

# 画像とテキストからの手順オントロジーの自動構築

菊池 泰成<sup>†</sup> 福田 悟志<sup>†</sup> 難波 英嗣<sup>†</sup>

中央大学理工学研究科<sup>†</sup>

## 1. はじめに

一般にオントロジーの人手による構築は非常にコストがかかる。このため、テキストデータベースからオントロジーを自動的に構築する様々な手法が提案されてきた。しかし、手順に関する知識を体系化する試みは、ほとんどなかった。本研究では、多言語の特許技術から手順オントロジーを自動構築する手法を提案する。(1)大規模言語モデルを用いて特許中にあるフローチャート画像と要約からグラフ形式で手順情報を抽出する。(2)複数の関連特許から抽出された手順グラフのノードを統合・整理することで手順オントロジーを構築する。

## 2. 関連研究

Sebastian ら[1]は、特許において特定分野の先行技術の検索のためのグラフベースの検索エンジンを提案している。このモデルでは、特許審査官によって作成された引用文献情報を利用することで、各特許技術において関連性の高い技術情報を収集し、発明間の関連する請求項における技術的特徴を記述したツリー形式のグラフを生成する。本研究では、入力として画像データを利用することで視認性の高いグラフを生成する。

Zejie ら[2]は、テキスト付きフローチャート画像から手順を示すソースコードを生成するモデルを提案している。このモデルでは、コード生成において Image2Code の形式で構築した FC2Code というデータセットを利用している。本研究では、日本語ベース画像に対する OCR 精度の懸念からフローチャート画像に加えて要約文を利用することで詳細な手順情報を補完する。

## 3. 提案手法

本研究では、特許中のフローチャート画像と要約からのグラフ形式の手順情報の抽出および、関連特許から抽出された手順グラフの統合の 2 ステップで手順オントロジーを自動構築する。

## 3.1 特許中のフローチャート画像と要約からの手順情報の抽出

GPT-4 Turbo with vision を用いて、フローチャート画像と要約から手順情報を抽出し、ノード間の関係を示す手順グラフを生成する。GPT-4 Turbo with vision に対して、フローチャート画像および要約をプロンプトとして与えることで、各ノードの詳細な情報とノード間の関係を示すエッジの情報を抽出した手順テキストを出力する。

Prompt: この画像からノードとエッジを抽出し、列挙してください。以下は、この画像の説明文です。ノードとエッジの表現は、できる限り以下のテキストを利用してください。

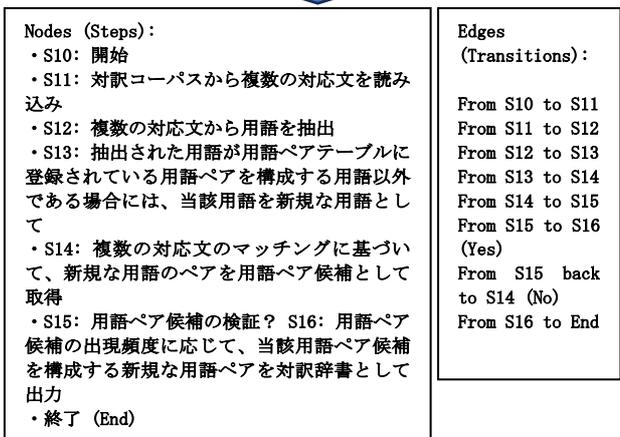
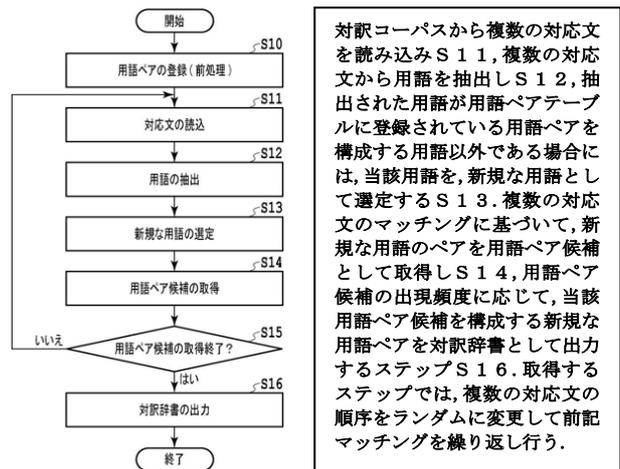


図 2. 手順テキストの出力例

## 3.2 複数の手順情報の統合

我々はこれまでに[3]の研究において、特許中の代表図面がフローチャート画像か否かを自動

Automatic construction of procedure ontologies from images and text  
Kikuchi Taisei<sup>†</sup> Fukuda Satoshi<sup>†</sup> Nanba Hidetsuhgu<sup>†</sup>  
Chuo University, Graduate School of Science and Engineering<sup>†</sup>

的に識別し、さらにその説明文を自動生成する研究を行った。そこで、[3]のシステムにより判別された同一 F タームが付与されている特許技術のフローチャート画像において、抽出した手順テキストを基に類似する手順グラフを統合する。手順グラフの生成には、ダイアグラム生成ツールである Mermaid Live Editor を利用する。

#### 4. 実験・結果

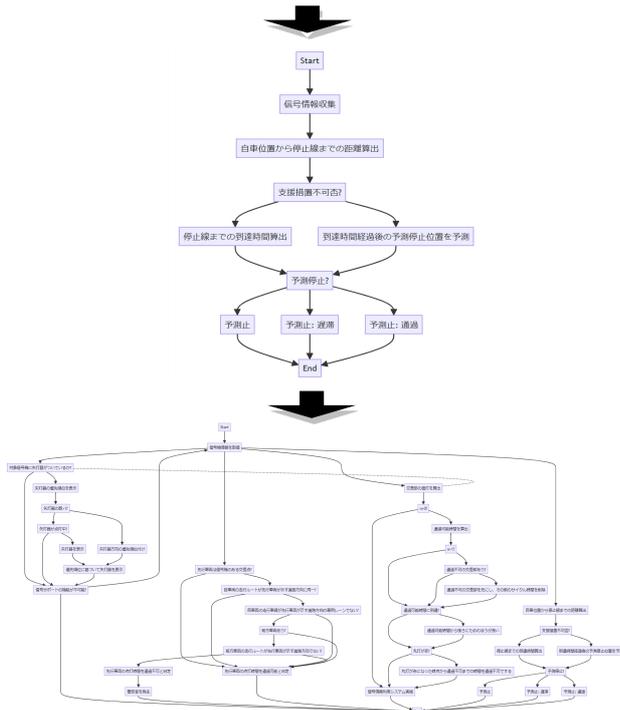
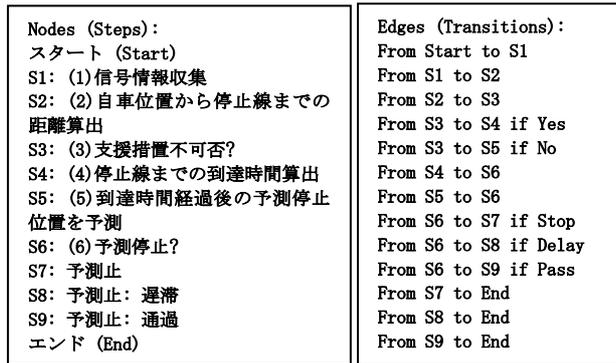


図 3. F ターム : 5H181AA01(自動運転)において特開 2010-092295, 特開 2010-097269, 特開 2010-198197, 特開 2013-218429 を対応付けて生成したグラフ

#### 参考文献

[1] Sebastian, Björkqvist., and Juho, Kallio.: Building a Graph-Based Patent Search Engine, Proc. 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information, pp.3300-3304, (2023).

F タームが 5H181AA01(自動運転)を付与されている特許において代表図面がフローチャート画像である特許 686 件を抽出した。また、同一 F タームの中でも、技術内容が近い特許 39 件を手手で抽出し、複数の特許において手順グラフを統合した。

もとの要約と GPT-4 Turbo with vision により抽出された手順テキストとの cos 類似度を算出したところ、平均で 0.798 であった。また、図 3 より、GPT-4 Turbo with vision により抽出された手順テキストを基に Mermaid Live Editor により手順グラフを生成し、手順グラフを統合した。視認性の高い手順グラフの生成に成功したが、GPT-4 Turbo with vision の OCR によるフローチャート画像からエッジ情報の抽出精度による手順テキストの生成精度が十分ではないと分かった。また、手順グラフの統合においては、単に特許の内容が近い技術の手順テキストをまとめるだけでは関連技術の手順情報の可視化としては不十分であると考えられる。

#### 5. おわりに

本論文では、特許技術からの手順オントロジーの自動構築に取り組んだ。手順情報の抽出において、フローチャート画像および要約のセットを入力することで、各ノード間の関係を示す詳細な手順情報として抽出することが可能であると分かった。

今後の課題としては、米国特許など複数言語の特許に適用することが挙げられる。また、複数の特許の対応付けにおいて、同一組織から出願された特許や同一 IPC, F タームの特許の対応付けにより、関連特許の統合の粒度を調整することが考えられる。また、手順テキストの類似度評価を含めることで相互に関連しあう手順グラフとしてまとめることが可能になると考えられる。さらに、情報検索などのタスクベースでの評価方法の検討が必要である。

[2] Zejie Liu., Xiaoyu, Hu., Deyu, Zhou., Lin, Li., Xu, Zhang., and Yanzheng, Xiang.: Code Generation From Flowcharts with Texts: A Benchmark Dataset and An Approach, Proc. Association for Computational Linguistics: EMNLP 2022, pp. 6069- 6077, (2022).

[3] Nanba, H., Kubo, S., and Fukuda, S.: Automatic Generation of Explanatory Text from Flowchart Images in Patents, Proc. 4th Workshop on Patent Text Mining and Semantic Technologies (PatentSemTech 2023) in conjunction with SIGIR 2023, (2023).