステップ

生成された全ページの要約文と、専門家の知見を反映したプロンプトに基づき、LLM が利用者中心の階層的な大見出し構造を生成する。

これらのステップ、特に大見出し生成ステップで用いられるプロンプトには、マニュアル作成専門家の知見が組み込まれている。以下では、専門家の知見をプロンプトに反映するためのプロセスとそれぞれのステップの詳細について述べる。

### 3.1 知見の抽出とプロンプトへの反映方法

高品質な目次生成を実現する上で最も重要なのは、専門家が持つ暗黙知である判断基準を LLM に理解可能な形で与えることである。本研究では、この目的を達成するために、以下の反復的なプロセスを通じて専門家の知見を抽出し、プロンプトを洗練した。

#### ● プロンプトの設計と目次案の生成

マニュアル作成の一般的な原則（例：読者の理解を助ける構成、情報の網羅性など）を盛り込んだ初期プロンプトを作成し、対象のマニュアルデータから LLM に大見出し案を生成させる。

#### ● 専門家による評価とフィードバック収集

生成された大見出し案をマニュアル作成の専門家に提示し、評価を依頼する。例えば、特定の利用者層（例：初心者、管理者）にとって分かりやすいことや、実際の作業手順と対応していること、情報の重要度（例：安全に関する情報、頻繁に参照される情報）が適切に反映されていることという観点から、具体的な問題点や改善案に関する詳細なフィードバックを収集する。

#### ● フィードバックに基づくプロンプトの精緻化

収集したフィードバックを分析し、専門家の判断の背後にある思考プロセスや重視する点を特定する。そして、それらを具体的な指示や制約条件として言語化し、プロンプトに追加・修正する。例えば、初心者が最初に知るべき情報を優先的に配置したり、関連するタスクは一つの章にまとめるが、異なる権限レベルの操作は明確に区別したり、という形で具体化する。

#### ● 再生成と評価の繰り返し

修正したプロンプトを用いて再度 LLM に大見出し案を生成させ、専門家による評価を得る。このサイクルを複数回繰り返すことで、専門家の暗黙知的な要求を満たし、かつ汎用的に利用可能なプロンプトへと段階的に改善していく。

この試行錯誤のプロセスを通じて、専門家の頭の中にあつた基準が具体的なプロンプトの要素として抽出・言語化される。このプロセスによって開発された知見は、後述する“大見出し生成ステップ”のプロンプトに核心的な要素として組み込まれている。

### 3.2 要約文生成ステップ

本ステップの目的は、マニュアルの各ページに含まれる長文のテキストから、その核心的な内容を捉えた簡潔な要約文を生成することである。未体系化マニュアルデータ（タイトルと本文のテキストペアで構成されるページの集合）を直接 LLM の入力とすると、特に本文が長いページにおいて、LLM が情報過多により内容の要点を正確に把握しきれない、あるいはページタイトルなどの表層的な情報に過度に依存し、製品特性や利用者のニーズといった深層的な観点からの情報整理が不十分になることがある。この問題に対処するため、本手法では各ページに対して事前に要約文を生成する前処理を導入する。これにより、後続の大見出し生成ステップにおいて、LLM が各ページの内容を効率的かつより深く理解することが可能となり、結果として目次構造の品質向上に寄与することを狙う。

要約文の生成には、LLM に対して以下の要素を含むプロンプトを与える。

- **タスク定義**

マニュアルのページ内容を理解し、その要点を抽出するタスクであることを明確にする。

- **入力情報**

各ページのタイトルと本文をインプットとして使用することを指示する。

- **出力形式**

要約文をテキスト形式で生成することを命じる。

- **要約方針**

生成する要約文が満たすべき品質基準を具体的に指示する。例えば、記述の正確性を最優先すること、ページ全体の主要テーマを網羅すること、専門用語は適切に保持することなどの方針を含む。

このステップにより、マニュアルの文脈に即した、内容の理解を助ける質の高い要約文の生成を目指す。

### 3.3 大見出し生成ステップ

本ステップは提案手法の核心であり、前ステップで生成された全ページのタイトルと要約文のペア群と、3.1 節で述べた専門家の知見抽出プロセスを経て洗練された指示プロンプトを用いて、利用者にとって理解しやすくナビゲートしやすい階層的な大見出し構造（各見出しにはその内容を示す簡潔な説明文を付与）を自動生成する。このステップは、既存の目次構造が存在しない未体系化データから、専門家の視点を取り入れた目次構造を生成することを目的とする。

大見出し生成に用いるプロンプトは、LLM に対する基本的な設定と、専門家の知見を反映した詳細な指示群から構成される。基本的な設定として、以下の情報を LLM に与える。

- **タスク定義**

入力された全ページの要約文に基づき、後述する専門家の基準に従って大見出しとその説明を生成するよう具体的に指示する。

- **入力情報**

各ページのタイトルと要約文のペアをリスト形式で与える。

- **出力形式**

生成結果を JSON 形式など構造化された形式で出力するよう指定する。

そして、3.1 節で述べたプロセスを通じて得た、専門家の知見を反映した詳細な指示群は以下の3つである。

#### 3.3.1 標準的なマニュアル構成の参考

LLM が一般的なマニュアルの構造パターンを理解し、より適切な目次案を生成するための一助として、汎用的に使用可能な製品マニュアルの典型的な構成例を参考情報として提示する。ただし、これはあくまで参考であり、入力データと他の専門原則に基づいて最適化することを優先するよう指示する。

#### 3.3.2 ユーザ中心設計に関する考慮事項

本研究が専門家の知見を反映する上で特に注力した点であり、利用者の視点に立った目次構成を実現するための具体的な基準を以下のように提示する。

- 単なる機能の列挙ではなく、利用者が目的達成のために実行する典型的な作業手順を中心とした章立てとすること。これにより、基本的に後戻りさせない説明順序とする。
- 権限、契約、習熟度などの利用者の属性や、機能の使用頻度に応じた情報の分類を行うこと。例えば、多くの利用者が頻繁に使う基本的な機能、特定の利用者のみが使う機能などに分けて構成すること。
- 情報の重要度を考慮し、安全上の注意や用語定義などの重要かつ前提となる情報は最初に配置すること。
- よくある質問や仕様情報などの補足的な内容は最後に配置すること。

#### 3.3.3 ユーザ中心設計に関する考慮事項

生成される目次構造の品質と論理的な一貫性を確保するため、以下の制約やルールを指定する。

- 関連性の高い情報や機能は可能な限り同一のセクションまたはその下位階層に統合すること。
- 性質の異なる情報を安易に同一セクション内に混在させないこと。
- 1つのセクション内の項目数が多すぎる場合は、適切に下位階層を設けて構造化を図ること。
- 階層構造が過度に深くないよう留意すること。
- 階層内に単一のページのみが存在するような構成を避けること。
- 異なる階層間でトピックが重複しないように構成すること。

上記の指示群は、マニュアルに関連する国際規格、テクニカルライティング [11] の指針などを参考にし、専門家へ

のヒアリングと実際のデータを用いた試行錯誤を通じて、プロンプトとして組み込んだものである。

#### 4. データセット

本研究で提案するマニュアル向け大見出しの自動生成手法の有効性を実証的に評価するためには、実際の利用状況を反映した質の高いデータセットが不可欠である。そこで本研究では、実際の製品マニュアルからデータセットを構築した。具体的には、YAMAGATA 株式会社が提供するマニュアル作成システムに関する取扱説明書である“はたらきかたエディター ヘルプセンター” [12]を用いる。

本マニュアルは、“はたらきかたエディター”という同社が提供するサービスに関する部分は全78ページから構成されている。本研究において、このマニュアルを評価用データセットの構築元として選定した主な理由は以下の3つである。第一に、マニュアル作成の専門家によって執筆されており、構成や表現の質が高いと考えられる点である。これにより、質の高い大見出し生成の学習および評価に適したデータが得られると期待できる。第二に、実際に業務環境で使用されており、利用者のフィードバックを通じて継続的に改善が施されている可能性が高く、実用的かつ洗練された内容と構造を有していると考えられる点である。第三に、かつ本研究の目的にとって最も重要な点として、利用者の情報検索性に優れた目次構造を有していることが挙げられる。これは、利用者が目的の情報へ効率的に到達できるように設計された模範的な目次構造であり、提案手法が目指すべき大見出し構造の参考として機能すると考えられるためである。

元のマニュアルの各ページは、図1に示すように、タイトルと、テキスト、図、表などを含む多様な要素で構成されている。図1は実際の製品マニュアルの一ページであり、タイトル部分、本文テキストの他に、ソフトウェアのスクリーンショットやアイコンなどの図的要素が含まれていることが確認できる。提案手法は入力としてテキスト情報を利用するため、これらのマニュアルページからテキスト情報を抽出し、タイトルと本文をペアとするデータセットを構築している。この変換プロセスにおいて、実際のマニュアルでは図、表、箇条書き内のシンボルといった非テキスト要素、およびそれらに関連するレイアウト情報は、現状の手法では直接的な処理が困難であるため、本研究の対象範囲外としてテキスト抽出時に除外している。データセットのページの例を表1に示す。

#### 新規マニュアルを作成する

テキストや画像を配置するためのマニュアルを作成します。

1つのワークスペース内に、複数のマニュアルを作成することができます。作成できるマニュアルの上限数は、ご契約のプランによって異なります。

- スタンダードプランの方マニュアルを新規作成する
- プレミアムプランの方マニュアルを新規作成する

スタンダードプランの方マニュアルを新規作成する

図1 マニュアルのページの具体例

表1 データセットにおけるページの構成例

タイトル	新規マニュアルを作成する
本文	テキストや画像を配置するためのマニュアルを作成します。1つのワークスペース内に、複数のマニュアルを作成することができます。作成できるマニュアルの上限数は、ご契約のプランによって異なります。 (省略)

#### 5. 実験

##### 5.1 実験目的

本実験は、2つの目的を掲げて実施する。第一の目的は、提案手法を用いて、体系化されていないマニュアルデータから大見出しを生成した際に、その結果がマニュアル作成の専門家が通常業務の中でも特に重視する情報分類や記載順序の基準をどの程度満たせるのかを確認することである。すなわち、専門家が暗黙的に持つ知識や経験に基づく構成原則を、提案手法がどの程度再現できるかを検証する。第二の目的は、現在広く利用されている複数の主要なLLMを用いて同様に大見出し生成タスクを実行し、それぞれのモデルが出力する結果の傾向や特性、そしてモデル間で見られる差異を比較検討することである。これにより、モデルの特性が目次構造の品質に与える影響を考察する。

##### 5.2 実験設定

本実験で使用するデータセットは、4章で詳細を述べた“はたらきかたエディター ヘルプセンター”の未体系化マニュアルデータである。

大見出しの生成には、以下の4種類のLLMを利用した。これらのモデルは、現時点で広範なアクセスが可能であり、それぞれが異なる内部アーキテクチャや学習データに基づいて構築されているため、生成される大見出しの多様な傾向を比較し、モデル間の特性差を分析する上で適していると判断し選定した。

- GPT-4.1 (gpt-4.1-2025-04-14)
- OpenAI o3 (o3-2025-04-16)
- Gemini 2.5 Flash (gemini-2.5-flash-preview-04-17)
- Claude 3.7 Sonnet (claude-3-7-sonnet-20250219)

推論処理における主要なパラメータとして、temperatureの値を0.0に設定した。この設定は、モデル出力のランダム性を抑制し、同一入力に対して常に同じ結果を生成させることで、実験結果の再現性を確保することを目的としている。ただし、OpenAI o3モデルについては、temperatureパラメータの設定に対応していないため、本実験ではこのパラメータを指定せずにデフォルト設定のまま使用した。

##### 5.3 評価方法

生成された大見出しの品質評価は、人手による定性的な分析を主として実施した。具体的には、各LLMが生成した大見出しを、実験対象である“はたらきかたエディター ヘルプセンター”の元のマニュアルが持つ大見出し（表2）、およびマニュアル作成の専門家が一般的に理想的と

考える大見出しの双方と比較検討する。ここで言う理想と考える目次構造とは、マニュアル利用者のユーザビリティと情報アクセスの効率性を最大化する観点から、本研究で着目する情報分類や記載順序に基づいて設計された構造を指す。

評価の具体的な観点は、主に以下の2点に集約される。

#### ● 専門家の基準の反映度

提案手法のプロンプトに組み込まれた専門家の知見を、生成された大見出しがどの程度の確に反映できているかを評価する。具体的には、大見出しの名称とその順序、グルーピングの妥当性などを確認する。

#### ● 全体構造の分かりやすさ

生成された大見出しが、マニュアルの利用者が情報を探しやすく、内容を直感的に理解できるような、論理的で一貫性のある流れになっているかを評価する。大見出しの粒度や網羅性、順序の自然さ、専門用語と平易な表現のバランスなども考慮する。

### 5.4 実験結果

元のマニュアルの目次構造を表2に示す。各LLMを用いて提案手法により生成した大見出しの結果を、モデルごとに表3, 4, 5, 6に示す。

これらの実験結果から、提案手法によって、プロンプトで指示した専門家の基準がある程度反映された大見出しが生成される傾向が確認された。例えば、多くのモデルで、導入（例えば“はじめに”や“利用開始ガイド”）、基本機能（例えば“ページ編集”）、応用機能や管理（例えば“権限管理”）、サポート情報（例えば“トラブルシューティング”や“FAQ”）といった、一般的なマニュアルの構成原則に沿った章立てが生成された。これは、提案手法が単なるキーワード抽出に留まらず、内容の理解に基づいた構造化を試みていることを示唆する。

さらに注目すべきは、生成された大見出しが全体的な俯瞰情報から始まり、利用者の知識が段階的に向上するにつれて、より高度な情報を提供するよう体系的に順序付けられている傾向が見られることである。具体的には、まずマニュアルの全体像や利用開始に必要な“導入”に関する項目が配置され、続いて利用者が目的達成のためにまず必要とする基本的なタスク指向の機能説明が提示される。その後、より専門的な“応用機能や管理”に関する情報へと移行し、最終的に問題解決のための“トラブルシューティング”や“FAQ”などのサポート情報が配置される。このような順序付けは、利用者がマニュアルを通読する際に、徐々に知識を深め、必要な情報に効率的にアクセスできるようなものである。これは、プロンプトに組み込まれた専門家の知見、特に“ユーザ中心設計に関する考慮事項”が、LLMによって深く解釈され、再現された結果であると考えられる。

また、利用者が特定のタスクを完了するために必要な情報を中心に据えた順序（タスク指向性）や、簡潔かつ具体的に内容を把握しやすい見出しが生成された事例も見られ、提案手法の有効性を示す結果が得られた。例えば、GPT-4.1では“マニュアルの構成と編集の基本”のように、利用者の行動を意識した見出しが生成される傾向がある。生

成された目次が、元のマニュアル構造と類似性を持つ部分もあったが、これは元のマニュアルもある程度の標準的な構成に基づいているためと考えられる。一方で、専門家が重視するタスク指向性といった概念を、プロンプトを通じてLLMが解釈し、再現しようとする試みも確認できた。

複数のLLMを用いた比較からは、モデル間で生成された大見出しの傾向に明確な差異が観察された。例えば、GPT-4.1は比較的項目数が少なく、全体を簡潔にまとめる傾向がある。一方、OpenAI o3やGemini 2.5 Flashは、より詳細な項目を多く含み、階層構造も比較的深くなる。Claude 3.7 Sonnetは、項目数、詳細度、構成の網羅性の観点から、比較的バランスの取れた結果を生成している。これらの差異は、各モデルのアーキテクチャ、学習データ、そしてプロンプトに対する解釈や応答生成の特性の違いに起因すると考察する。

表2 元のマニュアルの大見出し

No.	タイトル
1.	マニュアル編集開始から公開までの流れ
2.	パスワードを設定する
3.	自分のアカウント情報を変更する
4.	ワークスペースを作成する
5.	新規マニュアルを作成する
6.	ツリー（目次）を作成する
7.	ページを編集する
8.	応用の使いかた
9.	確認・公開する
10.	管理者向け
11.	翻訳機能（プレミアムプラン）
12.	よくあるお問い合わせ
13.	ヘルプセンターお問い合わせフォーム
14.	アップデート情報

表3 生成された大見出し (GPT-4.1)

No.	タイトル
1.	はじめに・概要
2.	導入・初期設定
3.	マニュアルの構成と編集の基本
4.	ファイル・画像・動画の管理と活用
5.	翻訳・多言語対応
6.	公開・バックアップ・データ管理
7.	ユーザー・権限管理
8.	FAQ（よくある質問）
9.	補足情報・サポート・仕様・契約

### 6. おわりに

本研究では、大規模言語モデルを用いたマニュアル向け大見出しの自動生成手法を提案した。利用者が情報を探しやすく理解しやすい目次を作成するには専門的な知識や技術が必要であり、多くの時間とコストがかかるという課題が存在する。また、属人化や品質のばらつきが生じやすく、マニュアル作成の経験が少ない人にとっては利用者が理解しやすいものを作るのが難しい状況がある。上記の背景のもと、本研究では情報探索効率の高い目次作成を支援することを目的とした。

表4 生成された大見出し (OpenAI o3)

No.	タイトル
1.	はじめに・ヘルプセンターの利用方法
2.	アカウント登録とログイン
3.	契約・プラン管理と管理者設定
4.	ワークスペースの作成と管理
5.	メンバーと権限の管理
6.	マニュアルの作成と構造設計
7.	ページ編集の基本操作
8.	画像・動画・ファイルと埋め込みコンテンツ
9.	応用編集・効率化機能
10.	翻訳と多言語運用
11.	バージョン管理・バックアップ・公開
12.	FAQ集
13.	サポート・付録
14.	リリースノート

表5 生成された大見出し (Gemini 2.5 Flash)

No.	タイトル
1.	利用開始ガイド
2.	ワークスペースの管理
3.	マニュアルの管理
4.	ユーザー管理
5.	ページ編集
6.	翻訳機能
7.	データのバックアップと読み込み
8.	公開と出力
9.	管理機能
10.	契約・サービス
11.	更新情報
12.	FAQ

表6 生成された大見出し (Claude 3.7 Sonnet)

No.	タイトル
1.	はじめに
2.	はたらきかたエディターの基本
3.	ユーザー管理と権限設定
4.	マニュアル編集の基本
5.	コンテンツ作成と編集
6.	トップページとレイアウト設計
7.	翻訳機能と多言語対応
8.	マニュアルの公開と出力
9.	管理機能
10.	FAQ
11.	サポート情報

提案手法は、未体系化されたマニュアルデータから、マニュアル作成の専門家が使用する“情報分類”と“記載順序”の基準を反映した目次、特に大見出しを、LLMを用いて自動生成するものである。具体的には、入力された各ページのタイトルと本文から要約文を生成し、その要約文とマニュアル構成の原則（標準的な構成例、ユーザ中心設計に関する考慮事項、構造化と情報グルーピングに関する要件など）を反映させたプロンプトを用いて大見出し構造を生成する。この過程で、専門家の知見はプロンプトに組み

込まれた。提案手法を実際のマニュアルデータに適用した実験の結果、プロンプトで指定した専門家基準に則った大見出しが生成可能であることが確認できた。例えば、タスク指向性のある並びや簡潔な見出しが生成されるなど、専門家が使用する技術や考え方を再現できる側面が見られた。これにより、未体系化マニュアルからの大見出し作成を実現できることが示された。本研究の実験範囲内では、実際のマニュアルに近いページ分類や順序付けを実現できたと言える。

本研究では大見出しに焦点を当てたが、今後は提案手法を中見出しや小見出しといった下位階層にも適用し、目次全体の自動生成を目指す。そして、まだ言語化されていない専門家の暗黙知的な基準をさらにプロンプトに反映させるための研究を進める必要がある。また、個別のマニュアルにおける精度向上を図るためには、マニュアルの説明対象に関する情報や想定される利用場面の情報の追加が有効である可能性が示唆されている。さらに、汎用的な基準に加えて、個別のマニュアルの特性や対象読者に合わせた微調整が可能な、より柔軟な支援フローを確立することも重要となる。

#### 参考文献

- [1] Cong Li, Ji-Rong Wen, and Hang Li. Text classification using stochastic keyword generation. In Proceedings of the Twentieth International Conference on International Conference on Machine Learning, ICML'03, p. 464–471. AAAI Press, 2003.
- [2] Yue Yu, Yuchen Zhuang, Rongzhi Zhang, Yu Meng, Jiaming Shen, and Chao Zhang. ReGen: Zero-Shot Text Classification via Training Data Generation with Progressive Dense Retrieval. 2023.
- [3] Microsoft Azure. Custom text classification - Azure AI services. <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/ai-services/language-service/custom-text-classification/overview>. (Accessed: 2025-06-02).
- [4] Google. Google AI Edge - Gemini API. <https://ai.google.dev/edge>. (Accessed: 2025-06-02).
- [5] Zoltán Szilávik, Anastasios Tombros, and Mounia Lalmas. Feature- and Query-Based Table of Contents Generation for XML Documents. Vol. 4425, pp. 456–467, 04 2007.
- [6] Trudi Miller, Gony Leroy, and Elizabeth Wood. Dynamic Generation of a Table of Contents with Consumer-Friendly Labels. AMIA ...Annual Symposium proceedings, Vol. 2006, pp. 559–63, 02 2006.
- [7] 鈴木就斗, 狩野芳伸. 見出し階層性を考慮したウェブ記事目次テキストの自動生成. 人工知能学会全国大会論文集, No. 37, 2023.
- [8] Jinyu Wang, Jingjing Fu, Rui Wang, Lei Song, and Jiang Bian. PIKE-RAG: sPeclalized KnowledgeE and Rationale Augmented Generation, 2025.
- [9] Chuwei Luo, Yufan Shen, Zhaoqing Zhu, Qi Zheng, Zhi Yu, and Cong Yao. LayoutLLM: Layout Instruction Tuning with Large Language Models for Document Understanding, 2024.
- [10] Xiaobao Wu, Fengjun Pan, Thong Nguyen, Yichao Feng, Chaoqun Liu, Cong-Duy Nguyen, and Anh Tuan Luu. On the affinity, rationality, and diversity of hierarchical topic modeling. In Proceedings of the Thirty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence and Thirty-Sixth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence and Fourteenth Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence, AAAI'24/IAAI'24/EAAI'24. AAAI Press, 2024.
- [11] テクニカルコミュニケーター協会. 日本語スタイルガイド. テクニカルコミュニケーター協会出版事業部, 第3版, 2016.
- [12] YAMAGATA 株式会社. はたらきかたエディター ヘルプセンター. <https://www.how2work.jp/helpcenter/>, 2025. (Accessed: 2025-06-02).