

Title	特許情報分析による組織内外技術系人材の可視化
Author(s)	岸, 和人; 余平, 哲也; 平野, 由希子; 山田, 勝幸; 伊藤, 達雄; 加藤, 勉
Citation	年次学術大会講演要旨集, 39: 317-320
Issue Date	2024-10-26
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/19506
Rights	本著作物は研究・イノベーション学会の許可のもとに掲載するものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Research Policy and Innovation Management.
Description	一般講演要旨

1 D 2 3

特許情報分析による組織内外技術系人材の可視化

○岸和人, 余平哲也, 平野由希子, 山田勝幸, 伊藤達雄, 加藤勉 (株式会社リコー)

kkishi@jp.ricoh.com

1. はじめに

1-1. 背景

技術系人材及び組織構成の客観的な評価は、人的資源の最適活用など企業の技術経営やR&Dマネジメントに大きな寄与があるとともに、競合分析やM&A時のデューデリジェンスにも貢献するため、特に社外の技術系人材の評価は重要である。このため技術系組織や人材の客観的な評価手法として、公開特許情報を用いる試みは従来から行われており、比較的把握が困難な組織外の人材への適用も可能なことが示されている。

本稿は、公開特許の発明者情報を活用したネットワーク分析を用いて、組織内外の技術系キーマンを効果的・効率的に可視化・特定する手法に関する。特に、実務的な場面で分析結果を生成AIを用いることで効率的に客観的な解釈支援を行う手法を提案する。

1-2. 課題

特許情報のネットワーク分析手法は、学術的には活発な議論と提案が行われその有効性が示されている。また、多量のデータに対して数理解析的な作業を行う分析ツールは無償または低価格で入手可能であり、比較的容易に分析結果を得ることができる。

一方で、適切なツールと分析手法の選定及び条件設定ができたとしても、ネットワーク分析の結果を正しく解釈して実際のビジネス戦略に反映するには相応の専門知識が必要となり、実務で広く展開する際の課題となっていた。

1-3. 目的

本稿では上記課題に対応するため、特許情報のネットワーク分析結果データに生成AIを適用して、重要人材の選定など分析結果データの解釈を支援する手法を提案する。この手法により、高度なネットワーク分析理論など専門的な知識が十分でない実務者でも、分析結果を客観的効率的に解釈できることを示す。従来は学術的な領域に留まっていた研究成果を実務に容易に活用できるようになり、結果として技術人材の評価と活用におけるネットワーク分析手法の適用範囲が拡大することが期待される。

2. これまでの関連研究

2-1. 特許情報を用いた技術開発状況の分析

特許情報を技術開発の状況把握に利用する手法は従来からその有用性が提示されてきた。参考文献1および2では、特許情報に対して、テキストマイニングとネットワーク分析を適用した例の紹介がある。

特許の技術情報に対してテキストマイニングを適用し、ある技術領域における重要な技術用語や概念を抽出する全体俯瞰が可能となる。類似度計算に基づくクラスタリングを用いて、関連特許技術のグループ化や技術トレンドの可視化が可能となり、保有する技術領域の俯瞰的な把握が実現し、企業の知財ポートフォリオ分析に活用できる。

また、特許の発明者情報に対してもネットワーク分析等を適用し、発明者や組織の関係性を構造化して把握ができる。発明者のつながりを時系列で可視化して技術開発体制の俯瞰的に把握し、技術開発の組織構造や重要な発明者の特定及び、組織内外の協力関係の分析活用する例が紹介されている。

これら特許情報を用いた分析を行うことで、企業の知財戦略立案や競合分析、さらには新規事業領域の探索など、多様な目的に応じた特許情報の戦略的活用の実現性が示されてきた。

2-2. ネットワーク分析の実施

ネットワーク分析では、統計解析言語の“R”その他オープンソースツールを活用することで、低コストで柔軟な環境を整備することが可能である。これにより、企業規模や予算に関わらず、高度な特許情

報分析を実施する環境が比較的容易に構築可能である。しかし、実際には文献1にも記載の通り「分析担当者の知識・知見を反映することで、初めて真に役立つ分析が可能」であることが述べられている。

2-3. AI によるデータの解釈支援

近年 AI を各種データの解釈支援に適用する事例が増えている。複雑なデータセットを分析し、重要なパターンや傾向を特定して、わかりやすい言葉で説明させている。例えば医療分野では、X線など医療画像の分析から異常を検出し、専門医でない医師などの診断を補助している。この他、契約文書のチェックと分析に AI を適用し、不利な条件や、法的リスクを持つ条項を自動的に指摘するなど、専門的な知識を必要とする業務を大幅に効率化するサービスなどである。

3. 提案手法

今回はネットワーク分析を生成 AI により解釈支援する手法を提案しており、次の2つの手順を進めた。手順1は従来から有用性が示されている特許発明者のネットワーク分析により分析結果データを得ること。手順2は、この分析結果データを生成 AI に解釈をさせ、客観的で有用な情報を得て判断を支援することである。

3.1 ネットワーク分析

発明者相互の繋がりを把握するネットワーク分析ツールとしては下記を利用し、ネットワーク図に加えて、GraphML ファイルを出力した。

- ・共起ネットワークデータ作成：KHcoder 3.02c、
- ・ネットワーク表示：Cytoscape 3.10.2

分析用データには、以下の実際の特許情報を用いた。ヒトの目視では判断が難しいやや複雑な結果データを得るため、データ件数はやや多い。

- ・データ：製造業 A 社の公開特許情報（件数：4037 件（1983～2021 年）、
- ・発明者総人数：2037 人）

3.2 分析結果データの作成手順

A 社の年間出願件数は約 50～300 件で、1 件あたり 1～15 人の連名で出願されている。この特許明細中の発明者連名情報を基に、共起ネットワーク分析を行い、技術開発におけるキーマンを可視化した。

分析手順は以下の通りである：

1. 発明者及びその共同発明者を含む特許データを KH Coder を用いて分析する。
2. 件数の多い上位約 200 名を表示する共起ネットワーク図を出力する。
3. 発明者間の繋がりの強さを示す Jaccard 係数を共起関係の数値として算出しておく。
4. 共起ネットワークを GraphML 形式のファイルとしても出力する。

ネットワーク図は、発明者間の連携状況と連携の強さに関する結果を視覚的に表現したものであり、以下の情報を視覚化している：

- ノードのサイズ：各発明者の出願件数
- エッジの太さと色：発明者間の Jaccard 係数（繋がりの強さ）

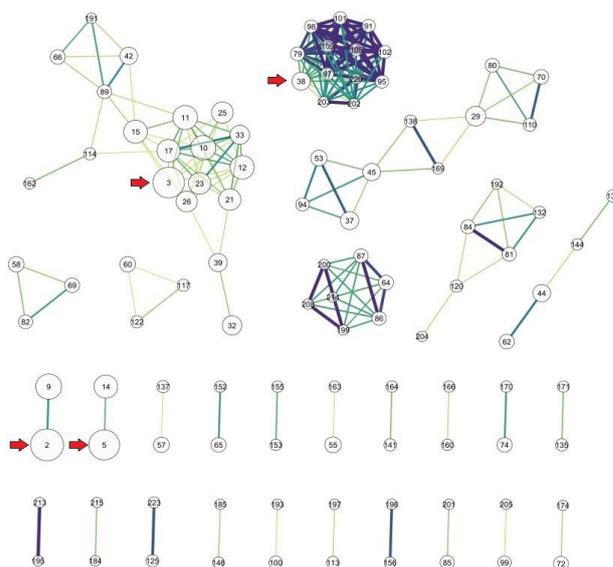


図 1. 共起ネットワーク図

```
6 <!-- Created by igraph -->
7 <key id="v_name" for="node" attr.name="name" attr.type="string"/>
8 <key id="v_lab" for="node" attr.name="lab" attr.type="string"/>
9 <key id="v_size" for="node" attr.name="size" attr.type="double"/>
10 <key id="v_com" for="node" attr.name="com" attr.type="string"/>
11 <key id="v_frequency" for="node" attr.name="frequency" attr.type="double"/>
12 <key id="v_x" for="node" attr.name="x" attr.type="double"/>
13 <key id="v_y" for="node" attr.name="y" attr.type="double"/>
14 <key id="e_weight" for="edge" attr.name="weight" attr.type="double"/>
15 <key id="e_line" for="edge" attr.name="line" attr.type="string"/>
16 <graph id="G" edgedefault="undirected">
17 <node id="n0">
18 <data key="v_name">2</data>
19 <data key="v_lab">[REDACTED]</data>
20 <data key="v_size">6.9282</data>
21 <data key="v_com">23</data>
22 <data key="v_frequency">48</data>
23 <data key="v_x">94.0105</data>
24 <data key="v_y">46.541</data>
25 </node>
26 <node id="n1">
27 <data key="v_name">9</data>
28 <data key="v_lab">[REDACTED]</data>
29 <data key="v_size">5.4723</data>
30 <data key="v_com">23</data>
31 <data key="v_frequency">30</data>
32 <data key="v_x">44.1112</data>
33 <data key="v_y">43.8787</data>
34 </node>
35 <node id="n2">
36 <node id="n3">
37 <node id="n4">
```

図 2. graphML ファイル

3.2 ネットワーク分析結果のデータ

図1にネットワーク分析を行った結果の共起ネットワーク図を示す。発明者をノード（点）として、共同で発明したもの同士をエッジ（線）で接続して発明者同士の繋がりを可視化している。発明者同士の繋がりの強さは算出した jaccard 係数を用いており、線の太さと色の濃さで表現している。

また、KHcoder の機能により GraphML 形式でファイルにも出力した。GraphML ファイルはネットワークの状況を記述するファイル形式で、XML を使用して頂点及びエッジに関する情報を記述している。図2に出力した GraphML ファイルデータの一部を示す。

前記手順で作成した共起ネットワーク図により、組織内の協力関係や中心的な役割を果たす技術者の視覚的な把握が可能である。さらにネットワーク分析に関する知識を用いることで、客観的な根拠とともに重要な技術者を示すことができる。具体的には、ネットワーク分析として計算するネットワーク中心性指標や Jaccard 係数などを手がかりに、ネットワーク図から重要なノード（発明者）を客観的に特定して示していく。

3.3 分析結果の解釈の実際

しかし、前記手順で作成した図1の共起ネットワーク図だけから、重要な技術人材を意味するノード（発明者）を特定し客観的に説明するには課題があった。

主な課題は、分析者の専門知識と、図の複雑さの2点である。分析者にネットワーク分析に関する知識が不足している場合、重要ノードの判断根拠が不明確となる。

また、ネットワーク図が複雑になると、視覚的な情報の読み取りが困難となることである。例えば、上部中央のノードグループでは、多くのノード相互が強く結びついてエッジ（線）が入り組み、エッジ（線）が不明瞭で重要度の高いノードの識別が難しくなる。

生成 AI を結果データの解釈に支援する手法でも、上記の図の複雑さについては解決が難しい。

このため、提案する手法では、共起ネットワーク図に加えて GraphML ファイルを生成 AI への入力データとして使用した。GraphML ファイルには詳細なネットワーク分析結果のデータが含まれており、正確な定量的分析とネットワーク構造の詳細な考察が期待できる。

3.4 結果データの生成 AI による解釈支援

結果データの解釈支援には以下のツールを使用した。

- ・生成 AI : Claude 3.5 sonnet Team

結果データ解釈の手順は以下の通りである。

1. Jpeg で保存した共起ネットワーク図と、GraphML 形式データを生成 AI に登録
2. 生成 AI により、重要なノードを選定し根拠を示させる

4. 分析データの解釈結果

4.1 用いる結果データによる解釈結果の比較

表1に、選定されたノードとその根拠を示す。ネットワーク図だけの解釈と、GraphML を加えた解釈の結果を示す。

図のみの解釈ではその根拠が定性的であるのに対して、GraphML データも用いることで定量的・具体的にどの構造が根拠となっているかが示されている。

表1. 選定されたノード番号とその根拠

node	共起ネットワーク図のみ	共起ネットワーク図+GraphML
38 :	<ul style="list-style-type: none">・特徴:非常に大きなノード、多数の接続、中心近くに位置・解釈:多くの発明に関与し、広範な協力関係を持つ中心的な役割	<ul style="list-style-type: none">4. 発明者名 No. 38- 発明頻度:15件- 特徴:ネットワーク図で非常に中心的な位置- コミュニティ:24 (大きなクラスターの中心)- 協力関係:多数のノード (29, 38, 40-46) と強い結びつき (多くの Jaccard 係数が 1.0)

3 :	<ul style="list-style-type: none"> ・特徴：大きなノード、太い接続、中心に位置 ・解釈：多くの発明に関与し、強い協力関係を持つ複数クラスタの結節点 	1. 発明者名 No. 3 - 発明頻度：44 件 - 特徴：ネットワーク中心に位置し、多数のノードと接続 - コミュニティ：01（主要研究グループのリーダー推定） - 協力関係：発明者名 No. 10、No. 11 と強い結びつき
2 :	<ul style="list-style-type: none"> ・特徴：非常に大きなノード、少数だが太い接続 ・解釈：特定分野での強い影響力を持つ専門家 	2. 発明者名 No. 2 - 発明頻度：48 件（最高） - 特徴：ネットワーク図で大きなノードとして表示 - コミュニティ：23（別の主要研究グループ） - 協力関係：発明者名 No. 9 と強い結びつき (Jaccard = 0.625)
5 :	<ul style="list-style-type: none"> ・特徴：大きなノード、独立したクラスタの中心 ・解釈：特定技術分野のリーダー的存在 	3. 発明者名 No. 5 - 発明頻度：42 件 - 特徴：独立したクラスタの中心に位置 - コミュニティ：18（特定技術分野のリーダー候補） - 協力関係：発明者名 No. 14 と強い協力 (Jaccard= 0.488889)

5. 考察

5.1 ネットワーク図解釈の妥当性

ネットワーク図 1 でのノード 3, 2, 5 は、サイズも比較的大きく目立つため人力でも選定されやすい。しかし、ノード 38 は図 1 の上部中央の赤矢印部のノードがとても混み合った領域内で、視覚的に目立たないが重要な役割だと考えられる。このような見落としとしてしまいがちなノードを客観的な根拠とともに選定し提案する機能は大変有用と考えられる。

共起ネットワークに関する図及び GraphML データを生成 AI を用いて解釈の支援をさせることで、下記の課題がある状況でも、重要な技術系人材の特定に効果的であることが示された。

- 1) 分析者の専門知識が十分でない場合、2) 複雑なネットワーク構造図

5.2 ネットワーク分析とその意味

本来ネットワーク分析では、次のようなネットワーク中心性の指標を算出することで客観的な判断ができるとされているが、今回は指標値の算出はしていない。

- ・次数中心性、・固有ベクトル中心性、・媒介中心性、・近接中心性など

しかし、共起ネットワーク図を定性的に解釈で理解する主要な特徴とその意味は下記の通りで、表 1 で提示された根拠もこれに準じており妥当な結果といえる。

1. ノードの大きさ：発明や共同研究への関与度を示す。
2. 接続の数：協力関係の多様性を表す。
3. 接続の太さ：協力関係の強さを示す。
4. ネットワーク内の位置：中心性や橋渡しの役割を表す。

6. まとめ

今回提案する生成 AI を用いた解釈手法により、重要な技術者の特定とその役割、研究開発の組織構造や協力パターンの客観的な理解とこれらの洞察を客観的に支援する可能性を示すことができた。

今回は発明者同士のネットワーク構造から重要な発明者の特定に生成 AI の解釈支援を適用したが、共起ネットワーク分析は技術領域など技術ポートフォリオの分析に使われることが多いため、今後は人材だけでなく技術など多様なネットワーク構造の解釈支援など適用範囲の拡大が期待される。

7. 参考文献

- [1]中居隆,テキストマイニングによる知財ポートフォリオ分析,情報管理 vo.51 no.3(2008), pp.194-206
- [2]安藤俊幸,テキストマイニングと統計解析言語 R による特許情報の可視化情報管理 vo.52 no.1(2009), pp.20-31
- [3]Yurie Iino,Structural Analysis of R&D Division from Patent Documents,ICEBE'08 (2008),pp.423-428