

特許分類の自動推定に向けた取り組み

—特許分類の階層構造を利用した自動推定—

Efforts toward automated classification of patent documents

一般財団法人工業所有権協力センター 研究所総括研究員 **小林 英司**

PROFILE

平成 25 年 7 月より現職

1 はじめに

一般財団法人工業所有権協力センター（IPCC：Industrial Property Cooperation Center、以下「財団」という。）の研究所では、財団の主たる事業である特許文献の検索事業、分類付与事業の効率化及び高精度化をめざし、独自データ資産を整備するとともに、それらの一層の活用手法を検討している。

特許文献の検索には IPC、FI、F ターム等の分類を用いるが、分類は技術の発展に追隨するために時宜を捉えて改正を行うことが必須であり、分類改正を行った場合には、過去の文献に新たな分類を付与（再解析）する必要がある。そして、再解析すべき対象案件が年々増え続けている中、再解析にはより一層の期間及びコストが必要となっており、新たな分類体系を用いて検索できるのは、何年も先という現状がある。

そのような状況を踏まえ、財団では、分類付与業務の効率化及び高精度化を目的とした、機械学習による自動分類推定に関する調査研究を継続的に行っており、Japio YEAR BOOK 2013 では、公開公報のテキストデータを用いた機械学習による自動分類推定に関する調査研究について紹介した。

本稿では、これまでの自動分類推定に係る調査研究の結果や課題等を踏まえて実施した、特許分類の階層構造を利用した自動分類推定の概要について報告する。

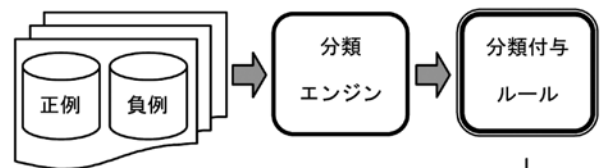
2 機械学習による特許分類の自動推定手法

まず一連の研究の基礎となる、特許分類の自動推定手法について紹介する。

本研究では、機械学習技術を自動分類推定に取り入れている。特許文献に付与されている分類情報を正解データとして機械が自動学習し分類付与ルールを作成、そして、その分類付与ルールに基づいて、新たな特許文献に対して機械が分類を付与（推定）するというものである。

ここで、正解データのうち、所定の分類が付与されているものを「正例」、逆に、所定の分類が付与されていないものを「負例」と呼ぶ。

① 学習



② 推定

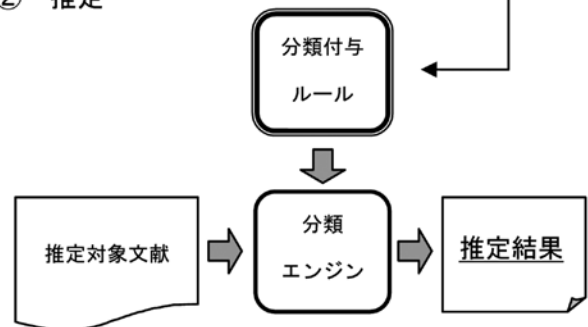


図 1 機械学習による自動分類推定システム

3 自動推定結果の評価手法

システムによる分類推定の結果は、システムが推定した分類と、(人手で付与した) 正解分類とを突き合わせて評価した。

- ・ Precision (精度) …付与すると推定したもののうち、正解分類に存在していた割合。割合が高いと、ノイズが少ないと評価できる。
- ・ Recall (再現率) …正解分類に存在したもののうち、付与すると推定できた分類の割合。割合が高いと、漏れが少ないと評価できる。
- ・ F 値 (Precision と Recall の調和平均) …下記式で示される、Precision と Recall との総合評価値。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

4 自動分類推定システムの課題

これまで、所定の分類を付与した根拠箇所(段落)や、公報に記載されている明細書全体を学習データとして用いた機械学習による自動分類推定を実施し、一定の成果が得られている。

表 1 機械学習による推定結果 (F ターム)

F タームテーマ	F 値	
	公報テキストデータ	付与根拠データ
テーマA (光学系)	0.537	0.562
テーマB (機械系)	0.520	0.541
テーマC (化学系)	0.620	0.397
テーマD (電気系)	0.399	0.365

しかしながら、表1のとおり、テーマによって精度のばらつきがあり、機械が推定した分類を正解分類とみなすレベルには至っておらず、Japio YEAR BOOK 2013で紹介した「TF・IDF法」を採用することで推定精度を向上させた場合でも、F値が0.5前後の技術分野があり、とりわけF値が低い技術分野におけるさらなる精度向上が、課題となっている。

5 特許分類 (FI・F ターム) の構造

日本国特許庁では、国際特許分類 (IPC) をベースに細展開した「FI (File Index)」と、技術分野 (テーマ) 別に様々な観点で細分類した「F ターム (File Forming Term)」を特許分類として採用している。

これらの特許分類は、独立行政法人工業所有権情報・研修館 (INPIT) が提供している特許電子図書館 (IPDL) の特許マップガイド (PMGS) で参照することができる。

図2及び図3からも分かるように、FI及びFタームは、ドット「・」で示される上位・下位の階層情報を持った分類構造となっている。



図 2 FI の参照例 (PMGS より)



図 3 F タームの参照例 (PMGS より)

6 階層構造を利用した自動分類推定

個々のタームの推定精度は低い場合であっても、そのタームの上位階層のタームの推定精度が高いことが経験則上判明していたため、まず上位階層のタームについて機械推定し、付与すべきと推定した場合はさらにその下位階層において機械推定する方式、すなわち、分類の階層構造を考慮した自動分類推定を試みた。

(1) 学習

これまでの研究では、あるタームが付与されている明細書（全文テキスト）を正例とし、当該タームが付与されていない明細書を負例として、機械に対する学習を実施していたが、階層構造を考慮するため、あるターム及びそのタームの下位階層に位置するタームが付与されている明細書を正例とし、当該Fタームと兄弟関係にあるFタームが付与されている文献を負例とした。

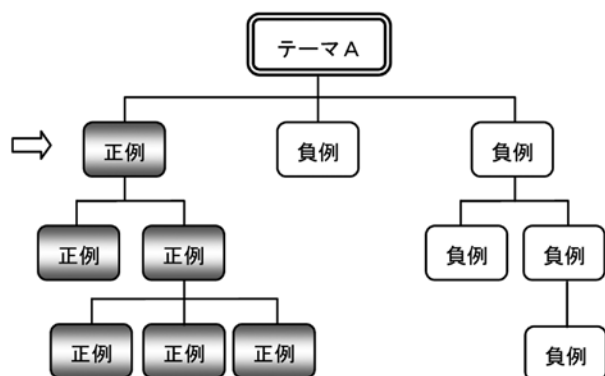


図4 分類階層構造における正例・負例の考え方

(2) 推定

推定フェーズにおいても階層構造の考え方を取り入れ、以下の流れで分類推定を実施した。

- ① ドット0のFタームに対して分類推定を実施。この際、ドット0以下には何らかのFタームが存在することから、例えば、AA00及びその下位ターム（AA00配下）に付与するかどうか推定する
- ② 推定されたドット0のFタームの下位であるドット1のFタームについて分類推定を実施。ドット0と同様、下位タームがある場合は〇〇配下に付与するかどうか推定し、下位タームが無い場合は、そのターム自体を付与するかどうか推定する
- ③ 以降同様に、ドット1、2…について分類推定を

実施し、下位Fタームが無くなるまで、又は、機械が下位に位置するFターム全てに対して付与しないと判断するまで繰り返す

- ④ 最終的に付与すると推定したFタームを、機械推定の結果とする

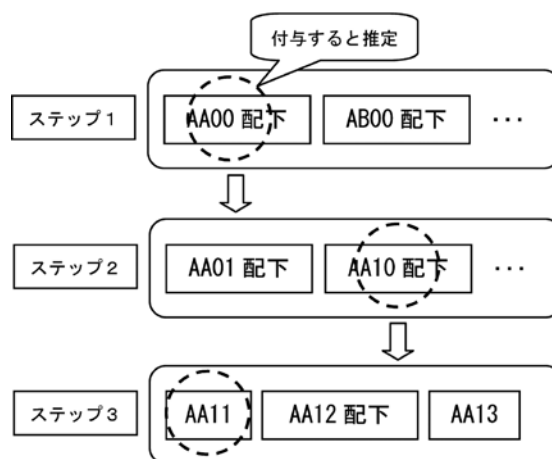


図5 分類階層構造を利用した機械推定の考え方

7 結果

付与ルール（分類付与にあたっての取り決め）が特殊でない2テーマを選定し、従来の自動分類推定と、分類階層構造を利用した分類自動推定を実施した。推定結果の正解／不正解は、推定したFタームが正解Fタームと一致するか否かで判断するが、後者には「〇〇配下」という推定結果となる場合があるため、その場合は、〇〇配下に正解Fタームが存在するか否かで推定結果の正解／不正解を判断した。

個々のFタームの推定結果と、〇〇配下と推定した結果を表2、3に示す。なお、〇〇配下と推定する場合はRecallを評価することができないため、Precisionを求めるとともに、〇〇配下によって、どれほどFタームを絞り込んでいるかを絞込率として算出した（値が小さいほど絞り込んでいると評価できる）。

表2 個々のFタームの推定結果の比較

Fタームテーマ	F値	
	学習・推定フェーズに分類階層構造を利用	分類階層構造を考慮しない(従来)
テーマE (機械系)	0.592	0.587
テーマF (化学系)	0.531	0.531

表3 ○○配下と推定した結果

Fタームテーマ	ターム数	Precision	絞込率
テーマE (機械系)	400	0.475	6.4%
テーマF (化学系)	257	0.478	4.5%

$$\text{絞込率} = \frac{\text{○○配下内のFタームの個数}}{\text{テーマ内のFタームの個数}}$$

正例数が少ないため、F値自体低いが、分類階層構造を利用すると、いずれのテーマもF値が若干向上していることが分かる。

従来の自動分類推定手法は、分類階層構造を利用したものと学習方法及び推定方法が異なるため、同条件での比較とならないが、この結果から、正例・負例の選択において分類階層構造を取り入れることが有効に機能していると評価できる。

○○配下と推定した結果から、いずれのテーマも絞込率は低い一方で、Precisionの値から、ノイズも一定程度存在することが分かる。すなわち、本研究の分類エンジンは、下位層のタームまで推定し、その結果、ノイズが増える傾向にあると言える。

8 おわりに

従来は、個々のFタームを機械に推定させる研究を進めてきたが、今回は○○配下という一定範囲まで機械に分類を推定させ、その後、配下にある個々のFタームを手で判断するという機械と人の協働を想定した自動分類推定を試みた。

7. で示したとおり、個々のFタームに対する推定は従来レベルを担保しているが、○○配下とする推定においては、よく絞り込めているものの（＝人手による分類付与作業負担が少ない）ノイズは少ないとは言えず、実務への活用には課題が残っている。

実用化には、分類エンジンが提示した推定範囲をどのように扱うか検討するとともに、それによるPrecisionの値を意識した分類エンジンの閾値の調整等が必要になると考えられる。