

企業間の類似性と M&A

—テキスト分析アプローチ*—

小室 幸人・池田 直史・井上 光太郎

要旨

本稿では、有価証券報告書のテキストデータを用いて、どのような2つの企業の組合せにおいて M&A の発生確率が高くなるのかを分析している。具体的には、テキストデータから2つの企業間の事業類似性と技術類似性を計測し、この2つの類似性が M&A の発生確率に正の影響を持つことを発見した。このことは、有価証券報告書のテキストデータが企業行動の予測において、意味のある情報を提供していることを示している。

1 はじめに

近年、M&A (Mergers and Acquisitions) は、日本企業においても経営戦略の1つとして確立している。M&A は、買い手企業が統合対象となる企業を選択するところから始まり、最終的に買い手企業とターゲット企業の双方が諸条件に合意することで成立する。一般に、買い手企業はターゲット企業の M&A 前の株価を超えた支払い (支配プレミアム) を要求されるため、統合後に2企業間で大きなシナジー価値を実現することが M&A の成否の決定要因となる。したがって、もしシナジーが規模の経済性や範囲の経済性にあるとすれば、2つの企業間の事業や技術分野の関係性が高いほど、共通の製品の生産量を拡大して規模の経済性を享受できたり、共通の資源を活用して範囲の経済性を享受できたりするため、その2社が統合する可能性が高いと予測できる。しかし、従来の研究では、企業間の関係性の程度の計測に、例えば買い手企業とターゲット企業の業種分類が一致するか否かといった指標が使われており、2社間の類似性を必ずしも十分に捉えているとは言えない。

そこで、本稿では、2企業の類似性の水準が M&A 実現の要因になっているとの見通しを立て、その計測を有価証券報告書のテキストデータを用いることで実現している。具体的には、2014年4

* 本稿の作成にあたり、Alexander F. Wagner 先生 (チューリッヒ大学)、蟻川靖浩先生 (早稲田大学)、小幡績先生 (慶應義塾大学)、齋藤卓爾先生 (慶應義塾大学)、鈴木一功先生 (早稲田大学)、高橋大志先生 (慶應義塾大学)、中田和秀先生 (東京工業大学)、日本経営財務研究学会2018年大会および International Workshop: Digital Innovation in Finance 2018の参加者から有益なコメントを頂いた。また、本誌匿名レフェリーの2名の先生方と編集委員長の櫻川昌哉先生 (慶應義塾大学) から貴重なコメントを頂いた。ここに記して謝意を示したい。本研究は、公益財団法人野村財団の2018年度金融・証券のフロンティアを拓く研究助成および JSPS 科研費 18K18566の助成を受けたものである。

月から2018年3月に発表された日本の上場企業間におけるM&Aを対象に、有価証券報告書の「事業の内容」と「研究開発活動」に記載された定性的テキスト情報を使用することで企業間の事業類似性と技術類似性を計測している。そして、これらの類似性がM&Aの発生確率、およびM&A発表時の株価効果とM&A後の短期的な財務パフォーマンスに与える影響を検証している。

従来の企業金融分野では、財務データ等の定量情報を用いた研究が主流となっているが、近年ではテキストマイニング等の技術が発達し、テキスト情報等の定性データを用いた分析が増加している。Loughran and McDonald (2016)はファイナンスと会計分野におけるテキスト分析を使用した研究のサーベイを行い、ファイナンス分野におけるテキスト分析の広がりを報告している。Kearney and Liu (2014)は、テキスト分析に用いられる情報源として、主に企業が発信する情報、メディアが発信する情報、インターネットに投稿された情報の3つに大別できると述べている。有価証券報告書は企業が発信する情報に該当し、この情報は他の情報源と比較して、より信頼性の高い企業の詳細な情報が含まれていると考えられる。

本稿が有価証券報告書の「事業の内容」と「研究開発活動」に記載された定性的テキスト情報に着目した理由は、それらのテキスト情報が企業自身の認識に基づき、経営への重要性の高い項目に焦点をしばって慎重に記載されていることから、潜在的に大きな情報量を持つと予測できるためである。「事業の内容」には、事業やサービスの事業環境と自社の現状、将来の展望と戦略、課題、重要な取引先名や製品名等が記載されている。2つの企業の事業内容が同じならば、両者が統合して生産量を拡大することで規模の経済性を実現することができるだろう。また、たとえ同一事業でなくても、事業内容に類似性があるほど共有できる資源が多く存在するため、事業間の範囲の経済性の実現可能性が高いと考えられる。加えて、事業の内容に反映される企業の問題意識が近ければ、経営課題を共有しているため、2社間の企業文化の類似性が高いと予想される。また、「研究開発活動」には、企業が注力している研究分野、技術的課題やその解決アプローチ等が記載されている。研究開発の類似性は、研究開発における範囲の経済性や、2つの技術が組み合わせられて新たな技術が生まれるといった技術的シナジーの実現可能性を表していると考えられる (Bena and Li (2014))。

これまで、2社間の関連性がM&Aの発生確率に与える影響の検証は、例えば、買い手企業とターゲット企業が同産業に属しているか(水平型M&Aか)といったような変数を準備して分析してきた。このような変数は、その変数の持つ意味が明確である点で実証上望ましいが、実際には詳細な事業内容を表すには不十分な変数であったり、関係性をその有無のみで評価するダミー変数であったりと、一定の限界があった。これに対し、有価証券報告書のテキスト情報に基づく2社間の類似性は、事業内容や製品、事業環境や課題、将来に向けた展望、用語の使用に表れる企業文化、重要な取引関係などを総合的に反映していると考えられ、従来使用されてきた変数では捉えきれない情報を反映していると期待できる。

有価証券報告書のテキスト情報を用いた分析の結果、従来の産業分類を考慮した上でも、事業類似性と技術類似性の両方がM&Aの発生確率に正の影響を持つことを発見した。一方で、今回のサンプルとしたM&Aは平均的に株主価値増大に貢献しているが、類似性とM&A発表時の株価効果の間には有意な関係は確認できなかった。また、類似性とM&A後の短期的な財務パフォーマンスの間にも有意な関係は確認できなかった。

以上のことをまとめると、2つの企業は、M&Aにおいて2社間の類似性を判断材料にしているが、株式市場が2社間の類似性がM&Aによる価値創出の可能性を高めると認識しているという直接の証拠は確認できないと言える。これは、事業や技術面の類似性が規模や範囲の経済性、文化親和性の源泉になる可能性を持つが、こうした類似性を株式市場は十分に評価できていない、また

は株式市場は異なる評価軸を持っている可能性を示唆する。ただし、後者であったとしても、分析対象の M&A は全体として平均的に株主価値増大に貢献していることから、経営者の判断が誤っているとは言えない。

本稿と関連する研究として、Hoberg and Phillips (2010)と Bena and Li (2014)がある。これらの先行研究に対する本研究の貢献は以下のとおりである。Hoberg and Phillips (2010)は、米国企業を対象に10-K の製品概要欄を用いたテキスト分析を行い、企業間の製品類似性が高いほど、M&A が起こる可能性が高いことを示している。一方で、本研究では、製品情報を含む「事業の内容」欄だけでなく、「研究開発活動」欄を分析し、事業類似性や技術類似性が高い企業間で M&A が起こる可能性が高いことを示している。本稿の事業類似性についての結果は Hoberg and Phillips (2010)と整合的である。このことから、テキスト分析から計測した事業類似性と M&A の発生確率との間の正の関係は、テキストの言語に依存しないものと言える。また、本稿の技術類似性についての結果は、企業が生産する財・サービスから見た類似性だけでなく、企業の持つ生産技術をより直接的に反映すると考えられる研究開発活動から見た類似性が、M&A の発生確率を高めることを示唆している。

Bena and Li (2014)では、本稿と同様、生産技術の類似性(技術面の重複度合い)が高いほど M&A の発生確率が高いことを示している。しかし、生産技術の類似性の計測には、特許数で見た技術領域の重複や、特許の引用関係といった定量的なデータを用いている。一方で、本稿では、有価証券報告書のテキストデータという定性情報から計測した生産技術の類似性を用いており、本稿の結果は Bena and Li (2014)を補完するものと言える。

本稿では、米国と情報開示基準が異なる日本の有価証券報告書を用いて、そこから計測した類似性が M&A の発生確率に対して説明力を持つことを示している。これは国際的なエビデンスの追加という点で貢献がある。これに加え、日本におけるテキスト分析の研究に対しても貢献がある。筆者の知りうる限りにおいて、企業行動の予測に対して、有価証券報告書のテキスト情報が情報価値を持つことを示した研究は日本において存在していない。本稿では、M&A という企業行動の予測に対して、有価証券報告書のテキスト情報が有用であることを示している。本稿の類似性指標は、統計的に有意だけでなく、それが1標準偏差だけ増加したときに上昇する M&A の発生確率は、経済的にも意味のある水準であった。この結果は、有価証券報告書のテキスト情報が M&A の分析において情報価値を持つことを意味する。

また、本稿では、類似性指標が従来の業種分類以上の情報を持つことを明らかにしている。特に、従来の業種分類で多角化に分類される異業種間の M&A であっても、類似性の高い企業同士が M&A を行っていることを示している。この M&A は関連多角化と解釈でき、企業は範囲の経済性を意図して M&A を行っていることを示唆している。このことは、従来の業種分類だけでは特定できず、有価証券報告書のテキスト情報が追加的な情報を持つことを意味する。

2 先行研究

企業が M&A を行う主要な理由として、2つの企業が結合することによるシナジー効果がある。シナジー効果の例として、生産量の拡大による規模の経済性や生産範囲の拡大による範囲の経済性、新たなノウハウや能力の獲得による生産技術の向上や新技術の創出などが挙げられる。本稿では、シナジー効果の一例として想定される規模の経済性、範囲の経済性、技術的シナジーの可能性に特に着目し、この影響が M&A の結合関係や経済性に与える影響を分析している。ただし、これらの経済性は実証上は区別することが困難であり、本稿でも実証上での区別は行っていない。

本稿と関連して、M&Aの発生確率に影響を与える要因を分析している先行研究がいくつか存在する。Rhodes-Kropf and Robinson (2008)は、簿価時価比率が類似している企業間において、M&Aの発生確率が高まることを示している。Bena and Li (2014)は、米国企業を対象にパテントデータを用いることで企業間の技術面の重複度合いを測定し、これがM&A後のイノベーション活動とM&Aの発生確率に影響を与えることを示した。この要因として、技術面の重複度合いが高い企業間のM&Aにおいて、重複した研究開発の削減や効率化が可能であると解釈している。彼らは、分析の際に仮想的なM&Aのコントロールサンプルを作成し、実現したM&Aと比較することで、技術類似性がM&Aの企業結合関係に正の影響を与えることを示している。Henderson and Cockburn (1996)では、医薬産業において規模および範囲の経済性がM&Aの発生要因になることを示した。

Hoberg and Phillips (2010)は、米国企業を対象に10-Kの製品概要欄を用いたテキスト分析を行うことで定性的な情報を利用し、企業間の製品類似性を測定している。Hoberg and Phillips (2010)は、企業間の製品類似性が高いほど、M&Aが起こる可能性が高いことを示している。そして、製品類似性がM&Aの発表時前後の株式収益率、M&A後の長期的な財務パフォーマンス、新製品の開発に正の影響を与えることを示している。これは、製品類似性が高いほど範囲の経済性が生じやすいことに起因することを示唆している。この結果は、資産の補完性がシナジー効果としてM&Aの動機となることを示しているRhodes-Kropf and Robinson (2008)とも整合的である。

Bereskin *et al.* (2017)は、M&Aによるシナジー効果を実現させるため、買い手企業とターゲット企業の文化の親和性が重要であると述べている。彼らは、企業の社会的責任(CSR)に着目して企業間の文化類似性を測定し、文化類似性がM&Aの発生確率とM&A後の財務パフォーマンスに正の影響を与えることを示している。そして、これは文化類似性の高い企業間ではM&A後の統合を円滑に行うことが容易となり、シナジー効果が生じやすくなるためであると主張している。Ahern, Daminelli and Fracass (2015)は、クロスボーダーM&Aにおいて2社間の企業文化の差異が大きいほど、クロスボーダーM&Aが発生しにくいことを示している。有価証券報告書に何をどのような用語を用いて記載するかは、従業員や企業組織の在り方を決め、企業文化を反映するだろう。この点でも、本稿で使用する事業類似性は、企業文化の類似性なども部分的に反映していると期待できる。

企業がM&Aを実施するに当たって考慮することは、事業や研究開発面の関連性だけではない。日本のM&Aを分析対象としているMitsuya *et al.* (2017)は、2社間の情報量が多いと推定されるほどM&Aを行う確率が高いことを示している。有価証券報告書の「事業の内容」には、重要な取引先や関係会社の名称、生産・販売活動を行う地域名なども記載されており、2社間の情報量も部分的とは言え反映されると見込まれる。

日本の有価証券報告書のテキストデータを用いた先行研究としては、野田(2016)や佐藤他(2018)が挙げられる。野田(2016)では、2003年から2012年までの東証一部上場企業を対象に、有価証券報告書の中の「対処すべき課題」、「事業等のリスク」、「経営成績及びキャッシュ・フローの状況分析」、「コーポレートガバナンスに関する状況」を使用し、定性情報開示と市場の評価、アナリストの予想精度の関係性を分析している。また、佐藤他(2018)では、「業績等の概要」、「対処すべき課題」、「事業等のリスク」を用いることで、因果関係文の抽出を行っている。この際、他のテキストデータとして使用されるニュースや新聞記事と比較し、有価証券報告書がすべての上場企業から公表されているという利点を述べている。

本稿ではこれら先行研究を踏まえ、有価証券報告書のテキストデータからシナジー効果の実現可

能性の代理変数を作成する。具体的には、有価証券報告書の「事業の内容」から算出したテキストの類似性を事業類似性と定義し、規模の経済性、範囲の経済性、企業文化の類似性の代理変数として用いる。また、「研究開発動向」から算出したテキストの類似性を技術類似性として定義し、範囲の経済性、技術的シナジーの実現可能性の代理変数として用いる。これらの類似性指標を主たる説明変数として、M&Aの発生確率に与える影響を検証する。有価証券報告書は日本の全上場企業が公表しているため、従来の財務データと同様、日本国内の上場企業同士の M&A を対象とした研究が可能となる。

3 データ・サンプル

3.1 データ

企業間の類似性指標を構築するために使用した有価証券報告書のテキスト情報は(株) QUICK より提供を受けた。分析対象は2014年1月から2017年7月に開示された有価証券報告書である。なお、2014年以降の有価証券報告書については、テキストデータで提供されているが、それより前については PDF フォーマットのみで提供されており、そのテキストデータ化には技術的に大きな困難が伴う。このため、本稿では上記のデータを分析対象期間としている。事業類似性と技術類似性の計測に用いる有価証券報告書の「事業の内容」と「研究開発動向」は、修正等で1年に複数回提出する場合があるため、重複を削除して各年の最新のデータを用いた。各年の有価証券報告書のデータ数は、2014年が3,647社、2015年が3,778社、2016年が3,731社、2017年が3,279社である。

M&Aのデータについては、Thomson Reuters から取得した。M&A 以前のテキストデータが必要であるため、2014年4月から2018年3月までに発表された日本の上場企業間における取引を分析対象として用いている。すべての M&A の内、取引分類が株式の取得、合併(株式または資産)、過半数以上の株式取得、過半数以下の株式取得のいずれかに属するものを分析対象とした。この条件を満たす M&A は289件である。また、Quick Astra Manager から、企業の財務データ、業種分類(日経産業中分類36種)、株価データを取得している。

3.2 サンプル

本稿の M&A サンプルは、日本国内の上場企業間における取引である。M&A の実現する確率の計測に当たり、Bena and Li (2014) の分析アプローチを踏襲し、実際には観察されていない潜在的な仮想 M&A サンプルを作成して分析を行った。本稿では、全上場企業からランダムサンプリングすることで作成した仮想 M&A (以下、ランダム仮想 M&A サンプル)、および実際の M&A を行った企業の産業に属する企業からランダムサンプリングすることで作成した産業一致の仮想 M&A (以下、産業一致仮想 M&A サンプル) の2種類を用意した。具体的には、ランダム仮想 M&A サンプルを次のように作成している。まず、1つの実現 M&A の買い手企業に対して、仮想買い手企業として、日本国内の上場企業からランダムに5社抽出する。この仮想買い手企業5社と実際のターゲット企業との組合せで5つの仮想 M&A ができる。実現 M&A のターゲット企業に対しても同様にして、仮想ターゲット企業5社と実際の買い手企業との組合せで5つの仮想 M&A ができる。以上の操作で、1つの実現 M&A に対して10個の仮想 M&A を作成できる。これをすべての実現 M&A について行ったものがランダム仮想 M&A サンプルである。

また、産業一致仮想 M&A サンプルを次のように作成している。1つの実現 M&A の買い手企業に対して、仮想買い手企業として、実現 M&A の買い手企業が属する産業の上場企業の中からランダムに5社抽出する。この仮想買い手企業5社と実際のターゲット企業との組合せで5つの仮想 M&A ができる。なお、産業分類として日経業種中分類(36種)を用いている。実現 M&A の

ターゲット企業に対しても同様にして、5つの仮想 M&A ができる。以上の操作で、1つの実現 M&A に対して、実現 M&A の買い手企業の産業と実現 M&A のターゲット企業の産業がそれぞれ5つずつ一致している合計10個の仮想 M&A を作成できる。これをすべての実現 M&A について行ったものが産業一致仮想 M&A サンプルである。

分析に際しては、ランダム仮想 M&A サンプルと産業一致仮想 M&A サンプルのいずれかと実際に実現した M&A サンプルを統合したサンプルを用いる。¹⁾ ただし、分析に必要な変数がすべて取得可能な企業に分析対象を限っている。

4 変数の構築

4.1 類似性指標の構築

本稿では、分析の前処理から類似性指標の作成のプロセスまで、Python 3.5を使用して行っている。はじめに、類似性指標を算出する上で必要なデータ整形について記述する。形態素解析を行う際、分析を行う上でノイズとなる情報を減少させるため、名詞のみで辞書を構築している。また、Hoberg and Phillips (2010)と同様に、辞書から企業特有の用語とコーパスの中で5%以上の文書に含まれている用語を削除した上で、辞書を構築している。これは、多くの企業に使用されている(例:事業, 研究)は企業間の類似性を測定する上で、重要度が低いと想定されるためである。表1に分析で使用した辞書の単語数を示す。

上記の条件で作成した辞書を使用し、コサイン類似度を用いた分析により企業間の事業類似性と技術類似性を測定している。Hoberg and Phillips (2010)では、任意の企業が辞書に含まれるすべての単語に対し、それぞれ1度でも使用していれば1を取り、使用していなければ0を取る二値変数ベクトルを作成した上で分析を行っている。しかし、すべての単語が文書の特徴を表現する上で、同質な情報量を持つとは限らないため、二値変数ベクトルを用いることは情報量を十分に活かしているとは言えない。そのため本稿では、TF-IDF法を用いて単語の重み付けを考慮する。TF-IDF法とは、情報検索やテキスト間の類似性を測定する際に広く用いられている重み付けの手法である。単語に対してTF-IDF法を用いて算出されるTF-IDF値はTF(Term Frequency)値とIDF(Inverse Document Frequency)値の積である。Ramos(2003)において示されているように、 $f_{w,d}$ を文書dにおける単語wの出現回数、 $f_{w,D}$ をコーパスDにおける単語wが出現する文書数とすると、TF-IDF値は(1)式で表される。

$$TF-IDF_{w,d} = f_{w,d} * \log(|D| / f_{w,D}) \quad (1)$$

ここで、TFは任意の文書における単語の出現頻度を表し、IDFは各単語の希少性を意味する。(1)式により算出されたTF-IDF値を要素とした企業iのベクトルを P_i とすると、企業iの正規化されたベクトルは(2)式を用いて表される。

$$V_i = \frac{P_i}{\sqrt{P_i * P_i}} \quad (2)$$

正規化することで、コサイン類似度の算出時に[0,1]の範囲の値を取り、単語数の多寡によるコ

1) Bena and Li (2014)では、分析の頑健性を確認するため、産業に加えて、企業規模と簿価時価比率(B/M)が実際のターゲット企業と近い企業群の中から潜在的なターゲット企業を選択したサンプルも同様に作成している。本稿ではそれぞれの産業ごとの企業数が少ないため、企業規模とB/Mの効果は、分析の際に説明変数として加えることでコントロールしている。

表1 辞書の単語数

事業の内容		研究開発動向	
2014	13,875	2014	10,931
2015	15,014	2015	11,254
2016	14,617	2016	11,199
2017	14,304	2017	11,131

サイン類似度への影響を限定的にすることが可能となる。ベクトル V_i を用いて、企業 i と企業 j のコサイン類似度は V_i と V_j の積として(3)式のように表すことができる。

$$\text{Cosine Similarity}_{i,j} = (V_i * V_j) \quad (3)$$

4.2 類似性の意味

本稿で使用した主要な類似性指標は、2つの企業間において、有価証券報告書の「事業の内容」や「研究開発活動」のテキスト部分がいかに類似しているかを測定したものである。それぞれの類似度が何を意味するかを理解するために、ここでは実際に M&A を行った企業間の共通単語の事例をいくつか示す。

表2には、実際に行われた取引のうち、類似度の高い上位5つの組合せ（共通単語5個以下を除く）についての共通単語が示されている。Panel A は「事業の内容」における共通単語事例を表している。日本研紙株式会社は、研磨布紙の製造技術に強みを持ったメーカーであり、MIPOX 株式会社は、精密研磨分野において製品提供から受託加工、コンサルティングまでをトータルに手がける研磨を扱った総合企業である。両社とも業種はガラス・土石であり、同業種内の M&A と言える。「研磨、布、紙」などの共通単語から、技術の重複や補完性を推測することができる。したがって、2社の統合によって規模の経済性や範囲の経済性などのシナジー効果が生じる可能性が予測される。シード平和株式会社と三栄建築設計株式会社の組合せに着目すると、「戸、建、分譲、土地、地主」等の単語から事業領域の類似を予測することができる。他の組合せにおける共通単語事例を見ても、類似した事業を営んでいることが予測可能であり、経営者は、類似した企業間の統合ではシナジー効果が生じやすいと考え、意思決定を行っている可能性が示唆される。一方で、アルパイン株式会社とアルプス電気株式会社の組合せでは、共に業種は電気機器だが、グループ関係の共通単語が大半を占めている。このことは、両者がグループ関係や親密な取引関係にあり、企業文化を共有していると解釈できる。このため、両者の企業文化の類似性は高いと考えられ、先に述べたように、本稿の類似性指標は文化類似性の程度も捉えていると言える。

Panel B は「研究開発活動」における共通単語事例を示している。「事業の内容」の共通単語事例を記載した Panel A では、アルパイン株式会社とアルプス電気株式会社の共通単語の多くはグループ関係の用語であった。一方で、「研究開発動向」における共通単語では、車に関連した電子機器に関する共通単語が数多く示されており、類似した研究開発を行っていると言える。他の4つの組合せに共通して使用されている単語に着目した際も同様に、類似した分野の研究開発に注力していることを読み取ることができる。したがって、M&A を行った後に技術提携によるシナジーや重複した研究開発活動のコストを削減可能であることが予想できる。

4.3 被説明変数とコントロール変数

本稿では、類似性指標が M&A の発生確率に与える影響、および類似性指標が M&A の株価効果や M&A 後の短期的な財務パフォーマンスに与える影響を分析する。M&A の発生確率は Probit モデルで分析するため、被説明変数として、実際に観測された M&A であるならば 1、そうでな

表2 実現 M&A の共通単語事例
Panel A 「事業の内容」における共通単語事例

日本研紙（窯業） & MIPOX（窯業） 研磨, 布, 紙, 昆, 山, クリエイティブ	
シード平和（建設） & 三栄建設設計（不動産） 平和, 戸, 建, 分譲, 土地, 有効, 地主, 税金, 資金, 滋賀, 京都, 大阪, エリア, テナント	
東洋鋼板（鉄鋼業） & 東洋製罐（非金属および金属製品） 鋼板, 容器, フィルム, 磁気, ディスク, アルミ, 基板, 光学, プレス, 器具, 硬質, 合金, 東洋製罐	
WOWOW（通信） & フジメディア（通信） フジメディアホールディングス, 放送, 番組, 中継, 映像, 音楽, 発行, テレビ, WOWOW, 著作	
アルパイン（電気機器） & アルプス電気（電気機器） 音響, ALPINEELECTRONICSMANUFACTURINGOFEUROPELTD, DALIANALPINEELECTRONICSCO, アルパイン ALPINEELECTRONICSOFAmericaINC, ALPINEELECTRONICSEUROPEGmbH, アルプス物流, 頁	
Panel B 「研究開発活動」における共通単語事例	
アルプス電気（電気機器） & アルパイン（電気機器） カー, エレクトロニクス, オーディオビジュアルナビゲーション, 中核, カメラ, センサ, フォン, 個人, 端末, クラウド, そこ, ダイナミック, 動的, ライフ, 運転, 時代, 車載, 着手, 目, 位置, ドローンサービス, 年々, 米, 欧, 極異, 業種, アライアンス, 音響, とも, 複数, 適宜, Apple, 社, CarPlay, ワイヤレスヘッドユニット, オフロード, 車種, 専用, 防水, オープン, トップ, 視認, ディスプレイ, CES, オーディオ, ビデオ, CESInnovationAwards, 受賞, クルマ, 音, 方, 幅, スピーカー, レイアウトフリースピーカー, 発表, 純正, ディーラー, オプション, 外, 径, Mm, 奥行き, 帯域, 市販, 究極, リアル, サウンド, 圧倒的, 臨場, エックス, 獲得, 微細, 高密度, ウー, ファー, ナノ, ファイバー, 振動, 板, カーボングラファイト, グラファイトツイーター, ボイス, コイル, 急冷, 押出し, ネオジウム, ラジアルリングマグネット, 明瞭, 緻密, パワフル, 好評, カーナビゲーション, Big, 昨年, WXGA, 液晶, 筆頭, JD, パワー, 連続, No, オートサウンドウェブ, 最高, 位, シルバー, アワード, モノ, コト, アルパイン, アイピーエム, IoT, WatsonIoTforAutomotive, ドライバー, 同乗, ドライブ, IBMCloud, 豊富	
イハラケミカル工業（化学工業） & クミアイ化学工業（化学工業） 農業, 有機, 合成, 保証, 運営, 適合, 設立, ケイアイ, 化合, 生物, 製剤, 水稻, 除草, ビリ, スルファン, 畑作, ピロキサスルホン, 園芸, 殺菌, ビリベンカルブ, 登録, 拡販, フェノキサスルホン, バイオ	
大崎エンジニアリング（機械） & 大崎電気工業（電気機器） 実装, モジュール, 組立, 集積, 接合, 精細, 計測, センサー, 携帯, 共通, 主体, 計上, 額, 個別, オーダー, カスタム, 原価, うち, 部分, 特定, 困難, 区分, 集計	
デイ・シイ（窯業） & 太平洋セメント（窯業） セメント, コンクリート, 廃棄, 骨, 蓄積	
東洋鋼板（鉄鋼業） & 東洋製罐（非金属および金属製品） 缶, 鋼板, アルミ, 基板, 光学, フィルム, 硬質, 合金, コストダウン, 用材, 料, 化粧, 意匠, ハードディスク, 容量, 耐摩耗, 耐食性, 無	

いならば（仮想 M&A であるならば）0 を取るダミー変数（Deal Dummy）を用意する。

M&A の株価効果は、M&A 発表時の累積異常収益率（CAR: Cumulative Abnormal Return）で計測する。ここで、異常収益率（AR: Abnormal Return）は、M&A の公表日前後の各取引日における実際の株式投資収益率から、M&A イベントがなかったら実現したと想定される株式の期待収益率を差し引いたものと定義される。株式の期待収益率については、マーケットモデルを使用して推定する。本稿では、マーケットモデルにおける市場ポートフォリオの収益率として TOPIX の日次収益率を採用し、パラメータの推定期間を M&A 発表日 221 日前から 21 日前（-221, -21）の 200 取引日としている。CAR は、M&A 公表日前日から翌日までの 3 日間の異常収益率を累積した値としている。この CAR を買い手企業とターゲット企業のそれぞれについて算出している。また、買い手企業の CAR とターゲット企業の CAR をそれぞれの企業の株式時価総額で加重平均することで算出した統合 CAR を用意する。M&A 後の短期的な財務パフォーマンスは、M&A 翌年の買い手企業の産業調整総資産営業利益率から前年のそれを引いた変数（ Δ (Industry Adjusted ROA)）で計測している。なお、産業調整は、買い手企業の属する産業の企業群の ROA を算出し、その中央値を当該買い手企業の ROA から引くことで行っている。

本稿では、M&A に関する主要な先行研究で M&A の要因や経済性に影響を与えると指摘されて

表3 変数定義

Deal Dummy	実際に実現した M&A の買い手企業とターゲット企業の組合せならば 1, それ以外の企業の組合せ (仮想 M&A) ならば 0 を取るダミー変数
Business Similarity	有価証券報告書の「事業の内容」に対し, コサイン類似度を用いることで 2 社間の事業類似性を測定した変数
R&D Similarity	有価証券報告書の「研究開発活動」に対し, コサイン類似度を用いることで 2 社間の技術類似性を測定した変数
Horizontal	買い手企業とターゲット企業の産業分類が一致している場合に 1 を取り, それ以外で 0 を取るダミー変数
Acquirer (Target) Total Assets	買い手企業 (ターゲット企業) の総資産の自然対数
Acquirer (Target) ROA	買い手企業 (ターゲット企業) の営業利益/総資産
Acquirer (Target) Cash/Assets	買い手企業 (ターゲット企業) の現預金および同等物/総資産
Acquirer (Target) B/M	買い手企業 (ターゲット企業) の簿価時価比率
Acquirer (Target) Leverage	買い手企業 (ターゲット企業) の総負債/総資産
Acquirer CAR[-1, +1]	買い手企業の M&A 発表日前日 (-1) から翌日 (+1) までの累積異常収益率
Target CAR[-1, +1]	ターゲット企業の M&A 発表日前日 (-1) から翌日 (+1) までの累積異常収益率
Combined CAR[-1, +1]	買い手企業とターゲット企業の M&A 発表日前日 (-1) から翌日 (+1) までの累積異常収益率を時価総額で加重平均した統合累積異常収益率
Δ (Industry adjusted ROA)	買い手企業の M&A 翌年の産業調整 (産業中央値を引いて調整) ROA (= 営業利益/総資産) から M&A 前年の産業調整 ROA を減じた変数
TOB	公開買付けならば 1, それ以外ならば 0 を取るダミー変数
Cash Payment	支払い手段が現金ならば 1, それ以外ならば 0 を取るダミー変数

いる変数を参考として, 次のコントロール変数を用意する. まず, 取引が水平統合であれば 1 を取るダミー変数 (Horizontal) を用意する. それに加え, 買い手企業およびターゲット企業の両方について, 総資産の自然対数値 (Total Assets), 総資産営業利益率 (ROA), 現預金および同等物/総資産 (Cash/Assets), 簿価時価比率 (B/M), 総負債/総資産 (Leverage) をコントロール変数として採用する. 株価効果に関する分析では, 当該 M&A が現金による支払いならば 1, それ以外ならば 0 を取るダミー変数 (Cash Payment) と, 当該 M&A が公開買付けならば 1, それ以外ならば 0 を取るダミー変数 (TOB) をコントロール変数として用いる. 表 3 には本稿で使用する変数の定義がまとめられている.

5 基本統計

表 4 は実際に観測された実現 M&A サンプルと仮想 M&A サンプル (ランダム仮想 M&A サンプルと産業一致仮想 M&A サンプル) について, 分析で使用する変数の記述統計量を示している. 実際に観測された M&A サンプルとランダム仮想 M&A サンプルの Horizontal (同産業に属していれば 1, 属していなければ 0 を取るダミー変数) の平均値を見ると, それぞれ 0.533 と 0.099 であり, 実際に観測された M&A サンプルの方が高い値となっている. したがって, 買い手とターゲット企業が同産業に属しているか否かは, M&A の発生確率に大きな影響を与えていると言える. この影響を直接的にコントロールするために, 本稿では産業一致仮想 M&A サンプルを用いた分析も行っている.

また, サービス業などの非製造業では, 「研究開発活動」を詳細に記載しておらず, 定型文 (例: 研究開発活動はありません.) を利用したテキストデータが多く観測された. 本稿では, このような企業間の類似度を 0 として分析を行っている. なお, 分析結果の頑健性を確認するため, 製造業にサンプルを限定した分析も同様に行っている.

実現 M&A サンプル, ランダム仮想 M&A サンプル, 産業一致仮想 M&A サンプルにおける事業類似性 (Business Similarity) と技術類似性 (R&D Similarity) の間の相関係数はそれぞれ 0.327, 0.212, 0.206 となっており, 正の相関はあるものの強いものではない. そのため, 2 つの類似性が企業間の異なる類似性の側面を計測していると解釈できる.

表4 基本統計量

	実際のM&A サンプル: Deal Dummy = 1				ランダム仮想M&A サンプル: Deal Dummy = 0				産業一致仮想M&A サンプル: Deal Dummy = 0			
	Obs	Mean	Median	SD	Obs	Mean	Median	SD	Obs	Mean	Median	SD
Business Similarity	285	0.105	0.036	0.155	2845	0.006	0.000	0.020	2839	0.025	0.000	0.085
R&D Similarity	285	0.044	0.000	0.104	2845	0.004	0.000	0.012	2839	0.011	0.000	0.036
Horizontal	285	0.533	1.000	0.500	2802	0.099	0.000	0.299	2839	0.426	0.000	0.495
Acquirer Total Assets	272	12.478	12.720	2.269	2687	11.468	11.207	2.294	2714	11.312	10.962	2.342
Acquirer ROA	265	0.070	0.054	0.065	2651	0.062	0.051	0.076	2705	0.059	0.050	0.090
Acquirer Cash/Assets	272	0.176	0.129	0.147	2687	0.195	0.149	0.154	2714	0.193	0.143	0.160
Acquirer B/M	265	0.924	0.889	0.551	2619	1.083	0.925	2.356	2610	2.347	0.954	29.727
Acquirer Leverage	272	0.523	0.546	0.202	2687	0.504	0.506	0.248	2714	0.509	0.519	0.211
Target Assets	256	9.851	9.680	1.745	2603	10.140	9.968	1.827	2634	10.040	9.855	1.852
Target ROA	256	0.019	0.036	0.179	2602	0.037	0.044	0.142	2632	0.043	0.043	0.110
Target Cash/Assets	256	0.242	0.190	0.184	2603	0.231	0.181	0.177	2634	0.233	0.183	0.182
Target B/M	247	0.978	0.807	0.726	2513	1.050	0.862	1.230	2450	2.567	0.919	26.279
Target Leverage	256	0.540	0.497	0.532	2603	0.505	0.487	0.402	2634	0.498	0.493	0.222
Acquirer CAR[-1, +1]	284	0.005	0.001	0.047	—	—	—	—	—	—	—	—
Target CAR[-1, +1]	284	0.113	0.055	0.165	—	—	—	—	—	—	—	—
Combined CAR[-1, +1]	284	0.010	0.005	0.050	—	—	—	—	—	—	—	—
Δ (Industry adjusted ROA)	246	-0.014	-0.007	0.044	—	—	—	—	—	—	—	—
Cash Payment	285	0.849	1.000	0.359	—	—	—	—	—	—	—	—
TOB	285	0.253	0.000	0.435	—	—	—	—	—	—	—	—

6 分析結果

最初に企業間の事業類似性と技術類似性がM&Aによる企業結合関係に与える影響をProbitモデルにより検証する。次に、2社間の類似性が、M&A発表による株主価値への効果とM&A後の財務パフォーマンスに影響を持つかを検証する。

6.1 企業間の類似性とM&A発生確率

本稿では、企業間の類似性がM&Aの発生確率に与える影響を分析するため、実現M&Aサンプルと仮想M&Aサンプル（ランダム仮想M&Aサンプルと産業一致仮想M&Aサンプル）を用いている。Probitモデルの被説明変数は、実際に観測されたM&Aであるならば1、そうでないならば（仮想M&Aであるならば）0を取るダミー変数（Deal Dummy）である。M&A実務では、最初に自社の戦略に沿ってターゲットとなる産業を定めた上で（いわゆるロングリストの作成）、その中で最適な企業を選択すること（いわゆるショートリストの作成）が一般的であり、産業一致仮想M&Aサンプルを用いた分析はそれに対応した分析になっている。なお、産業一致仮想M&Aサンプルを用いた分析では、買い手とターゲットのそれぞれの産業がすべて同一となる性質上、同産業内の水平統合を示すダミー変数のHorizontalを説明変数から抜いている。

ランダム仮想M&Aサンプルを用いてProbitモデルによる分析を行った結果を表5・Panel Aに示す。なお、このProbitモデルでは各実現M&Aに対応する固定効果（Deal Fixed Effects）をコントロールしている。モデル(1)は説明変数に類似性指標を含めずHorizontalを加えたモデル、モデル(2)から(4)はHorizontalを含めず類似性指標を加えたモデルである。モデル(2)から(4)の事業類似性と技術類似性の係数は、いずれも1%水準で統計的に有意に正の影響を与えており、類似度が高いほどM&Aを実施する確率が高まると言える。疑似 R^2 の値に着目すると、モデル(1)と比較して、モデル(2)から(4)はモデルの説明力が上昇している。特に、事業類似性を加えた場合に、その上昇は大きいことがわかる。また、推定されたProbitモデルによってM&Aが発生すると予測されるケース（確率の予測値が0.5以上のケース）に対する、実際にM&Aが発生したケースの

割合である適合率についても、モデル(1)よりもモデル(2)から(4)の方が高い。実際に M&A が発生したケースのうち M&A が発生すると予測されるケースの割合である再現率についても同様である。

モデル(5)から(7)は、Horizontalに加えて追加的に類似性指標を加えたモデルである。いずれのモデルも事業類似性と技術類似性の係数は1%水準で統計的に有意に正の影響を与えている。これは、類似性指標が既存の産業分類では捉えきれない情報を追加的に提供していることを意味する。また、モデル(5)から(7)では再現率が大きく改善している。

以上の結果は、有価証券報告書の定性情報が、M&A という企業行動の予測において意味のある情報を提供していることを示す。また、類似性指標の係数の正で有意な結果は、規模の経済性および範囲の経済性などのシナジー効果の実現可能性が高いと見込まれる企業の組合せほど、M&A の発生確率が高まることを示唆する。

表5・Panel B が産業一致仮想 M&A を使用した場合の分析結果である。事業類似性と技術類似性の係数に着目すると、Panel A の結果と同様にすべての分析において M&A の発生に対し、1%水準で統計的に有意に正の影響を与えている。したがって、類似性指標が M & A の発生確率と正の効果を持つという結果は、産業を考慮しても頑健である。類似性の影響力を分析するため、Panel B のモデル(4)における類似性指標の限界効果を用いて、類似性が1標準偏差増加したときに、M&A の発生確率の上昇にどの程度寄与するかを分析する。分析の結果、M&A の発生確率は、事業類似性が1標準偏差増加したときに7.93%、技術類似性が1標準偏差増加したときに4.73%上昇することが確認された。²⁾ これらの結果は、類似性指標が経済的に重要性を持つ水準であることを表し、有価証券報告書のテキスト情報が M&A の分析において情報価値を持つことを示している。

表5の分析結果は、類似性指標が従来の産業分類では捉えられない情報を追加的に提供していることを示している。しかし、従来の産業分類で見て、同一産業に属する企業同士の中でも類似性指標が高い企業同士が M&A を実施する可能性が高くなるのか、また、異なる産業に属する企業同士でも類似性指標が高い企業同士が M&A を実施する可能性が高くなるのかを明示的に示す分析にはなっていない。これらを明確に分析するために、産業一致仮想 M&A サンプルを用いて、同一業種であるか否かでサブサンプルに分けた分析を行う。その分析結果を表6に示す。モデル(1)から(3)は同一産業に属する企業同士を、モデル(4)から(5)は異なる産業に属する企業同士を分析対象としている。いずれのモデルでも、類似性指標の係数は統計的に有意に正である。これは、同一産業に属する企業同士であっても、また、異なる産業に属する企業同士であっても、類似性指標が高い企業同士が M&A を実施する可能性が高いことを意味する。特に、後者の結果は、多角化に分類される異業種間の M&A であっても、事業や技術の関連性の高い企業同士が M&A を行っていること、すなわち、いわゆる関連多角化の M&A の発生を意味している。たとえ異業種であっても事業内容や技術が関連していれば、共有できる資源が多く存在すると予想できる。したがって、この M&A は、事業間での範囲の経済性を意図したものと解釈できる。

非製造業では、「研究開発活動」を詳細に記載しておらず、技術類似性がうまく計測できていない可能性がある。そこで、技術類似性と企業結合関係の分析における頑健性を確認するため、製造業のみのサブサンプルを用いた分析を行う。産業一致を考慮した仮想 M&A サンプルを用いた分

2) 表5・Panel B での分析サンプルでは、事業類似性の標準偏差が0.0719、技術類似性の標準偏差が0.0534である。

表5 企業間の類似性と M&A の企業結合関係
Panel A ランダム仮想 M&A サンプルでの結果

	Deal Dummy						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Business Similarity		19.61*** (2.685)		17.77*** (2.598)	16.92*** (2.510)		15.75*** (2.468)
R&D Similarity			27.55*** (4.101)	24.07*** (4.257)		24.29*** (4.236)	21.76*** (4.255)
Horizontal	1.735*** (0.137)				1.366*** (0.147)	1.458*** (0.146)	1.194*** (0.155)
Acquirer Total Assets	0.258*** (0.0307)	0.220*** (0.0307)	0.161*** (0.0238)	0.180*** (0.0329)	0.265*** (0.0364)	0.217*** (0.0311)	0.227*** (0.0375)
Acquirer ROA	0.0904 (0.873)	0.395 (0.711)	1.004 (0.651)	0.834 (0.832)	0.377 (0.860)	0.756 (0.979)	0.969 (1.002)
Acquirer Cash/Assets	0.00609 (0.414)	0.341 (0.467)	0.317 (0.420)	0.239 (0.519)	0.0285 (0.523)	-0.0328 (0.440)	-0.101 (0.552)
Acquirer B/M	-0.214** (0.107)	-0.472*** (0.0986)	-0.382*** (0.104)	-0.549*** (0.120)	-0.357*** (0.116)	-0.291** (0.128)	-0.451*** (0.137)
Acquirer Leverage	0.261 (0.331)	0.106 (0.317)	0.603** (0.296)	0.431 (0.333)	0.216 (0.369)	0.632* (0.356)	0.489 (0.367)
Target Total Assets	-0.0984*** (0.0312)	-0.0872** (0.0356)	-0.135*** (0.0282)	-0.134*** (0.0358)	-0.112*** (0.0392)	-0.150*** (0.0336)	-0.148*** (0.0399)
Target ROA	-1.481*** (0.509)	-0.761 (0.507)	-0.528 (0.510)	-0.180 (0.563)	-1.006* (0.538)	-0.709 (0.550)	-0.383 (0.593)
Target Cash/Assets	-0.299 (0.372)	0.254 (0.375)	0.0666 (0.338)	0.160 (0.388)	-0.112 (0.448)	-0.322 (0.390)	-0.103 (0.445)
Target B/M	-0.103 (0.0702)	-0.0279 (0.0464)	-0.0408 (0.0643)	-0.0336 (0.0594)	-0.0940 (0.0783)	-0.103 (0.0905)	-0.0908 (0.0978)
Target Leverage	0.476* (0.250)	0.574** (0.253)	0.598*** (0.230)	0.694*** (0.269)	0.624** (0.302)	0.615** (0.268)	0.771** (0.311)
(Intercept)	-4.301*** (0.765)	-3.959*** (0.848)	-2.741*** (0.676)	-3.705*** (0.859)	-4.954*** (0.973)	-4.016*** (0.777)	-4.772*** (0.967)
Deal Fixed Effect	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Pseudo R-squared	0.247	0.358	0.253	0.437	0.431	0.352	0.485
Observations	2,337	2,337	2,337	2,337	2,337	2,337	2,337
Marginal Effect							
Business Similarity		2.190*** (0.215)		1.745*** (0.194)	1.683*** (0.188)		1.414*** (0.175)
R&D Similarity			3.595*** (0.455)	2.363*** (0.372)		2.749*** (0.424)	1.954*** (0.348)
予測 : 1 真 : 1 (a)	39	67	47	94	85	61	101
予測 : 1 真 : 0 (b)	32	19	13	22	30	26	30
予測 : 0 真 : 1 (c)	194	166	186	139	148	172	132
予測 : 0 真 : 0 (d)	2,072	2,085	2,091	2,082	2,074	2,078	2,074
適合率 a/(a + b)	0.549	0.779	0.783	0.810	0.739	0.701	0.771
再現率 a/(a + c)	0.167	0.288	0.202	0.403	0.365	0.262	0.433
特異度 d/(b + d)	0.985	0.991	0.994	0.990	0.986	0.988	0.986
正解率 (a + d)/(a + b + c + d)	0.903	0.921	0.915	0.931	0.924	0.915	0.931

析結果を表7に示した。モデル(1)と(2)より、技術類似性は、製造業に属する企業の場合でも M&A の発生に対し、いずれも 1%水準で統計的に有意に正の影響を与えている。したがって、類似度が高いほど、M&A を実施する確率が高まると言える。これらの結果は、表5と同様であり、分析結果の頑健性が確認された。

Bena and Li (2014)は、2つの企業が営む事業内容と研究開発活動が共に類似している場合、その企業間による M&A の発生確率は低下することを示している。本稿でもこの効果が存在するか

Panel B 産業一致仮想 M&A サンプルでの結果

	Deal Dummy			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Business Similarity		9.598*** (1.201)		8.740*** (1.213)
R&D Similarity			10.14*** (1.764)	7.028*** (2.067)
Acquirer Total Assets	0.312*** (0.0342)	0.320*** (0.0412)	0.311*** (0.0372)	0.315*** (0.0418)
Acquirer ROA	1.768 (1.122)	1.670 (1.256)	1.931* (1.132)	1.704 (1.248)
Acquirer Cash/Assets	-0.00542 (0.464)	0.0222 (0.508)	0.277 (0.493)	0.245 (0.521)
Acquirer B/M	-0.356*** (0.114)	-0.437*** (0.141)	-0.268** (0.116)	-0.345*** (0.133)
Acquirer Leverage	-0.128 (0.336)	-0.216 (0.393)	0.167 (0.361)	0.0378 (0.399)
Target Total Assets	-0.0415 (0.0269)	-0.0615* (0.0334)	-0.0784*** (0.0292)	-0.0842** (0.0340)
Target ROA	-1.283** (0.590)	-1.197* (0.633)	-1.138* (0.598)	-1.117* (0.632)
Target Cash/Assets	0.436 (0.322)	0.380 (0.334)	0.369 (0.330)	0.336 (0.340)
Target B/M	-0.115* (0.0643)	-0.129* (0.0710)	-0.106 (0.0656)	-0.114 (0.0722)
Target Leverage	0.322 (0.212)	0.276 (0.203)	0.351* (0.201)	0.296 (0.200)
(Intercept)	-4.191*** (0.674)	-4.226*** (0.739)	-4.389*** (0.692)	-4.347*** (0.734)
Deal Fixed Effect	YES	YES	YES	YES
Pseudo R-squared	0.108	0.263	0.185	0.287
Observations	2,301	2,301	2,301	2,301
Marginal Effect				
Business Similarity		1.250*** (0.122)		1.102*** (0.121)
R&D Similarity			1.460*** (0.231)	0.886*** (0.243)
予測 : 1 真 : 1 (a)	1	42	16	42
予測 : 1 真 : 0 (b)	2	24	11	24
予測 : 0 真 : 1 (c)	232	191	217	191
予測 : 0 真 : 0 (d)	2,066	2,044	2,057	2,044
適合率 a/(a + b)	0.333	0.636	0.593	0.636
再現率 a/(a + c)	0.004	0.180	0.069	0.180
特異度 d/(b + d)	0.999	0.988	0.995	0.988
正解率 (a + d)/(a + b + c + d)	0.898	0.907	0.901	0.907

(注) 被説明変数は、実際に観測された M&A であるならば 1 を取るダミー変数 (Deal Dummy) である。主要な説明変数は、事業類似性 (Business Similarity) と技術類似性 (R&D Similarity) である。コントロール変数として、取引が水平統合であれば 1 を取るダミー変数 (Horizontal) (Panel A のみ)、買い手企業 (Acquirer) およびターゲット企業 (Target) の両方について、総資産の自然対数値 (Total Assets)、総資産営業利益率 (ROA)、現金および同等物/総資産 (Cash/Assets)、簿価時価比率 (B/M)、総負債/総資産 (Leverage) を用いている。すべての分析で Deal fixed effect が含まれており、実現 M&A とそれに対応する仮想 M&A ごとにクラスターしたロバスト標準誤差を用いた分析を行っている。予測については推定された予測確率が 0.5 以上であるならば 1 としている。カッコ内の値は標準誤差を表しており、***, **, * はそれぞれ 1%, 5%, 10% 水準で有意であることを表している。

表6 同一業種であるか否かでサンプルを分割したときの結果

	Sample: Horizontal = 1			Sample: Horizontal = 0		
	Deal Dummy			Deal Dummy		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Business Similarity	7.499*** (1.265)		6.820*** (1.345)	13.75*** (2.567)		12.83*** (2.613)
R&D Similarity		7.414*** (1.803)	4.666* (2.530)		11.52*** (3.264)	7.927** (3.501)
Acquirer Total Assets	0.362*** (0.0653)	0.315*** (0.0551)	0.347*** (0.0645)	0.268*** (0.0551)	0.311*** (0.0523)	0.277*** (0.0580)
Acquirer ROA	0.531 (1.434)	1.041 (1.304)	0.630 (1.422)	2.982 (2.102)	2.360 (1.701)	3.111 (2.067)
Acquirer Cash/Assets	-0.0355 (0.720)	-0.134 (0.693)	0.0443 (0.717)	-0.238 (0.785)	0.972 (0.720)	0.209 (0.827)
Acquirer B/M	-0.494** (0.243)	-0.386** (0.184)	-0.410* (0.231)	-0.437** (0.198)	-0.204 (0.162)	-0.341* (0.187)
Acquirer Leverage	-0.303 (0.596)	-0.103 (0.534)	-0.162 (0.594)	0.0852 (0.569)	0.562 (0.510)	0.422 (0.570)
Target Total Assets	0.0121 (0.0518)	-0.00633 (0.0436)	-0.0159 (0.0555)	-0.169*** (0.0507)	-0.157*** (0.0453)	-0.165*** (0.0502)
Target ROA	-1.947* (1.183)	-2.575** (1.109)	-1.979* (1.163)	-1.043 (0.845)	-0.563 (0.774)	-0.934 (0.858)
Target Cash/Assets	0.893 (0.545)	0.729 (0.526)	0.800 (0.553)	-0.285 (0.555)	-0.182 (0.511)	-0.230 (0.560)
Target B/M	-0.0929 (0.0983)	-0.114 (0.0956)	-0.0684 (0.0848)	-0.194 (0.122)	-0.157 (0.109)	-0.189 (0.124)
Target Leverage	0.405 (0.339)	0.171 (0.347)	0.353 (0.349)	-0.0116 (0.389)	0.327 (0.351)	0.106 (0.385)
(Intercept)	-5.267*** (1.213)	-4.520*** (1.108)	-5.038*** (1.230)	-3.019*** (1.036)	-3.882*** (1.003)	-3.545*** (1.045)
Deal Fixed Effect	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Pseudo R-squared	0.269	0.189	0.284	0.266	0.164	0.284
Observations	979	979	979	1,086	1,086	1,086

(注) 産業一致仮想M&Aサンプルを用いて、買い手企業とターゲット企業が同一業種か否か(Horizontalが1か否か)でサブサンプルに分けて分析している。被説明変数は、実際に観測されたM&Aであるならば1を取るダミー変数(Deal Dummy)である。主要な説明変数は、事業類似性(Business Similarity)と技術類似性(R&D Similarity)である。コントロール変数として、買い手企業(Acquirer)およびターゲット企業(Target)の両方について、総資産の自然対数値(Total Assets)、総資産営業利益率(ROA)、現預金および同等物/総資産(Cash/Assets)、簿価時価比率(B/M)、総負債/総資産(Leverage)を用いている。すべての分析でDeal fixed effectが含まれており、実現M&Aとそれに対応する仮想M&Aごとにクラスターしたロバスト標準誤差を用いた分析を行っている。カッコ内の値は標準誤差を表しており、***、**、*はそれぞれ1%、5%、10%水準で有意であることを表している。

を分析する。具体的には、事業類似性がゼロ以外のケースに限定して事業類似性の中央値でサンプルを分割し、M&Aの発生に対する技術類似性の効果を見る。その分析結果を表8に示す。この表を見ると、いずれのサブサンプルでも技術類似性の係数は正で有意な影響を与えており、技術類似性は事業類似性と独立してM&Aの発生確率に正の影響を持つことがわかる。このことから、Bena and Li (2014)とは異なり、本稿の類似性指標で見ると、事業類似性がある程度高い状況であっても、技術類似性からくるシナジーの可能性が低下するとは言えない。また、事業類似性が高いサブサンプル(High Business Similarity)において、事業類似性がM&Aの発生に対して正の影響を与えている。この結果は、一定程度以上に似通った製品やサービスを提供している2つの企業のM&Aであっても、シナジーの実現可能性が低下するわけではないことを示唆している。

表7 製造業のみにサンプルを限定したときの結果

	Sample: Manufacturing Industry	
	Deal Dummy	
	(1)	(2)
Business Similarity		4.641*** (1.526)
R&D Similarity	8.622*** (1.847)	6.463*** (2.020)
(Intercept)	-8.109*** (1.958)	-8.781*** (2.097)
Acquirer Control Variable	YES	YES
Target Control Variable	YES	YES
Deal Fixed Effect	YES	YES
Pseudo R-squared	0.299	0.344
Observations	683	683

(注) 産業一致仮想 M&A サンプルを用いて、製造業にサンプルを限定して分析している。被説明変数は、実際に観測された M&A であるならば1を取るダミー変数 (Deal Dummy) である。主要な説明変数は、事業類似性 (Business Similarity) と技術類似性 (R&D Similarity) である。コントロール変数として、買い手企業 (Acquirer) およびターゲット企業 (Target) の両方について、総資産の自然対数値 (Total Assets), 総資産営業利益率 (ROA), 現預金および同等物/総資産 (Cash/Assets), 簿価時価比率 (B/M), 総負債/総資産 (Leverage) を用いている。すべての分析で Deal fixed effect が含まれており、実現 M&A とそれに対応する仮想 M&A ごとにクラスターしたロバスト標準誤差を用いた分析を行っている。カッコ内の値は標準誤差を表しており、***, **, * はそれぞれ1%, 5%, 10%水準で有意であることを表している。

表8 事業類似性の中央値でサンプルを分割したときの結果

	Sample: Low Business Similarity	Sample: High Business Similarity
	Deal Dummy (1)	Deal Dummy (2)
Business Similarity	43.50 (41.56)	6.568*** (1.646)
R&D Similarity	19.68*** (5.532)	7.303*** (2.727)
Horizontal	0.576* (0.311)	0.790*** (0.155)
(Intercept)	-2.856** (1.372)	-0.0979 (0.638)
Acquirer Control Variable	YES	YES
Target Control Variable	YES	YES
Deal Fixed Effect	NO	NO
Pseudo R-squared	0.218	0.334
Observations	470	499

(注) 産業一致仮想 M&A サンプルを用いて、事業類似性がゼロ以外のケースに限定した上で、事業類似性の中央値でサンプルを分割して分析している。被説明変数は、実際に観測された M&A であるならば1を取るダミー変数 (Deal Dummy) である。主要な説明変数は、事業類似性 (Business Similarity) と技術類似性 (R&D Similarity) である。コントロール変数として、取引が水平統合であれば1を取るダミー変数 (Horizontal), 買い手企業 (Acquirer) およびターゲット企業 (Target) の両方について、総資産の自然対数値 (Total Assets), 総資産営業利益率 (ROA), 現預金および同等物/総資産 (Cash/Assets), 簿価時価比率 (B/M), 総負債/総資産 (Leverage) を用いている。実現 M&A とそれに対応する仮想 M&A ごとにクラスターしたロバスト標準誤差を用いた分析を行っている。カッコ内の値は標準誤差を表しており、***, **, * はそれぞれ1%, 5%, 10%水準で有意であることを表している。

表9 M&A 発表時の CAR と M&A 後の短期的な財務パフォーマンス

	Target CAR [-1, +1] (1)	Acquirer CAR [-1, +1] (2)	Combined CAR [-1, +1] (3)	Δ (Industry Ad- justed ROA) (4)
Mean	0.113***	0.00471*	0.0101***	-0.0138***
t-value	(11.556)	(1.701)	(3.426)	(-4.962)
Obs	284	284	284	246

(注) Target CAR, Acquirer CAR, Combined CAR はそれぞれターゲット企業の CAR, 買い手の CAR, 2社の CAR を時価総額で加重平均した統合 CAR を表す。また、 Δ (Industry Adjusted ROA) は M&A の翌年の産業調整 ROA から前年の産業調整 ROA を引いたものである。カッコ内の値は t 値を表しており、***, **, * はそれぞれ 1%, 5%, 10% 水準で有意であることを表している。

6.2 企業間の類似性と株価効果・短期的な財務パフォーマンスの関係の検証

次に、企業間の事業類似性と技術類似性が、M&A 発表時の買い手、ターゲット、統合（買い手とターゲットの時価総額による加重平均）のそれぞれの CAR に与える影響を検証する。同様に、これらの類似性指標が短期的な財務パフォーマンスに与える影響を検証する。2社間の事業類似度が高いほど M&A のシナジー効果が大きいならば、事業類似度と CAR の間に正の関係が存在すると予測できる。また、もし見込まれるシナジーが実際に実現するならば、財務パフォーマンスが改善すると予測できる。Hoberg and Phillips (2010) は、企業間の製品類似性が M&A 発表時の CAR と M&A 後の長期的な財務パフォーマンスに正の影響を与えることを示しており、これを範囲の経済等のシナジー効果が生じるためと解釈している。

ここまでの分析では、買い手企業の経営者は、自社との類似性を考慮したターゲット企業の選択を行っている可能性が示された。M&A 市場において観察不能な要因がターゲット企業の選択と CAR の両方に影響を与えているならば、通常の線形回帰ではセレクションバイアスが存在することになる。これは、財務パフォーマンスに関する分析についても同様である。本稿では、このセレクションバイアスを考慮するため、Heckman (1979) で示されたサンプルセレクションを考慮した分析モデルも用いる。

はじめに、本稿のサンプルとなった M&A の CAR と M&A 後の財務パフォーマンスについて平均値の検定を行う。表9にこの平均値の検定の結果を示す。表9の(1)から(3)には、ターゲット企業の CAR (Target CAR)、買い手の CAR (Acquirer CAR)、および2社の CAR を時価総額で加重平均した統合 CAR (Combined CAR) についての分析結果が示されている。CAR の平均値はいずれも正で統計上有意である。すなわち、今回のサンプルの M&A は平均的に株主価値を増大させている。これは、井上・加藤 (2006)、Mitsuya *et al.* (2017) と一致している。(4)には、短期的な財務パフォーマンスについての分析結果が示されている。これを見ると財務パフォーマンスの平均値は負で統計的に有意である。この結果は、M&A 実施から1年後ではまだシナジーが実現されていないためと考えられる。

次に、CAR と財務パフォーマンスを被説明変数とする通常の回帰モデルでの結果を表10・Panel A に示す。なお、被説明変数に、買い手企業とターゲット企業のそれぞれの CAR と、M&A 前の2社のそれぞれの時価総額で加重平均を取った統合 CAR、買い手企業の M&A 実施前年から実施翌年の期間の短期的な財務パフォーマンスの変化を使用している。³⁾ 企業間の類似性を表す Business Similarity と R&D Similarity に着目すると、いずれの係数も有意ではない。したがって、企業間の

3) M&A 公表日前後の3日間の CAR[-1,1] と M&A 公表日前後の5日間の CAR[-3,3] を用いたが、結果に大きな違いがないため、CAR[-1,1] の結果のみ表に示している。

表10 M&A 発表時の CAR と M&A 後の短期的な財務パフォーマンスの検証
Panel A 線形モデル

	Target CAR [-1, +1] (1)	Acquirer CAR [-1, +1] (2)	Combined CAR[-1, +1] (3)	Δ (Industry Adjusted ROA) (4)
Business Similarity	-0.0837 (0.0519)	-0.0186 (0.0190)	-0.00505 (0.0213)	-0.000715 (0.0172)
R&D Similarity	-0.00377 (0.0868)	0.00850 (0.0312)	0.00374 (0.0251)	0.0374 (0.0318)
Horizontal	-0.00465 (0.0201)	0.0136** (0.00648)	0.0107 (0.00709)	-0.0115* (0.00625)
Cash Payment	-0.00942 (0.0232)	0.00807 (0.00952)	0.00795 (0.00927)	
TOB	0.141*** (0.0230)	0.00218 (0.00590)	0.0114* (0.00689)	
(Intercept)	0.0817** (0.0341)	-0.00754 (0.0108)	-0.00618 (0.0109)	-0.0121 (0.00884)
Year Fixed Effect	YES	YES	YES	YES
R-squared	0.153	0.031	0.040	0.022
Observations	284	284	284	246

(注) 被説明変数は、ターゲット企業の CAR (Target CAR), 買い手企業の CAR (Acquirer CAR), 統合 CAR (Combined CAR), M&A 翌年の産業調整 ROA から前年の産業調整 ROA を減じたもの (Δ (Industry Adjusted ROA)) である。主要な説明変数は、事業類似性 (Business Similarity) と技術類似性 (R&D Similarity) である。コントロール変数は、取引が水平統合であれば 1 を取るダミー変数 (Horizontal), 当該 M&A が現金による支払いならば 1 を取るダミー変数 (Cash Payment), 当該 M&A が公開買付けならば 1 を取るダミー変数 (TOB) である。すべての分析で Year fixed effect が含まれている。カッコ内の値はロバスト標準誤差を表しており, ***, **, * はそれぞれ 1 %, 5 %, 10% 水準で有意であることを表している。

類似性が M&A による価値創造や財務パフォーマンスに影響を与えているとは言えない。一方で, Horizontal の係数は買い手企業の CAR に対して正で統計的に有意である。

サンプルセレクションモデルを用いた検証結果を表10・Panel B に示す。Selection Equation の被説明変数は、実際に観察された M&A の場合に 1 を取るダミー変数である。この Selection Equation の推定では、ランダム仮想 M&A サンプルを使用している。分析には 2 段階推定法⁴⁾を用いている。逆ミルズ比を表す λ に着目すると、統計的な有意性が確認できず、買収企業によるターゲット企業の選定にセレクションバイアスが存在しているとは言えないことを示している。また、Outcome Equation の結果について、事業類似性、技術類似性ともに有意な効果を持つとは言えない。一方で、Horizontal の係数については、線形モデルと同様、買い手企業の CAR に対して正で統計的に有意である。

これらの結果から、類似性そのものは M&A による株主価値への効果には影響を持つとは言えない。この結果と前節の結果をあわせて考えれば、買い手企業とターゲット企業の経営者は、事業類似性や技術類似性が高いほど M&A に合意する傾向があるが、株式市場はその類似性に起因するシナジー効果を評価していないことを示唆している。すなわち、有価証券報告書は公表情報であるものの、定性情報であるその記述内容の類似性は、投資家にシナジーの源泉に関する情報として認識されなかった可能性がある。一方で、水平型 M&A については、買い手企業の CAR に対して正の影響を与えている。水平型 M&A か否かは従来の産業分類で簡単に特定できる類似性である。したがって、この類似性は、投資家にとって認識しやすいシナジーの源泉に関する情報であるため、

4) 最尤法による推定も試みたが、いくつかのモデルで Hessian が負にならず推定ができない場合が存在していたため、ここでは 2 段階推定法を採用している。

Panel B サンプルセレクションモデル

	Target CAR [-1, +1] (1)	Acquirer CAR [-1, +1] (2)	Combined CAR[-1, +1] (3)	Δ (Industry Adjusted ROA) (4)
Business Similarity	-0.130 (0.0976)	-0.0314 (0.0306)	-0.00459 (0.0328)	-0.0149 (0.0300)
R&D Similarity	-0.00124 (0.109)	-0.0122 (0.0341)	-0.0100 (0.0365)	0.0339 (0.0321)
Horizontal	-0.0128 (0.0238)	0.0126* (0.00746)	0.0115 (0.00798)	-0.0130* (0.00709)
Cash Payment	0.00371 (0.0330)	0.00777 (0.0104)	0.00658 (0.0111)	
TOB	0.125*** (0.0247)	0.00228 (0.00776)	0.0115 (0.00831)	
(Intercept)	0.0804 (0.0553)	-0.00899 (0.0174)	-0.0125 (0.0186)	-0.00660 (0.0130)
Year Fixed Effect	YES	YES	YES	YES
Selection Equation				
Business Similarity	15.87*** (1.470)	15.87*** (1.470)	15.87*** (1.470)	16.34*** (1.541)
R&D Similarity	21.45*** (2.919)	21.45*** (2.919)	21.45*** (2.919)	21.09*** (3.009)
Horizontal	1.180*** (0.143)	1.180*** (0.143)	1.180*** (0.143)	1.066*** (0.149)
(Intercept)	-4.670*** (1.301)	-4.670*** (1.301)	-4.670*** (1.301)	-4.745*** (1.320)
Acquirer Control Variable	YES	YES	YES	YES
Target Control Variable	YES	YES	YES	YES
Deal Fixed Effect	YES	YES	YES	YES
λ	-0.0129 (0.0220)	-0.00327 (0.00690)	0.00180 (0.00738)	-0.00586 (0.00648)
Observations	2,328	2,328	2,328	2,175

(注) 分析には2段階推定法を用いており、 λ は逆ミルズ比を表す。Selection Equationの主要な説明変数は、事業類似性 (Business Similarity) と技術類似性 (R&D Similarity) である。コントロール変数は、取引が水平統合であれば1を取るダミー変数 (Horizontal)、買い手企業 (Acquirer) およびターゲット企業 (Target) の両方について、総資産の自然対数値 (Total Assets)、総資産営業利益率 (ROA)、現預金および同等物/総資産 (Cash/Assets)、簿価時価比率 (B/M)、総負債/総資産 (Leverage) である。Selection Equationのすべての分析で Deal fixed effect が含まれている。Outcome Equationの被説明変数は、ターゲット企業の CAR (Target CAR)、買い手企業の CAR (Acquirer CAR)、統合 CAR (Combined CAR)、M&A翌年の産業調整 ROA から前年の産業調整 ROA を減じたもの (Δ (Industry Adjusted ROA)) である。主要な説明変数は、事業類似性 (Business Similarity) と技術類似性 (R&D Similarity) である。コントロール変数は、取引が水平統合であれば1を取るダミー変数 (Horizontal)、当該 M&A が現金による支払いならば1を取るダミー変数 (Cash Payment)、当該 M&A が公開買付けならば1を取るダミー変数 (TOB) である。すべての分析で Year fixed effect が含まれている。カッコ内の値は標準誤差を表しており、***, **, * はそれぞれ 1%, 5%, 10% 水準で有意であることを表している。

M&A 発表時に株価に直ちに反映されたのかもしれない。

ただし、買い手、ターゲット、統合のいずれの CAR の平均値も正で有意であることから、株式市場は M&A そのものには平均的にシナジー効果が存在すると評価していることがわかる。したがって、経営者が事業類似性や技術類似性をシナジーの実現可能性と認識していたとしても、それ自体が歪んだ意思決定につながっているというわけではない。

また、類似性指標が M&A 後の財務パフォーマンスに対して有意な結果とならなかったのは、M&A から1年後という短い間では、シナジーが実現しなかったためかもしれない。

7 結 論

本稿では企業間の事業類似性と技術類似性が、2社間の M&A の発生確率、ならびに M&A 発表時の株価効果と短期的な財務パフォーマンスに与える影響を分析した。本稿の特徴は、有価証券報告書の「事業の内容」と「研究開発活動」をテキスト分析することで2社間の類似性指標を作成していることである。

分析の結果、企業間の事業類似性と技術類似性が、M&A の発生確率に対して正の影響を与えることを示した。また、これらの類似性指標は、従来の業種分類を超えて M&A の発生に対して説明力を持つことを示した。一方で、類似性指標と株価効果や短期財務パフォーマンスとの間には、統計的に有意な関係は確認できなかった。ただし、分析対象とした M&A 自体は、平均的に株主価値の増大に貢献していることから、企業の判断が株主の利益に反するものとは言えない。

本稿では、有価証券報告書のテキスト情報を使用することで、M&A の発生に対する予測能力が有意に改善することを示した。また、この予測能力の改善は、従来の業種分類を考慮したとしても観察された。これらのことは、企業行動の予測に対して、有価証券報告書のテキスト情報が情報価値を持つことを示唆している。

本稿の限界の1つに M&A のサンプルサイズの制約がある。本稿では、有価証券報告書のテキスト情報の利用に制約があるため、2014年3月から2018年3月における日本の上場企業同士の M&A を分析対象としている。この制約による観測数の少なさが、類似性指標と M&A 発表時の株価効果や短期財務パフォーマンスとの間に有意な関係が観察されない一因と予想される。また、今後の課題として M&A 後の長期パフォーマンス分析が挙げられる。一般的に、規模の経済性や範囲の経済性等のシナジー効果が生じるには時間がかかるため、長期的な視点での分析が必要である。これらへの対応は将来の研究課題としたい。

(東京工業大学・日本大学・東京工業大学)

投稿受付2019年2月21日、最終稿受理2020年11月28日

[参考文献]

- 井上光太郎・加藤英明 (2006) 『M&A と株価』東洋経済新報社, pp.121-153.
 金融庁 (2018) 『「企業内容等の開示に関する内閣府令」の改正案の公表について』.
 佐藤史仁・佐久間洋明・小寺俊哉・田中良典・坂地泰紀・和泉潔 (2018) 「有価証券報告書からの因果関係分の抽出」第32回人工知能学会全国大会論文集.
 野田健太郎 (2016) 「有価証券報告書における定性情報の分析と活用——リスクの多様化にともなう望ましい対話のあり方」経済経営研究 Vol.37, No.1, pp.1-51.
 Ahern, R. K., D. Daminelli and C. Fracassi (2015) “Lost in Translation? The Effect of Cultural Values on Mergers around The World,” *Journal of Financial Economics*, Vol.117, No.1, pp.165-189.
 Bena, J. and K. Li (2014) “Corporate Innovations and Mergers and Acquisitions,” *Journal of Finance*, Vol. 69, No.5, pp.1923-1960.
 Bereskin, F., S. Byun, M. Officer and J. Oh (2017) “The Effect of Cultural Similarity on Mergers and Acquisitions: Evidence from Corporate Social Responsibility,” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol.53, No.5, pp.1995-2039.
 Heckman, J. (1979) “Sample Selection Bias as A Specification Error,” *Econometrica*, Vol.47, (1), pp. 153-161.
 Henderson, R. and I. Cockburn (1996) “Scale, Scope, and Spillovers: The Determinants of Research Productivity in Drug Discovery,” *RAND Journal of Economics*, Vol.27, No.1, pp.32-59.
 Hoberg, G. and G. Phillips (2010) “Product Market Synergies and Competition in Mergers and Acquisitions: A Text-Based Analysis,” *Review of Financial Studies*, Vol.23, pp.3773-3811.
 Kearney, C. and S. Liu (2014) “Textual Sentiment in Finance: A Survey of Methods and Models,”

- International Review of Financial Analysis*, Vol.33, pp.171-185.
- Loughran, T. and B. McDonald (2016) "Textual Analysis in Accounting and Finance: A Survey," *Journal of Accounting Research*, Vol.54, No.4, pp.187-230.
- Mitsuya, T., N. Ikeda and K. Inoue (2017) "Information Asymmetry and Corporate Acquisitions," Working Paper.
- Ramos, J. (2003) "Using TF-IDF to Determine Word Relevance in Document Queries," In ICML.
- Rhodes-Kropf, M. and T. R. David (2008) "The Market for Mergers and the Boundaries of the Firm," *Journal of Finance*, Vol.63, No.3, pp.1169-1211.

《SUMMARY》

SIMILARITY AND CORPORATE ACQUISITIONS:
A TEXT-BASED ANALYSIS

By YUKITO KOMURO, NAOSHI IKEDA and KOTARO INOUE

We use text-based analysis of annual reports of Japanese listed firms to examine relationship between similarity among firms and probability of occurrence of mergers and acquisitions. In particular, we measure business similarity and technological similarity among listed companies from the texts. We show that higher similarities between two firms increase the probability of acquisition between the two. This paper shows that text data in annual reports is informative to predict corporate behavior in Japan.

(Tokyo Institute of Technology, Nihon University and Tokyo Institute of Technology)