

# M&A における企業間の技術的距離と イノベーション活動に関する関係性についての研究

## The Relationship between Technological Distance of Firms and Innovation Activities in Mergers and Acquisitions

玉川 希<sup>1</sup> 高橋 大志<sup>1</sup>

Nozomi Tamagawa<sup>1</sup>, Hiroshi Takahashi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 慶應義塾大学大学院経営管理研究科

<sup>1</sup>Graduate School of Business Administration, Keio University

**Abstract:** We analyze the relationship between the technological distance of firms and the innovation activities around mergers and acquisitions (M&A), focusing on the deals in Japan. In this analysis, we use natural language processing to analyze the patent document data and measure the technological distance while considering the quality of the patent. This analysis shows that in merger deals with more patents obtained by target firms than acquirers before the deals, innovation output declines significantly after the deal announcement. In addition, this group has a relatively small value of technological distance. The novelty in this paper is the measurement of technological distance using natural language processing, and the uncovering of conditions and characteristics that lead to a decline in innovation output after deal announcements.

## 1 背景

企業戦略において実行される M&A について、その重要な目的の 1 つに技術的な成果が挙げられる[1]. 技術的な成果として、研究開発における規模や範囲の経済の獲得、リスク分散などが議論されている[2]. Bena and Li (2014)は、技術的な重複は M&A の取引発生確率に正の影響を与えており、取引後に多くのイノベーションアウトプットを生み出すことを示している[3]. また、Ahuja and Katila (2001)は、獲得した知識ベースの絶対的な大きさがイノベーションアウトプットを向上させ、獲得した相対的な知識ベースの大きさがイノベーションアウトプットを減少させることを示している [4]. この原因として、相対的な知識ベースが大きい場合には、M&A 後の研究開発組織の統合がより困難となることを挙げている. このように、M&A と技術的な成果に関する研究について、様々な議論が行われているものの統一的な見解は存在していない.

これらの先行研究を踏まえて、本稿では大規模な特許データを用いて M&A 前後の買収企業、被買収企業のイノベーションアウトプットと企業間の技術的距離を計測し、M&A のタイプごとに傾向を比較、分析する. また、本稿では M&A における相対的な

知識ベースや、技術の類似性について着目し分析を行う. 具体的には、買収企業に対して被買収企業がより多くの特許数を保有している場合は、統合後に研究開発組織の統合が困難になることや研究開発の効率化のために重複する技術の削減が行われることにより、イノベーションアウトプットが低下することが考えられる. 加えて、両企業の技術が非常に似通っている場合では、M&A 後に研究開発の効率化が行いやすいことや、新たな技術の組み合わせが生まれにくいことから、イノベーションアウトプットは低下することが考えられる. これらを踏まえて、本稿では以下の仮説を検証する.

仮説 1: M&A 前における被買収企業の特許数が、買収企業よりも大きい場合は、M&A 後のイノベーションアウトプットが減少する.

仮説 2: M&A 後のイノベーションアウトプットが減少するグループは、買収企業と被買収企業の技術的距離が近い.

これらの仮説を検証し、M&A におけるイノベーションアウトプットと技術的距離の関係性について分析することを本稿の目的とする.

加えて、本稿においては、既存の指標では技術的

な詳細や細かな差異が見落とされるという先行研究の問題点を解消するため、特許の詳細情報を考慮した分析を行う。上記の先行研究では、分析において主に財務指標、産業分類、国際特許分類 (IPC) などの一定基準に基づく指標が利用されているが、製品や技術の詳細な内容を加味することが困難であるという課題がある。その一方で、近年の情報技術の進展によって非構造化データの活用が進んでおり、様々な分野への活用が行われている。具体的には、計算機シミュレーションによる分析を用いて、中央銀行や金融リスク管理が市場に与える影響についての議論が挙げられる[5]。他にも、Matsumoto et al. (2019)が特許文書ベクトルを用いて、企業の技術的な多角化の度合いについて計測するというアプローチを試みている[6]。このような背景から、本分析では特許文書を自然言語処理によって解析することで、特許文書ベクトルを算出し、買収企業と被買収企業間の技術的距離を定量的に測定する。これにより、従来は活用することが困難であった特許の抄録などのテキスト情報を分析対象とすることで、企業が持つ技術の詳細な内容を加味した分析を試みる。

## 2 データ

本稿では、特許データと M&A 案件のデータを使用する。まず、特許データは 1987 年から 2015 年までの Derwent World Patent Index (DWPI) を使用する。DWPI とは各技術の専門家による抄録、技術分類などを付加した特許二次データベースである[7]。従って、各技術専門家によって作成された DWPI の抄録を使用することで、特許申請者に依存せず客観的な視点で、特許文書を分析できるという利点がある。また、本稿では DWPI による抄録が付与されている特許データのみを分析の対象とする。

M&A 案件のデータは、Refinitiv Eikon のデータベースから取得する。以下に、本稿における分析対象とする M&A 案件の抽出方法について示す。まず、Refinitiv Eikon より 1990 年から 2012 年の間に案件の公表が行われており、日本企業 2 社の間で行われた案件サイズ 100 万米ドル以上の案件を抽出する。次に、それらの M&A 案件の中でも、Refinitiv Eikon において取引形態が「Merger」、「Acquisition Of Majority Assets」に、案件ステータスが「Completed」に分類されている案件のみを抜き出す。また、その中から買収企業と被買収企業が、どちらも異なる標準コードを DWPI から付与されている案件を抽出する。標準コードとは、DWPI が特に多数の特許 (通常 500 件以上) を取得している企業へ発行している独自の 4 文字のコードである[8]。最後に、上記で抽出

した M&A 案件の中でも、案件を公表した年とその前後 3 年の 7 年間の中で、買収企業と被買収企業の両企業が少なくとも 1 件以上の特許を出願している 71 件の M&A 案件を最終的な分析対象とする。尚、本分析では、DWPI の標準コードを用いることで、各社の特許の名寄せを行なう。

## 3 分析方法

本章では、各 M&A におけるイノベーションアウトプット、特許データを用いた特許文書ベクトル、技術的距離の算出方法について示す。

### 3.1 イノベーションアウトプットの算出

本稿では、Bena and Li (2014)を参考に、買収企業と被買収企業の *Patent Index* を算出し、案件ごとに足し合わせたものを、各 M&A におけるイノベーションアウトプットの指標として用いる[3]。また、取引前後のイノベーションアウトプットの変化を比較するために、各 M&A 案件の公表が行われた年 ( $ayr$ ) を基準に、3 年前 ( $ayr-3$ ) から 3 年後 ( $ayr+3$ ) の 7 年間における各年の *Patent Index* を計測する。*Patent Index* の算出には、大きく 3 つステップがある。1 つ目は、まず各年 ( $t$ ) の技術クラス ( $k$ ) ごとに、少なくとも 1 件の特許を日本で獲得した企業群を抽出し、各年 ( $t$ ) の技術クラス ( $k$ ) ごとに企業群における出願数の中央値を算出する。本稿における、技術クラス ( $k$ ) とは、国際特許分類において特許に付与される分類記号を示す。国際特許分類では、セクション、クラス、サブクラス、グループの 4 段階で特許を分類しており、それぞれ分類記号を付与している[9]。本分析では、国際特許分類におけるクラスまでの分類記号を技術クラスとして扱う。また、1 つの特許に対して、複数のクラスが付与されている場合は、その組み合わせを 1 つの固有の技術クラスとして扱う。2 つ目は、各年 ( $t$ ) の技術クラス ( $k$ ) ごとに、買収企業と被買収企業が獲得した特許の総数を測定し、各年 ( $t$ ) の技術クラス ( $k$ ) ごとに 1 つ目のステップで算出した中央値で除する。3 つ目は、2 つ目のステップにて算出した値を、M&A 案件ごとに、案件の公表が行われた年 ( $ayr$ ) を基準として、3 年前 ( $ayr-3$ ) から 3 年後 ( $ayr+3$ ) までの各年で合計し、M&A 案件ごとの各年 ( $t$ ) における *Patent Index* を算出する。上記の算出方法に従って、分析対象の M&A 案件ごとに各年 ( $ayr-3$  から  $ayr+3$ ) の *Patent Index* を計測する。

本分析では、上記の方法で算出した *Patent Index* を用いて、M&A のタイプごとにイノベーションアウトプットを比較、分析する。具体的には、まず分析

対象の M&A 案件を, Refinitiv Eikon の取引形態を参考に, 合併(Merger)と買収(Acquisition Of Majority Assets)に分類する. 次に, 各 M&A 案件の買収企業と被買収企業が, *ayr-1* から *ayr-3* の間に獲得した特許数を測定する. そして, 買収企業の特許数よりも被買収企業の特許数が大きい場合と, 小さい場合に分類を行う. これによって分析対象を, 買収案件の中でも買収企業が被買収企業よりも案件公表前に獲得した特許数が大きい Acquisition Group1, 被買収企業が獲得した特許数が大きい Acquisition Group2, 合併案件の中でも買収企業が被買収企業よりも案件公表前に獲得した特許数が大きい Merger Group1, 被買収企業が獲得した特許数が大きい Merger Group2 に分類する. 上記の方法により, 分析対象である 71 件の M&A 案件を 4 つに分類し, それぞれグループにおける Patent Index の平均値を比較する.

### 3.2 特許文書ベクトルの算出

特許文書ベクトルを算出するために, Mekala et al. (2017)の Sparse Composite Document Vector (以下, SCDV)を用いて, 特許文書のベクトル化を行う[10]. 尚, 実際の分析においては Matsumoto et al. (2019)の分析に倣って, SCDV の分析対象や次元数等を決定した[6]. 具体的には, SCDV の分析対象として, DWPI の沙録における 4 項目のテキストである, 特許の新規性, 詳細な説明, 用途, 優位性を使用する. また, 特許文書ベクトルの算出においては, まずステミング処理を行った上で, Skip-Gram model を用いて, 次元数( $d$ )を 200 として, 単語ベクトルを獲得する. 次に, 混合分布モデルを活用し, 60 クラスタ, スペース閾値 3%で, 単語ベクトルに確率を付与し重み付けを行う( $w\vec{c}_{ik}$ ). そして, この単語ベクトル( $w\vec{c}_{ik}$ )を, クラスタ数 ( $K$ ) の数だけ結合 ( $\bigoplus_{(1\sim k)}$ ) し,  $d \times k$ 次元の単語ベクトルを獲得する. 最後に, この単語ベクトルに対して, 逆文書頻度 IDF( $N$  が全文書,  $df_t$  はある単語( $t$ )の出現数)で再度重み付けをすることで  $w\vec{v}_i$  を獲得する. 以下に, 上記の特許文書ベクトルの算出方法を, 式(1), (2), (3)によって示す.

$$w\vec{c}_{ik} = wv_i \times P(C_k|w_i) \quad (1)$$

$$IDF_t = \log \frac{N}{df_t} + 1 \quad (2)$$

$$w\vec{v}_i = IDF_t \times \bigoplus_{(1\sim k)} w\vec{c}_{ik} \quad (3)$$

最後に, 図 1 にて特許文書ベクトルの具体例として 2008 年(*ayr*)に公表されたパナソニックによる三洋電機の買収案件における特許の可視化を試みた.

可視化の対象として, 案件公表前の 2005 年から 2007 年までの両社の特許を用いる. 手法としては, 12,000 次元の特許ベクトルを t-SNE 手法を用いて 2 次元に圧縮して表現している. 図 1 にプロットされている各点が, 両社の特許文書ベクトルを表している.

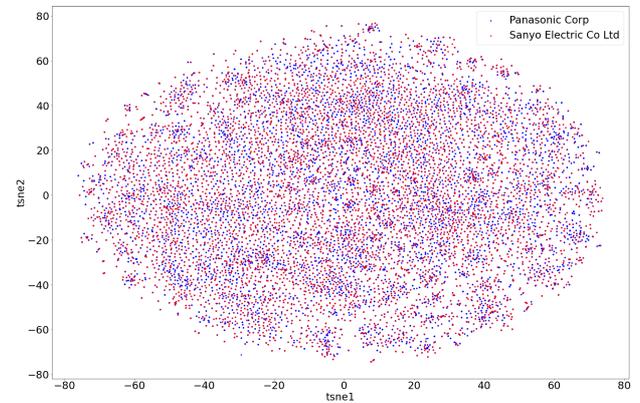


図 1: パナソニックと三洋電機の特許文書ベクトル.

### 3.3 技術的距離の算出

本稿では, M&A 取引前に買収企業と被買収企業が獲得した特許の文書ベクトルから重心を測定し, 両企業間の重心間距離を算出した値を, 各 M&A 案件における技術的距離の指標として用いる. 具体的な算出方法としては, まず各 M&A 案件における買収企業, 被買収企業ごとに, 案件の公表を行なった年 (*ayr*) に対して, *ayr-1* から *ayr-3* の間で各企業が獲得した特許文書ベクトルを抽出する. 次に, 抽出した 12,000 次元の特許文書ベクトルを企業ごとに平均し, 重心( $cv$ )を算出する. 最後に, 案件ごとに買収企業と被買収企業の重心間のユークリッド距離を算出し, これを技術的距離として用いる. 以下に, 上記の分析手法を式(4), (5)によって示す.

$$cv_i = \left[ \begin{array}{c} \left( \frac{p_1+p_2+\dots+p_n}{n} \right)_1, \left( \frac{p_1+p_2+\dots+p_n}{n} \right)_2, \\ \dots, \left( \frac{p_1+p_2+\dots+p_n}{n} \right)_{12000} \end{array} \right] \quad (4)$$

$$\text{企業}_i \cdot \text{企業}_{i+1} \text{ 間距離} =$$

$$\sqrt{(p_{i1} - p_{i1+1})^2 + (p_{i2} - p_{i2+1})^2 + \dots + (p_{i12000} - p_{i12000+1})^2} \quad (5)$$

上記に加えて, 各特許を被引用特許数にて分類した上で, 特許の価値を加味した技術的距離の算出を

行なう。本分析では、Harthoff et al. (1999)を参考に、被引用特許数が 8 件以上の特許を、価値の高い特許として用いる[11]。具体的な分析方法としては、各 M&A 案件における買収企業、被買収企業ごとに *ayr-1* から *ayr-3* の間で各企業が獲得した特許の中から、被引用特許数が 8 件以上の特許のみを抽出し、上記と同様の方法で重心間距離を算出する。そして、これを特許の価値を加味した技術的距離として用いる。

## 4 結果

分析の結果、分析対象の 71 件の M&A 案件が、Acquisition Group1 には 17 件、Acquisition Group2 には 7 件、Merger Group1 には 34 件、Merger Group2 には 13 件の案件がそれぞれ分類された。以下に、各グループのイノベーションアウトプット、技術的距離の比較に関する分析結果を以下に示す。

### 4.1 イノベーションアウトプットの比較

図 2 は、各グループのイノベーションアウトプットを示している。具体的には、グループごとに各年の *Patent Index* を平均した値を表している。図における横軸は時間を示しており、各 M&A 案件の公表が行われた年 (*ayr*) を基準に、3 年前 (*ayr-3*) から 3 年後 (*ayr+3*) の 7 年間の期間を示している。図における縦軸は、*Patent Index* の平均値を示している。

分析の結果から、他のグループが案件の前後で、イノベーションアウトプットの大きな変化が見られない中、買収企業よりも被買収企業が案件公表前に獲得した特許数が大きい Merger Group2 のイノベーションアウトプットが、案件公表後に大きく低下していることが確認できる。

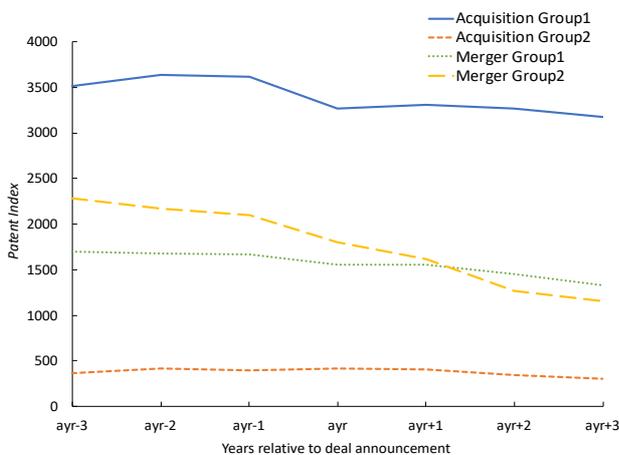


図 2: M&A 前後のイノベーションアウトプット。

図 3 は、各 M&A 案件の 7 年間の *Patent Index* の合

計値に対する、各年の *Patent Index* の割合を各グループで平均した結果を示している。図の横軸は図 2 と同様に時間を示している。図における縦軸は、7 年間の *Patent Index* の合計値に対する、各年の *Patent Index* の割合を示している。

図 3 の結果から、図 2 と同様に案件公表後に Merger Group2 のイノベーションアウトプットが、案件公表後に大きく低下していることが確認できる。

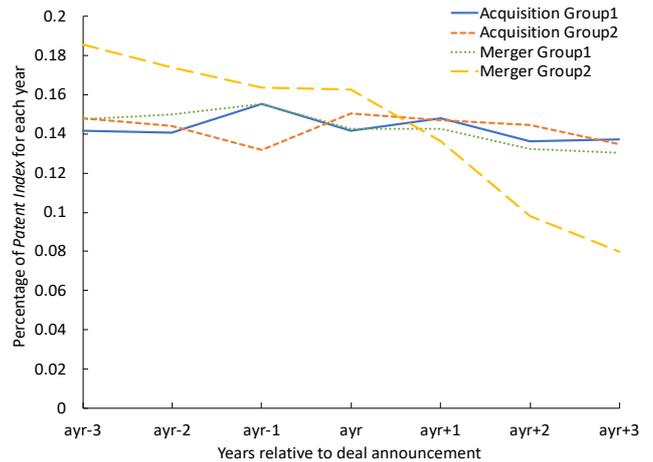


図 3: M&A 前後における各年の *Patent Index* の割合。

これらの結果について、買収企業よりも被買収企業が案件公表前に獲得した特許数が大きい Acquisition Group2 のイノベーションアウトプットが案件公表後に低下することが確認できなかったことについては仮説 1 とは整合的ではない結果であるが、Merger Group2 のイノベーションアウトプットが案件公表後に大きく低下していることは仮説 1 と整合的な結果と言える。

### 4.2 技術的距離の比較

図 4 は、それぞれのグループに分類された各 M&A の技術的距離を平均した値を示している。技術的距離とは、各 M&A 案件の買収企業と被買収企業が、案件公表前の 3 年間 (*ayr-1* から *ayr-3*) で獲得した特許の重心間距離である。図における縦軸は、各グループの技術的距離の平均を示している。また、図中においては買収企業と被買収企業が獲得した全ての特許文書ベクトルを用いて算出した技術的距離の平均値と、被引用特許数が 8 件以上の価値の高い特許のみを抽出して計測した技術的距離の平均値の 2 つの値を示している。尚、Merger Group1 に分類された中の 1 つの案件は、被買収企業が案件公表前に被引用特許数 8 件以上の特許を獲得していなかったため技術的距離の測定が行えず、図 4 における価値の高

い特許のみを抽出して計測した技術的距離の結果からは除外している。

図4の結果から、案件公表後にイノベーションアウトプットが減少した Merger Group2 は、2つの技術的距離の値のどちらにおいても、他のグループと比べて最も小さい値であることが確認できる。この結果は、仮説2と整合的な結果であると言える。

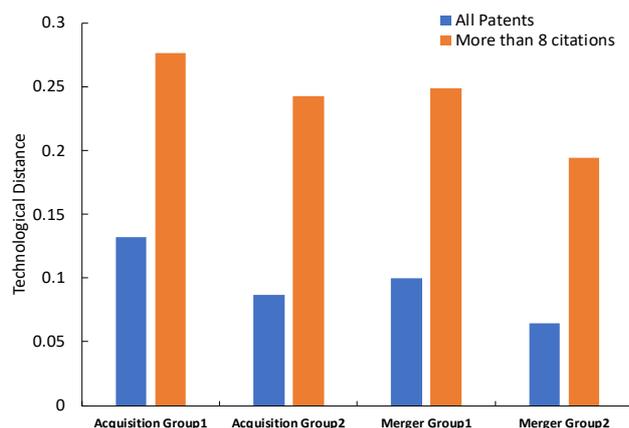


図4: 案件公表前の技術的距離。

## 5 まとめ

本稿では、大規模な特許データを用いて計測したM&A前後のイノベーションアウトプットと企業間の技術的距離を、M&Aのタイプごとに比較することで、その関係性について分析した。

分析の結果、買収企業よりも被買収企業が案件公表前に獲得した特許数が大きい合併案件のグループは、案件公表後にイノベーションアウトプットが減少することを確認できた。加えて、このグループの技術的距離は他のグループと比べて相対的に小さい値であることを確認できた。この結果は、本稿における仮説1, 2と整合的な内容であり、先行研究にてM&Aとその技術的な成果に関して統一的な見解が存在しない中、M&Aの公表後にイノベーションアウトプットに対して負の影響を及ぼす条件を見出した点は、本研究の新規性の一つに挙げられる。

今後の研究の方向性としては、M&Aの統合後に組織再編や研究開発組織の統合などを行った上で、その効果が発揮されることが想定されることから、M&Aの統合前後のイノベーションアウトプットの変化について分析を行なっていくことが挙げられる。また、日本以外の企業間で行われたM&AやクロスボーダーM&Aなど、より多くの企業を含めた分析も今後の研究の方向性として挙げられる。最後に、特許文書ベクトルの実用性の検討や、イノベーショ

ンアウトプットの低下要因に関する詳細な分析などについては、今後の課題である。

## 参考文献

- [1] Kaplan, S. N.: Mergers and Productivity, University of Chicago Press (2000)
- [2] Cassiman, B., Colombo, M. G., Garrone, P., Veugelers, R.: The impact of M&A on the R&D process an empirical analysis of the role of technological and market-relatedness, *Research Policy*, 34(2), pp. 195–220, (2005)
- [3] Bena, J., Li, K.: Corporate innovations and mergers and acquisitions, *The Journal of Finance*, 69(5), pp. 1923–1960 (2014)
- [4] Ahuja, G., Katila, R.: Technological acquisitions and the innovations performance of acquiring firms: a longitudinal study, *Strategic Management Journal* 22(3), pp. 197–220 (2001)
- [5] Takahashi, H., Terano, T.: Analysis of micro–macro structure of financial markets via agent-based model: Risk management and dynamics of asset pricing, *Electronics and Communications in Japan (Part II: Electronics)*, 87(7), pp. 38–48 (2004)
- [6] Matsumoto, Y., Suge, A., Takahashi, H.: Analysis of the Relationship between Technological Diversification and Enterprise Value using Patent Data, *Nippon Finance Associate 27th Annual Conference Program*, (2019)
- [7] 砂谷貴己, 岡紀子, 小林伸行, 加藤久仁政: Derwent World Patents Index(DWPI)沙録の評価の試み-日本語特許公報を例に, *情報管理*, 第56巻, 第4号, pp. 208–216 (2013)
- [8] Clarivate ホームページ, <https://clarivate.jp/training/derwent-world-patents-index/assignee-code/>, last accessed 2021/10/18.
- [9] 特許庁ホームページ, <https://www.jpo.go.jp/system/patent/gaiyo/bunrui/ipc/ipc8wk.html>, last accessed 2021/10/18.
- [10] Mekala, D., Gupta, V., Paranjape, B., Karnick, H.: SCDV: Sparse Composite Document Vector using soft clustering over distributional representations, *Association for Computational Linguistics. Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 659–669 (2017)
- [11] Harhoff, D., Narin, F., Scherer, F.M., Vopel, K.: Citation frequency and the value of patented inventions, *Rev. Econ. Stat.* 81, pp. 511–515, (1999)