

論 文

電気機器業界における財務指標と株価変動の分析

—— XGBoost・SHAP を用いた自動車業界との比較 ——

山 口 健 二

概 要

本研究は、日本の電気機器業界 126 社を対象に、財務指標と株価変動の関係を XGBoost 回帰モデルおよび SHAP 値により分析し、先行研究で対象とした自動車業界との比較を行うものである。日経 NEEDS Financial QUEST から、2012 年 3 月から 2022 年 3 月までの株価データおよび 2012 年 3 月期から 2022 年 3 月期までの財務データを取得し、目的変数には、短期・中期・長期・超長期の 4 ケースの株価リターンを、説明変数には、売上高成長率、税引前利益率、棚卸資産比率、有形固定資産比率、使用総資本事業利益率、ROE の 5 年平均値と 10 年平均値の 2 ケースを用い、これらを組み合わせた 8 ケースを分析した。その結果、電気機器業界では、短期・中期では売上高成長率、長期・超長期では ROE や使用総資本事業利益率などの資本効率・収益性指標が上位に現れた。これは、自動車業界において売上高成長率、税引前利益率、棚卸資産比率が比較的重要であった結果とは異なる傾向であり、株価変動に対して重要となる財務指標が業種によって異なる可能性を示している。

1. はじめに

企業の株価は、市場全体の動向、金利、為替、政策要因、投資家心理など、多様な要因によって変動する。一方で、企業の財務構造もまた、株価形成において重要な役割を果たしている。特に、売上高成長率、利益率、使用総資本事業利益率 (ROA)、ROE、在庫水準、固定資産構造などは、企業の成長性、収益性、資本効率、オペレーション構造を表す指標であり、投資家が企業価値を判断する際の重要な要素となる。

筆者は以前、日本の自動車関連企業を対象として、財務指標と株価変動の関係を XGBoost 回帰モデルおよび SHAP 値により分析した [1]。その結果、売上高成長率、税引前利益率、棚卸資産比率などが、株価リターンの予測において重要な役割を持つことが確認された。しかし、その分析は自動車関連企業を対象としたものであり、得られた結果が他業種にも当てはまるかどうかは明らかではなかった。

特に、電気機器業界は、自動車業界と同じく製造業に属する一方で、製品構成、技術革新の速度、設備投資の性質、収益構造、市場評価のされ方が異なる。総合電機、重電、通信機、電子部品、制御機器など、多様な企業群を含んでおり、同じ製造業であっても、財務指標が株価変動に与える意味は自動車業界とは異なる可能性がある。

そこで本研究では、日経業種分類における電気機器業界を対象として、財務指標と株価変動の関係を

分析する。分析手法は、先行する自動車関連企業の分析と同じく、XGBoost 回帰モデルと SHAP 値を用いる。これにより、分析手法および変数設計を可能な限りそろえたうえで、業種の違いによって SHAP 値の寄与度順位や寄与方向がどのように変化するかを検討する。

また、本研究では補助的に、通常最小二乗法（Ordinary Least Squares: OLS）による重回帰分析も行う。これは、財務指標と株価変動の関係を線形モデルでどの程度説明できるかを確認するためである。OLS 重回帰分析の結果と XGBoost・SHAP 分析の結果を比較することで、非線形モデルを用いる意義についても検討する。

本稿の構成は次のとおりである。第2章では、財務指標を用いた企業価値分析および機械学習を用いた分析手法について整理する。第3章では、分析データおよび分析方法を説明する。第4章では、OLS 重回帰分析の結果を示す。第5章では、XGBoost 回帰モデルと SHAP 値による分析結果を示し、自動車業界との比較を行う。第6章では、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

2. 先行研究

2.1 財務指標を用いた企業評価

企業価値の分析において、財務指標を用いて将来の利益や株価を推定するファンダメンタル分析は、広く用いられてきた手法である。ファンダメンタル分析では、企業の収益性、成長性、安全性、効率性などを表す財務指標を用い、企業の将来的な利益獲得能力や市場評価との関係を検討する。特に、売上高、利益、資産、自己資本などに基づく指標は、企業の経営状態を把握するための基本的な情報であり、株価や企業価値の分析において重要な役割を持つ [2]。

本研究で用いる売上高成長率は、企業の成長性を表す指標である。売上高が継続的に増加している企業は、市場における需要拡大、製品競争力、販売力の強さを有している可能性がある。そのため、売上高成長率は、企業の将来的な収益拡大を期待する投資家にとって重要な指標である。一方で、売上高の増加が必ずしも利益の増加につながるとは限らない。過度な価格競争や費用増加を伴う成長であれば、売上高は増加していても利益率が低下する可能性がある。したがって、売上高成長率は、利益率や資本効率と併せて分析する必要がある。税引前利益率は、売上高に対してどの程度の利益を生み出しているかを表す収益性指標である。売上高が同程度であっても、利益率の高い企業は、価格設定力、費用管理能力、製品競争力などに優れている可能性がある。株価は将来利益に対する期待を反映するため、利益率は企業価値評価において重要な指標である。ただし、利益率は一時的な特別利益や費用、事業構造の違い、景気循環の影響を受けることがあるため、単年度の数値だけでなく、複数年の平均値を用いて分析することが有効である。ROA や ROE も、企業の収益性および資本効率を表す重要な指標である。本研究で ROA として用いる使用総資本事業利益率は、企業が使用する総資本に対してどの程度の事業利益を生み出しているかを示す。一方、ROE は、株主が拠出した自己資本に対してどの程度の利益を生み出しているかを示す。特に ROE は、株主資本の効率性を表す指標として、企業と投資家の関係において重視されている。日本企業においても、持続的成長や中長期的な企業価値向上の観点から、ROE をはじめとする資本効率指標の重要性が指摘されている [3]。ただし、ROA と ROE は似た収益性指標でありながら、意味する内容は同一ではない。使用総資本事業利益率は、使用総資本を基準とした利益効率を示すのに対し、ROE は自己資本を基準とした利益効率を示す。そのため、財務レバレッジの影響を受けやすい ROE と、使用総資本に対する事業利益の効率を表す ROA では、株価変動との

関係が異なる可能性がある。また、ROA、ROE、利益率は相互に関連するため、重回帰分析においては多重共線性が生じる可能性もある。したがって、これらの指標を用いる場合には、個別の係数だけでなく、変数間の関係やモデル全体の構造にも注意する必要がある。

2.2 棚卸資産・有形固定資産とオペレーション構造

企業の財務構造を分析する上では、成長性や収益性だけでなく、棚卸資産や有形固定資産のようなオペレーション構造に関わる指標も重要である。棚卸資産は、原材料、仕掛品、製品など、企業が販売または生産のために保有する資産である。棚卸資産の水準は、企業の需要予測、生産計画、在庫管理、サプライチェーン管理と密接に関係している。

棚卸資産比率が高い場合、企業が将来需要に備えて在庫を確保していると解釈できる場合がある。特に、需要が拡大している局面では、棚卸資産の増加は販売機会に対応するための準備とみなすことができる。一方で、過剰在庫は保管費用の増加、資金効率の低下、評価損の発生につながる可能性がある。したがって、棚卸資産の多寡は、単純に良いまたは悪いと判断できるものではなく、企業の事業環境や需要見通し、サプライチェーンの状態と併せて解釈する必要がある。サプライチェーン・マネジメントの観点からも、在庫水準の管理は企業の競争力や収益性に影響する重要な要素である[4]。また、グローバル化した市場では、需要の変動に対応するため、製造部門と販売部門の協働が重要になる。需要予測の精度が低い場合、過剰在庫や欠品が生じ、企業の収益性を損なう可能性がある。反対に、需要情報を適切に把握し、製造と販売を連携させることができれば、在庫水準を適正化し、収益性を高めることができる。したがって、棚卸資産比率は、企業の需要予測能力や製販協働の状況を間接的に反映する指標として捉えることができる [5]。

有形固定資産比率も、企業の事業構造を理解する上で重要である。有形固定資産は、工場、機械設備、土地、建物など、企業の生産活動に必要な固定的資産である。有形固定資産比率が高い企業は、生産設備を多く保有し、設備投資を通じて生産能力を拡大している可能性がある。特に製造業では、設備投資や生産能力の拡大が競争力の源泉となる場合がある。しかし、有形固定資産の多さは、固定費負担の大きさを意味する場合もある。需要が安定している場合には、固定資産を用いた大量生産が収益性を高める可能性がある一方、需要変動が大きい場合には、設備過剰や稼働率低下が利益を圧迫する可能性がある。したがって、有形固定資産比率についても、その水準が株価変動に対して一方向に作用するとは限らない。製品開発能力やサプライチェーン能力の統合が企業の適応力や業績に影響することを踏まえると、固定資産や在庫を含む財務構造は、企業のオペレーション能力と関連づけて分析する必要がある [6]。

2.3 機械学習を用いた企業分析

従来の財務指標分析では、重回帰分析などの統計的手法を用いて、財務指標と株価や企業業績との関係を検討することが多かった。通常最小二乗法（Ordinary Least Squares: OLS）による重回帰分析は、説明変数と目的変数の平均的な線形関係を把握する上で有効な手法である。各説明変数の係数やp値を確認することで、どの財務指標が目的変数と統計的に関係しているかを検討できる。また、標準化係数を用いることで、尺度の異なる説明変数間で相対的な影響の大きさを比較することもできる。

しかし、財務指標と株価変動の関係は、必ずしも線形であるとは限らない。企業の株価は、多様な情報を反映して形成されるため、同じ財務指標であっても、企業の規模、成長段階、収益構造、資本構成、

業種特性によって、その意味が異なる可能性がある。たとえば、棚卸資産比率が高いことは、ある企業にとっては需要拡大への対応を意味する一方、別の企業にとっては過剰在庫を意味することがある。同様に、有形固定資産比率が高いことも、生産能力の拡大を示す場合もあれば、固定費負担の増加を示す場合もある。このような場合、線形モデルでは、財務指標の平均的な効果しか捉えることができず、非線形関係や変数間の相互作用を十分に表現できない可能性がある。そこで近年では、株価予測や企業分析において、機械学習手法の利用が進んでいる。機械学習モデルは、多数の説明変数の複雑な関係を学習し、線形モデルでは捉えにくい非線形的な構造を把握できる可能性がある。

本研究で用いる XGBoost は、勾配ブースティングに基づく機械学習手法である。XGBoost は、複数の決定木を組み合わせることで予測精度を高めるアンサンブル学習の一種であり、非線形関係や説明変数間の相互作用を柔軟に扱うことができる。また、正則化やサブサンプリングなどの仕組みを備えており、過学習を抑制しながら予測モデルを構築できる点に特徴がある [7]。財務指標と株価変動の関係が単純な線形関係ではない場合、XGBoost のような機械学習手法を用いることにより、より複雑な予測構造を捉えられる可能性がある。ただし、機械学習モデルには、予測構造の解釈が難しいという問題がある。重回帰分析では、各説明変数の係数を確認することで、目的変数に対する正負の関係を比較的容易に解釈できる。これに対して、XGBoost のような非線形モデルでは、モデル内部で複数の分岐や相互作用が用いられるため、どの説明変数が予測にどのように寄与しているかを直接把握することが難しい。したがって、機械学習モデルを企業分析に用いる場合には、予測精度だけでなく、モデルの解釈可能性を確保することが重要となる。

2.4 SHAP 値による機械学習モデルの解釈

機械学習モデルの解釈可能性を高める手法として、SHAP 値が用いられている。SHAP 値は、学習済みモデルによる予測値を、各説明変数の寄与に分解する手法である。これにより、ある企業の株価リターン予測に対して、売上高成長率、利益率、棚卸資産比率、ROA、ROE などが、それぞれの程度プラスまたはマイナスに寄与したかを確認できる [8]。

SHAP 値の特徴は、各説明変数の重要度だけでなく、寄与の方向も確認できる点にある。平均絶対 SHAP 値を用いれば、モデル全体においてどの説明変数が重要であったかを把握できる。一方、各企業ごとの SHAP 値を確認すれば、その企業において特定の財務指標が予測値を押し上げたのか、押し下げたのかを確認できる。さらに、ピースウォームプロットを用いれば、説明変数の値の大小と SHAP 値の正負の関係を視覚的に把握できる。たとえば、ROE の値が高い企業を示す点が正の SHAP 値側に多く分布していれば、そのモデルでは、ROE の高さが株価リターン予測を押し上げる傾向があると解釈できる。反対に、ROE の高い企業が負の SHAP 値側に分布していれば、ROE の高さが予測値を押し下げる方向に作用している可能性がある。ただし、SHAP 値はあくまで学習済みモデルの予測構造を説明するものであり、因果関係を直接示すものではない。そのため、SHAP 値の結果は、「財務指標が株価変動の原因である」と解釈するのではなく、「モデル上、その財務指標が株価リターン予測に寄与している」と解釈する必要がある。

SHAP 値は、協力ゲーム理論における Shapley 値の考え方を基礎としている。Shapley 値は、複数の参加者が協力して得られた成果を、各参加者の貢献度に応じて配分する考え方である [9]。SHAP 値はこの考え方を機械学習モデルの解釈に応用し、予測値に対する各説明変数の寄与を分解するものである。そのため、SHAP 値は、複雑な機械学習モデルに対して、説明変数ごとの寄与を比較的一貫した形

で示すことができる。

以上のように、XGBoost は非線形的な予測構造を学習するための手法であり、SHAP 値はその予測構造を解釈するための手法である。本研究では、この両者を組み合わせることにより、電気機器業界における財務指標と株価変動の関係を分析する。

2.5 本研究の位置づけ

以上のように、財務指標を用いた企業評価では、成長性、収益性、資本効率、オペレーション構造などを表す指標が重要である。また、財務指標と株価変動の関係は、単純な線形関係に限られない可能性があるため、XGBoost のような機械学習手法と、SHAP 値による解釈を組み合わせることには一定の意義がある。筆者は以前、日本の自動車関連企業を対象として、XGBoost 回帰モデルおよび SHAP 値を用い、財務指標と株価変動の関係を分析したが、自動車業界で得られた結果が、他業種にも同様に当てはまるとは限らない。そこで本研究では、同じ分析枠組みを電気機器業界に適用し、自動車業界との比較を通じて、業種によって株価リターン予測に寄与する財務指標がどのように異なるかを検討する。

3. 分析データおよび分析方法

3.1 分析対象企業

本研究では、日経 NEEDS Financial QUEST から取得した電気機器業界の企業データを用いる。対象企業は、日経業種分類において「電気機器」に分類される企業である。当初取得した「電気機器」234 社の内訳は、「総合電機」3 社、「重電」12 社、「家庭電器（含音響機器）」19 社、「通信機（含通信機部品）」33 社、「電子部品」69 社、「制御機器」30 社、「電池」4 社、「自動車関連」5 社、「その他電気機器」59 社であるが、以前分析した自動車業界と条件を合わせるため、株価データおよび財務データに欠損がある企業や3月期決算でない企業を除外した。

具体的には、株価データについては、2012 年 3 月から 2022 年 3 月までの月間終値を取得した。また、財務データについては、2012 年 3 月期から 2022 年 3 月期までの決算期、売上高・営業収益、税金等調整前当期純利益、棚卸資産、有形固定資産、使用総資本事業利益率、ROE を取得した。これらのデータについて欠損がない企業を抽出した。なお、本研究では、2018 年から 2022 年までの 5 年間平均と、2013 年から 2022 年までの 10 年間平均を比較するため、両期間で対象企業が変わらないようにした。すなわち、5 年平均では使用できるが 10 年平均では使用できない企業を分析対象に含めることはせず、5 年平均および 10 年平均の双方を計算できる企業のみを分析対象とした。その結果、最終的な分析対象企業は、「総合電機」1 社、「重電」8 社、「家庭電器（含音響機器）」10 社、「通信機（含通信機部品）」20 社、「電子部品」38 社、「制御機器」19 社、「電池」1 社、「自動車関連」3 社、「その他電気機器」26 社となり、合計 126 社となった。

なお、本研究では、5 年平均値と 10 年平均値を同一の企業群で比較するため、10 年間にわたり必要な財務データおよび株価データを取得できる企業に限定した。そのため、分析対象は、継続的にデータを取得でき、かつ 3 月期決算である企業に限られる。したがって、本研究の結果は、日経業種分類における電気機器業界全体を完全に代表するものではなく、条件をそろえて比較可能な 126 社に基づく分析結果として解釈する必要がある。

3.2 目的変数

目的変数には、株価変動を表す4種類の株価リターンを用いる。これは、以前の自動車関連企業の分析と同じ設定である。

T1は、2022年2月の終値を1としたときの2022年3月の株価リターンであり、短期的株価変動を表す。T2は、2021年3月の終値を1としたときの2022年3月の株価リターンであり、中期的株価変動を表す。T3は、2017年3月の終値を1としたときの2022年3月の株価リターンであり、長期的株価変動を表す。T4は、2012年3月の終値を1としたときの2022年3月の株価リターンであり、超長期的株価変動を表す。

表1 目的変数として使用した株価リターン

記号	内 容
T1	2022年3月の株価 / 2022年2月株価
T2	2022年3月の株価 / 2021年3月株価
T3	2022年3月の株価 / 2017年3月株価
T4	2022年3月の株価 / 2012年3月株価

3.3 説明変数

説明変数には、企業の財務構造を表す6指標を用いる。具体的には、売上高成長率、税引前利益率、棚卸資産比率、有形固定資産比率、使用総資本事業利益率、ROEである。なお、本研究では、NEEDS Financial QUEST から取得した使用総資本事業利益率をROAと表記する。

売上高成長率については、各年の売上高を前年の売上高で割った売上高比を算出し、その幾何平均を用いた。すなわち、2013年3月期から2022年3月期までの10個の売上高比を計算し、2018年から2022年までの直近5年分について5年幾何平均、2013年から2022年までの10年分について10年幾何平均を求めた。

一方、税引前利益率、棚卸資産比率、有形固定資産比率、使用総資本事業利益率、ROEについては、算術平均を用いた。税引前利益率は、税金等調整前当期純利益を売上高で割ることで算出した。棚卸資産比率は棚卸資産を売上高で割り、有形固定資産比率は有形固定資産を売上高で割って求めた。使用総資本事業利益率とROEについては、NEEDSから取得した値をそのまま用い、5年平均および10年平均を算出した。

表2 説明変数として使用した財務指標

視点	記号	財務指標	算出方法
成長性	SG	売上高成長率	売上高比の幾何平均
収益性	NI	税引前利益率	税金等調整前当期純利益 / 売上高
経営効率性	IVT	棚卸資産比率	棚卸資産 / 売上高
経営効率性	TFA	有形固定資産比率	有形固定資産 / 売上高
収益性	ROA	使用総資本事業利益率	NEEDS から取得した値
収益性	ROE	ROE (自己資本利益率)	NEEDS から取得した値

なお、本研究では、2018年から2022年までの5年間平均をAve5、2013年から2022年までの10年間平均をAve10と表記する。

3.4 分析ケース

本研究では、4種類の目的変数と2種類の説明変数期間を組み合わせ、計8ケースを設定する。具体的には、短期、中期、長期、超長期の株価リターンを表すT1からT4に対して、2018年から2022年までの5年間平均値を用いるAve5と、2013年から2022年までの10年間平均値を用いるAve10をそれぞれ組み合わせる。これにより、株価リターンの計測期間と財務指標の平均期間の違いによって、説明変数の寄与構造がどのように変化するかを確認する。

表3は、目的変数と説明変数の組み合わせを示したものである。

表3 目的変数と説明変数の組み合わせ

ケース	目的変数	説明変数
T1-Ave5	短期的株価変動	2018年から2022年までの5年間平均
T1-Ave10	短期的株価変動	2013年から2022年までの10年間平均
T2-Ave5	中期的株価変動	2018年から2022年までの5年間平均
T2-Ave10	中期的株価変動	2013年から2022年までの10年間平均
T3-Ave5	長期的株価変動	2018年から2022年までの5年間平均
T3-Ave10	長期的株価変動	2013年から2022年までの10年間平均
T4-Ave5	超長期的株価変動	2018年から2022年までの5年間平均
T4-Ave10	超長期的株価変動	2013年から2022年までの10年間平均

3.5 分析方法

本研究では、まず補助分析として、通常最小二乗法（Ordinary Least Squares: OLS）による重回帰分析を行う。これは、財務指標と株価変動の関係を線形モデルでどの程度説明できるかを確認するためである。OLS重回帰分析では、 R^2 、調整済み R^2 、F検定のp値、各説明変数の係数、標準化係数、p値、分散拡大係数（VIF）を確認した。

次に、XGBoost回帰モデルを用いて、株価リターンを目的変数、6つの財務指標を説明変数とする機械学習回帰を行った。XGBoostは、非線形関係や変数間の相互作用を捉えることができるため、財務指標と株価変動の複雑な関係を分析する上で有効である。さらに、XGBoostモデルに対してSHAP値を算出した。SHAP値は、モデルの予測値を各説明変数の寄与に分解するものであり、各財務指標が株価リターン予測をどの程度押し上げたか、または押し下げたかを確認することができる。本研究では、各ケースについてSHAP値の要約プロットおよびビースウォームプロットを作成し、説明変数の重要度と寄与方向を確認した。

なお、本研究では、SHAP値を株価リターン予測に対するモデル上の寄与として扱う。

4. OLS 重回帰分析の結果

4.1 モデル全体の説明力

表4は、8ケースについてOLS重回帰分析を行った結果である。ここで、 R^2 は、目的変数の変動のうち、説明変数によってどの程度説明できるかを示す指標である。調整済み R^2 は、説明変数の数を考慮して R^2 を補正したものであり、複数の説明変数を用いる重回帰分析では、モデルの説明力を確認する指標として用いられる。また、F検定p値は、モデル全体として説明力があるかどうかを確認するための値であり、値が小さいほど、説明変数全体が目的変数と統計的に関係している可能性が高い。

全体として、OLS重回帰分析の説明力は限定的であった。 R^2 は最大でもT2-Ave5の0.144であり、調整済み R^2 も最大で0.100にとどまった。

表4 OLS 重回帰分析の結果

ケース	R^2	調整済み R^2	F検定p値	5%水準で有意な変数の数
T1-Ave5	0.085	0.039	0.095	1
T1-Ave10	0.067	0.020	0.208	0
T2-Ave5	0.144	0.100	0.005	2
T2-Ave10	0.084	0.038	0.102	1
T3-Ave5	0.055	0.008	0.332	0
T3-Ave10	0.060	0.013	0.273	0
T4-Ave5	0.108	0.063	0.031	2
T4-Ave10	0.128	0.084	0.011	2

T2-Ave5、T4-Ave5、T4-Ave10では、モデル全体として一定の有意性が確認された。しかし、 R^2 および調整済み R^2 の水準は高くなく、財務指標と株価変動の関係を線形モデルのみで十分に説明することは難しいと考えられる。

特に、T3-Ave5およびT3-Ave10では、モデル全体のF検定も有意ではなく、個別の説明変数についても有意なものは確認されなかった。これは、5年間の株価変動について、財務指標との単純な線形関係を把握することが困難であることを示している。

4.2 個別変数の結果

OLS重回帰分析の結果、短期および中期の株価変動では、売上高成長率が正の係数を示した。特に、T1-Ave5およびT2-Ave5では、売上高成長率が統計的に有意であった。また、T2-Ave10においても、売上高成長率は5%水準で有意な正の係数を示した。したがって、電気機器業界においては、売上高成長率が短期および中期の株価変動と一定の正の関係を持つ可能性がある。

また、超長期的株価変動を表すT4では、ROEが正に有意であった。T4-Ave5およびT4-Ave10の双方において、ROEは比較的大きな標準化係数を示しており、自己資本を効率的に活用して利益を生み出している企業ほど、超長期的な株価リターンが高い傾向が示唆された。

一方、ROAはT4-Ave5およびT4-Ave10において負の係数を示した。ただし、ROAはROEや税引前利益率と相関が高く、多重共線性の影響を受けている可能性がある。そのため、この結果を単純に

「ROA が高いほど株価リターンが低い」と解釈することは適切ではない。むしろ、ROE や税引前利益率を同時に説明変数に含めた場合の相対的な関係として慎重に解釈する必要がある。

4.3 VIF による多重共線性の確認

分散拡大係数（Variance Inflation Factor: VIF）は、説明変数間の多重共線性を確認するための指標であり、値が大きいくほど、他の説明変数との相関が強いことを示す。VIF を確認した結果、ROA の VIF が 5 をやや超えるケースが見られた。これは、ROA、ROE、税引前利益率といった収益性指標の間に一定の相関があることを示している。したがって、OLS 重回帰分析においては、これらの係数を個別に解釈する際には注意が必要である。

以上の OLS 分析の結果から、財務指標と株価変動の関係を線形モデルのみで把握することには限界があると考えられる。そのため次章では、XGBoost 回帰モデルと SHAP 値により、各説明変数の寄与構造を確認する。

5. XGBoost 回帰モデルおよび SHAP 値による分析

5.1 SHAP 値の要約プロットによる重要度順位

本研究では、8 ケースすべてについて XGBoost 回帰モデルを構築し、各ケースにおける SHAP 値を算出した。SHAP 値の要約プロットでは、各説明変数の平均絶対 SHAP 値を用いて、モデル予測に対する寄与度を確認した。

表 5 は、各ケースにおける SHAP 値の寄与度順位を示したものである。

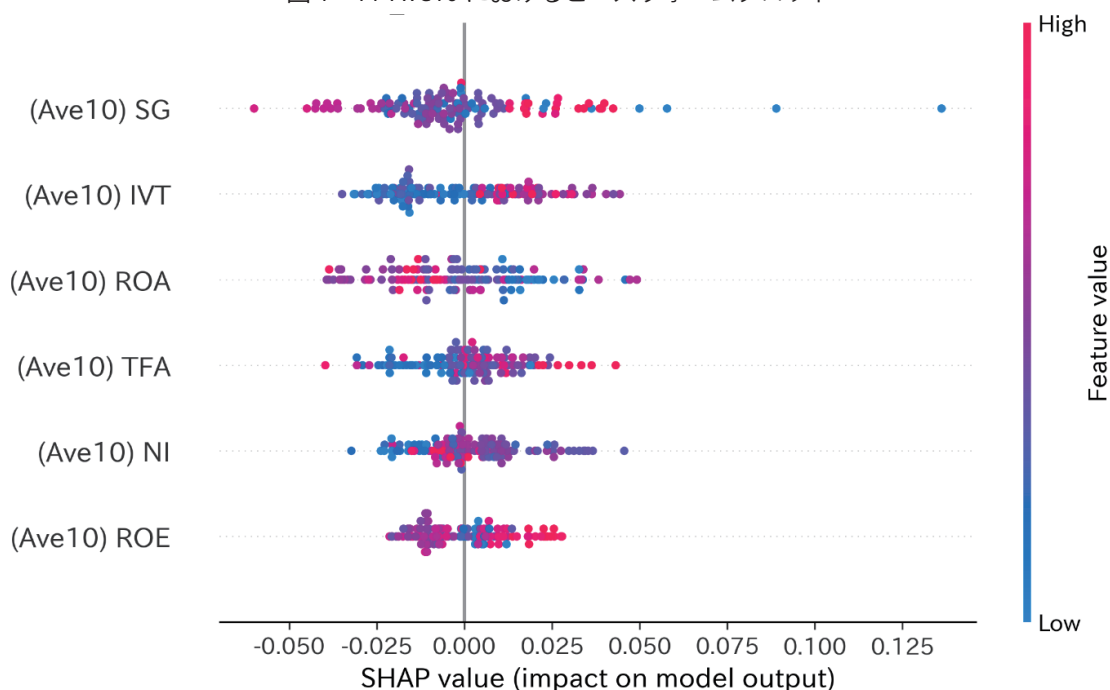
表 5 電気機器業界における SHAP 値の寄与度順位

順位	T1-Ave5	T1-Ave10	T2-Ave5	T2-Ave10	T3-Ave5	T3-Ave10	T4-Ave5	T4-Ave10
1 位	ROA	SG	ROE	SG	ROE	ROA	ROE	ROE
2 位	ROE	IVT	SG	ROE	ROA	NI	ROA	ROA
3 位	SG	ROA	ROA	ROA	NI	TFA	NI	TFA
4 位	TFA	TFA	TFA	TFA	IVT	ROE	TFA	NI
5 位	IVT	NI	NI	NI	SG	SG	IVT	IVT
6 位	NI	ROE	IVT	IVT	TFA	IVT	SG	SG

この結果を見ると、短期的株価変動では、ROA、ROE、SG が比較的重要であることが分かる。T1-Ave5 では ROA が 1 位であり、T1-Ave10 では SG が 1 位であった。また、中期的株価変動では、T2-Ave5 で ROE が 1 位、T2-Ave10 で SG が 1 位となっており、売上高成長率と資本効率の双方が重要であることが示された。

一方、長期および超長期の株価変動では、ROE や ROA が上位に現れる傾向が強い。特に T4-Ave5 および T4-Ave10 では、いずれも ROE が 1 位、ROA が 2 位であり、電気機器業界においては、超長期的な株価リターンに対して資本効率・収益性指標が強く関係している可能性が示唆された。

図1 T1-Ave10におけるビースウォームプロット



5.2 ビースウォームプロットによる寄与方向の確認

前節では、SHAP 値の平均絶対値に基づき、各ケースにおける説明変数の重要度順位を確認した。しかし、平均絶対 SHAP 値は寄与の大きさを示すものであり、その説明変数が正方向に作用したのか、負方向に作用したのかまでは示していない。そこで本節では、ビースウォームプロットを用いて、説明変数の値の大小と SHAP 値の正負の関係を確認する。

ビースウォームプロットでは、横軸が SHAP 値を表している。SHAP 値が正であればモデルの予測値を高める方向、負であれば低める方向に寄与したことを意味する。また、各点は分析対象企業を表しており、赤色の点は当該説明変数の値が高い企業、青色の点は値が低い企業を示している。したがって、赤色の点が右側に多く分布していれば、その説明変数の値が高い企業ほど正方向に寄与する傾向があると解釈できる。反対に、赤色の点が左側に多く分布していれば、値が高い企業ほど負方向に寄与する傾向があると解釈できる。

本研究では、8 ケースすべてについてビースウォームプロットを作成したが、紙幅の都合上、本節では短期、中期、長期、超長期を代表する 4 ケースを取り上げる。具体的には、短期的株価変動として T1-Ave10、中期的株価変動として T2-Ave5、長期的株価変動として T3-Ave10、超長期的株価変動として T4-Ave5 を示す。これにより、株価リターンの計測期間によって、財務指標の寄与方向がどのように変化するかを確認する。

短期的株価変動については、T1-Ave10 の結果を確認する。図 1 は、T1-Ave10 におけるビースウォームプロットである。

図2 T2-Ave5 におけるビースウォームプロット

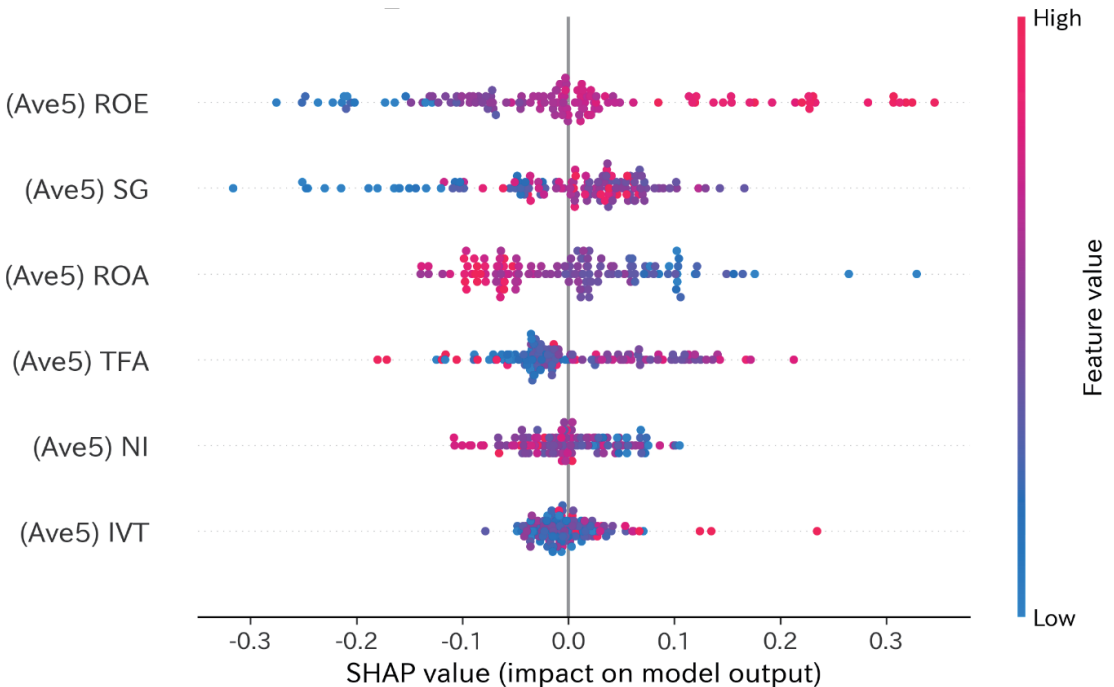


図1では、SGが最上位に位置している。10年間平均でみた売上高成長率は、短期的株価変動において重要な変数として用いられている。ただし、SGの分布を見ると、赤色の点と青色の点が正負両方向に広がっている。したがって、売上高成長率が高い企業であっても、常に正方向に寄与しているわけではない。短期的株価変動ではSGの重要度は高いが、その作用は企業によって異なる。

IVTは2位に位置している。値の高い企業を示す赤色の点は、正のSHAP値側に分布する傾向がある。この分布から、10年間平均でみた棚卸資産比率が、モデル上、正方向に寄与する場合が確認できる。ただし、棚卸資産比率の高さは、将来需要への対応を示す場合もあれば、過剰在庫を示す場合もある。そのため、IVTの解釈には、企業の事業構造や需要環境を併せて見る必要がある。

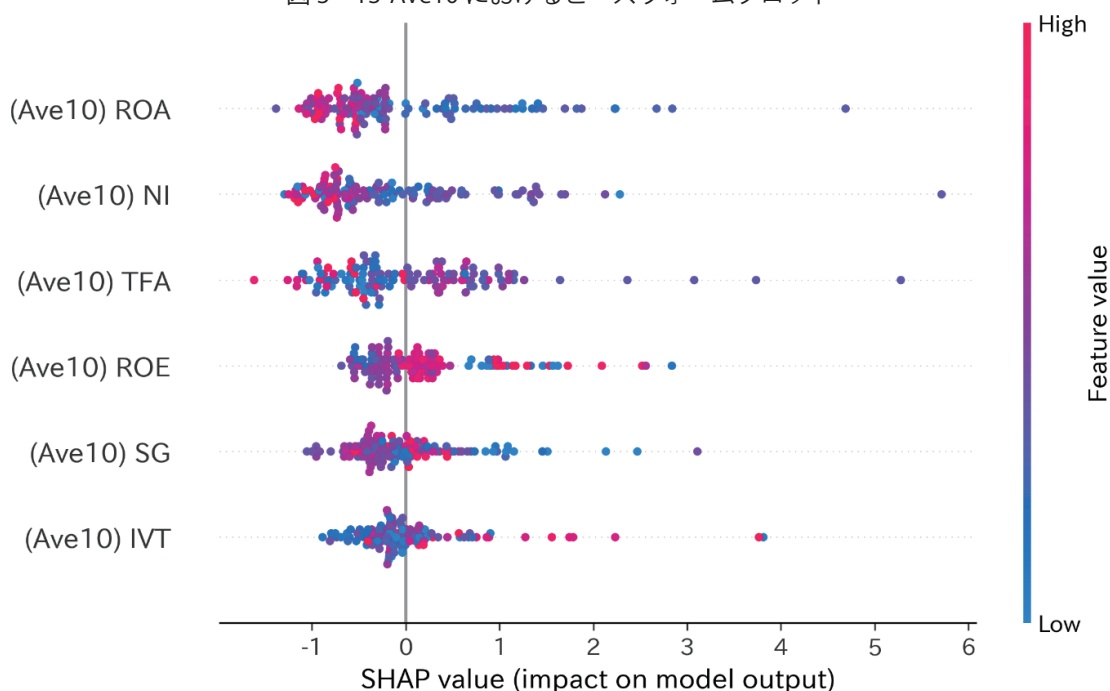
次に、中期的株価変動を表すT2-Ave5のビースウォームプロットを確認する。図2は、T2-Ave5におけるビースウォームプロットである。

T2-Ave5では、ROEが最上位に位置し、横方向の広がりも大きい。特に、ROEの値が高い企業を示す赤色の点は、正のSHAP値側に比較的多く分布している。この分布から、T2-Ave5のモデルでは、ROEが正方向に寄与しやすいことが分かる。

SGも上位に位置しており、赤色の点が正のSHAP値側に分布する傾向が見られる。この結果は、OLS重回帰分析においてT2-Ave5のSGが正に有意であったことも整合的である。したがって、中期的な株価変動では、売上高成長率とROEが一定の重要性を持つ。

これに対し、ROAはROEとは異なる分布を示している。ROAの値が高い企業を示す赤色の点は、

図3 T3-Ave10におけるビースウォームプロット



負の SHAP 値側に分布する傾向がある。この点は、T2-Ave5 において、ROA が ROE とは異なる方向で寄与していることを示す。ただし、ROA は ROE や税引前利益率と関連する指標であるため、他の収益性指標との関係を踏まえて解釈する必要がある。

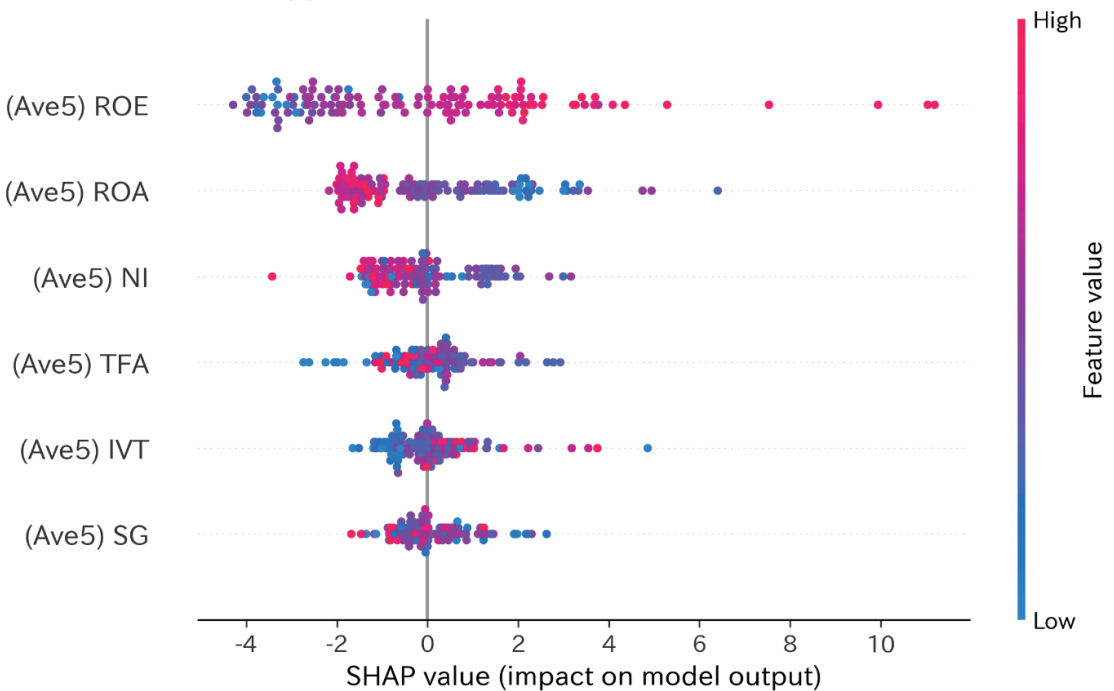
長期的株価変動では、T3-Ave10 を取り上げる。図3は、T3-Ave10 におけるビースウォームプロットである。

T3-Ave10 では、ROA、NI、TFA が上位に位置している。T1 や T2 では SG や ROE が上位に現れていたのに対し、T3-Ave10 では、収益性指標に加えて固定資産構造を表す TFA が上位に入っている点に特徴がある。

ROA の分布を見ると、値の高い企業を示す赤色の点が負の SHAP 値側に多く見られる一方、値の低い企業を示す青色の点が正の SHAP 値側にも分布している。したがって、ROA は重要な変数であるが、ROA の高さと正方向の寄与が単純に対応しているわけではない。

NI も正負両方向に分布している。税引前利益率は収益性を示す指標であるが、図3では、利益率の高さが一律に正方向の寄与を示しているとはいえない。TFA についても同様に、値の高低と SHAP 値の正負は一方には対応していない。有形固定資産比率は、設備投資や生産能力を示す一方で、固定費負担や設備過剰を示す場合もあるため、企業ごとの事業構造の違いが分布に表れていると解釈できる。

図 4 T4-Ave5 におけるビースウォームプロット



超長期的株価変動については、T4-Ave5を確認する。図4は、T4-Ave5におけるビースウォームプロットである。

T4-Ave5では、ROEが最も大きな寄与を示している。ROEの点は横方向に大きく広がっており、値の高い企業を示す赤色の点は、正のSHAP値側に多く分布している。表5で確認したように、T4-Ave5ではROEがSHAP重要度の1位であり、図4はその寄与方向が主として正方向であることを示している。

一方、ROAはROEとは異なる分布である。ROAの値が高い企業を示す赤色の点は負のSHAP値側に分布し、値の低い企業を示す青色の点は正のSHAP値側に分布する傾向がある。したがって、T4-Ave5のモデルでは、ROAはROEとは逆方向の寄与を示している。ただし、ROAはROEや税引前利益率と相互に関連する指標であり、この結果はROA単独の効果というより、収益性指標相互の関係の中で現れたものと解釈する必要がある。

NIは3位に位置しているが、点の分布は正負両方向に見られる。税引前利益率は超長期的株価変動のモデルにおいて一定の重要性を持つものの、その寄与方向は一様ではない。利益率の高さは、企業ごとの財務構造や他の説明変数との組み合わせによって、正負いずれの方向にも作用している。

以上の結果から、ビースウォームプロットでは、説明変数の重要度だけでなく、その寄与方向もケースによって異なることが確認された。短期のT1-Ave10ではSGやIVTが上位に現れ、中期のT2-Ave5ではROEとSGが正方向の寄与を示しやすかった。一方、長期のT3-Ave10ではROA、NI、

TFA が上位に現れたが、その寄与方向は一樣ではなかった。超長期の T4-Ave5 では ROE が強い正方向の寄与を示しており、資本効率・収益性指標の重要性が確認された。このように、電気機器業界における財務指標の寄与は、説明変数の値の大小だけで単純に判断できるものではない。特に ROA, NI, IVT, TFA については、正負の寄与が企業によって異なっており、他の財務指標との関係を踏まえて解釈する必要がある。

5.3 自動車業界との SHAP 順位比較

本研究の目的の一つは、筆者が以前行った自動車関連企業を対象とする分析結果と、今回の電気機器業界の分析結果を比較することである。前節までに、電気機器業界における SHAP 重要度順位および寄与方向を確認した。そこで本節では、自動車業界と電気機器業界における SHAP 重要度上位 2 変数を比較し、業種による寄与構造の違いを検討する。

表 6 は、自動車業界と電気機器業界における各ケースの SHAP 重要度上位 2 変数を比較したものである。なお、表 6 では、各ケースの SHAP 重要度順位のうち、上位 2 変数に限定して比較する。これは、6 つの説明変数すべての順位を並べると、業種間の特徴が読み取りにくくなるためである。上位 2 変数は、各ケースにおいてモデルが相対的に重視した財務指標を示すものであり、業種ごとの寄与構造の違いを把握するための比較対象として有効である。ただし、上位 2 変数のみで各業界の特徴をすべて説明できるわけではないため、以下では表 5 で示した電気機器業界の全体的な順位も踏まえて考察する。

表 6 自動車業界と電気機器業界における SHAP 重要度上位 2 変数の比較

ケース	自動車業界 1 位	自動車業界 2 位	電気機器業界 1 位	電気機器業界 2 位
T1-Ave5	ROA	SG	ROA	ROE
T1-Ave10	SG	ROA	SG	IVT
T2-Ave5	ROE	SG	ROE	SG
T2-Ave10	NI	SG	SG	ROE
T3-Ave5	SG	NI	ROE	ROA
T3-Ave10	IVT	NI	ROA	NI
T4-Ave5	SG	TFA	ROE	ROA
T4-Ave10	IVT	NI	ROE	ROA

表 6 を見ると、短期および中期のケースでは、自動車業界と電気機器業界の間に一定の類似性が確認できる。T1-Ave5 では、両業界とも ROA が 1 位である。また、T1-Ave10 では、両業界とも SG が 1 位である。さらに、T2-Ave5 では、両業界とも ROE が 1 位、SG が 2 位となっている。したがって、短期・中期では、両業界とも、成長性を表す SG や、資本効率・収益性を表す ROA, ROE が比較的重要であると考えられる。

一方で、長期および超長期のケースでは、両業界の違いが明確になる。自動車業界では、T3-Ave5 で SG と NI, T3-Ave10 で IVT と NI, T4-Ave5 で SG と TFA, T4-Ave10 で IVT と NI が上位に現れている。これに対して、電気機器業界では、T3-Ave5 で ROE と ROA, T3-Ave10 で ROA と NI, T4-Ave5 で ROE と ROA, T4-Ave10 で ROE と ROA が上位に現れている。すなわち、自動車業界では、長期・超長期のケースにおいて、売上高成長率、棚卸資産比率、税引前利益率、有形固定資産比率

などが比較的重要であるのに対し、電気機器業界では、ROE や ROA などの資本効率・収益性指標がより強く現れている。

この結果は、業種によって重視される財務指標が異なる可能性を示している。自動車業界は、多数の部品から構成される製品を大量生産し、完成車メーカーと部品メーカーからなる階層的なサプライチェーンを有している。そのため、売上高成長率に加え、棚卸資産比率や有形固定資産比率のようなオペレーション構造に関わる指標が、中長期的な市場評価と結びつきやすいと考えられる。特に、棚卸資産比率は、在庫管理や需要予測、生産・販売の調整能力と関係しており、自動車業界では企業の競争力や収益構造を反映しやすい可能性がある。

これに対して、電気機器業界では、長期・超長期のケースにおいて ROE や ROA が上位に現れている。電気機器業界は、総合電機、重電、家庭電器、通信機、電子部品、制御機器、電池など、多様な企業群を含む業界である。そのため、製品構成や事業構造は企業によって大きく異なるが、長期的な市場評価においては、自己資本或使用総資本に対してどの程度効率的に利益を生み出しているかが重視されている可能性がある。特に、T4-Ave5 および T4-Ave10 の双方において、ROE と ROA が 1 位・2 位を占めていることは、電気機器業界の超長期的な株価変動において、資本効率・収益性指標が中心的な役割を持つことを示唆している。また、T2-Ave10 では、自動車業界では NI と SG が上位であるのに対し、電気機器業界では SG と ROE が上位であった。この点から、1 年間の株価変動を対象とする場合にも、自動車業界では利益率と成長性が重視される一方、電気機器業界では成長性に加えて ROE が重要になる傾向が見られる。したがって、短期・中期では両業界に一定の共通性があるものの、説明変数の組み合わせには差異が存在している。

以上の比較から、自動車業界と電気機器業界では、財務指標の寄与構造が異なることが確認された。短期・中期では、SG, ROA, ROE などが両業界で共通して重要となる傾向がある。一方、長期・超長期では、自動車業界では SG, IVT, NI, TFA などが上位に現れるのに対し、電気機器業界では ROE, ROA が上位に現れる。このことは、業種ごとに株価リターン予測において重要となる財務指標が異なる可能性を示している。

5.4 XGBoost・SHAP 分析と OLS 分析の比較

第 4 章の OLS 重回帰分析では、一部のケースで SG や ROE が有意であったものの、全体として R^2 は低く、線形モデルによる説明力は限定的であった。特に T3-Ave5 および T3-Ave10 では、モデル全体として有意な結果は得られず、個別の説明変数についても 5% 水準で有意なものは確認されなかった。

これに対して、XGBoost・SHAP 分析では、T3 や T4 においても、ROE, ROA, NI, TFA などが SHAP 重要度の上位に現れた。また、ビースウォームプロットからは、これらの変数の寄与方向が一樣ではなく、企業ごとに異なる形で予測値に作用していることが確認された。これは、財務指標と株価変動の関係が、単純な線形関係だけでは捉えにくいことを示している。特に、IVT や TFA は OLS 重回帰分析では有意な変数として現れにくかったが、SHAP 分析ではケースによって一定の重要性を示した。したがって、XGBoost と SHAP 値を用いることで、通常重回帰分析では把握しにくい、財務指標の非線形的・複合的な寄与構造を確認することができる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、日本の電気機器業界に属する126社を対象として、財務指標と株価変動の関係をXGBoost 回帰モデルおよびSHAP 値により分析した。分析では、以前の自動車関連企業を対象とした研究と同様に、T1からT4までの4種類の株価リターンと、Ave5およびAve10の2種類の説明変数期間を組み合わせ、合計8ケースを設定した。

分析の結果、電気機器業界では、短期・中期の株価変動においては売上高成長率が一定の重要性を持つ一方、長期・超長期の株価変動においては、ROEやROAなどの資本効率・収益性指標がより強く現れることが確認された。特に、T4-Ave5およびT4-Ave10では、ROEが最も高いSHAP 重要度を示した。

また、自動車業界との比較では、短期・中期の株価変動では一定の類似性が見られたものの、長期・超長期では明確な違いが確認された。自動車業界では、長期・超長期のケースにおいて、売上高成長率や棚卸資産比率などが上位に現れたのに対し、電気機器業界では、ROEやROAなどの資本効率・収益性指標がより重要であった。この結果から、株価リターン予測に対する財務指標の寄与構造には、業種による違いが見られた。

さらに、補助的に行ったOLS 重回帰分析では、一部のケースでSGやROEが有意であったものの、全体として説明力は限定的であった。一方、XGBoost・SHAP 分析では、OLS 重回帰分析では把握しにくい財務指標の非線形的・複合的な寄与構造を確認することができた。このことから、両者を併用することで、財務指標と株価変動の関係を異なる側面から確認することができる。

本研究の限界として、第一に、分析対象を日本の電気機器業界に限定している点が挙げられる。今後は、他の製造業や非製造業にも対象を広げることで、業種ごとの財務指標の寄与構造を体系的に比較する必要がある。第二に、本研究では財務指標のみを説明変数として用いており、研究開発費、特許、ESG、人的資本、為替感応度などの非財務要因は含めていない。電気機器業界では技術革新や研究開発力が企業価値に大きく関わるため、今後はこれらの要因を加えた分析が必要である。第三に、SHAP 値は因果関係を示すものではなく、あくまでXGBoost モデルにおける予測構造を可視化するものである。そのため、本研究の結果は、財務指標が株価変動に与える因果効果を直接的に示すものではない。また、本研究では、データ欠損のある企業および3月期決算でない企業を除外しているため、分析対象企業が継続的にデータを取得できる企業に偏っている可能性がある。この点も、本研究の結果を解釈する上での限界である。

以上の限界はあるものの、本研究は、自動車業界を対象とした先行研究の分析枠組みを電気機器業界に拡張し、業種によって財務指標の株価寄与構造が異なる可能性を示した点に意義がある。特に、電気機器業界では、長期・超長期の株価変動においてROEやROAなどの資本効率・収益性指標が重要であることを示した点は、自動車業界との比較において特徴的な結果である。

参考文献

- [1] 山口健二、「機械学習とSHAPを用いた財務指標と株価変化の分析—日本の自動車関連企業を対象として—」、『経済集志』, 第95巻第2号, 日本大学経済学部, 2025年。
- [2] 桜井久勝・音川和久編著、『会計情報のファンダメンタル分析』, 中央経済社, 2013年。

- [3] 経済産業省, 『「持続的成長への競争力とインセンティブ～企業と投資家の望ましい関係構築～」プロジェクト最終報告書』, 2014 年.
- [4] 松井美樹編著, 『サプライチェーン・マネジメント』, 放送大学教育振興会, 2021 年.
- [5] 永島正康, 『グローバル・サプライチェーンにおける新しい製販協働のかたち—見えない需要を見える需要に一』, 丸善プラネット, 2021 年.
- [6] Michiya Morita, Jose A. D. Machuca, José L. Pérez Díez de los Ríos, "Integration of Product Development Capability and Supply Chain Capability: The Driver for High Performance Adaptation", *International Journal of Production Economics*, Vol.200, pp.68–82, 2018.
- [7] Tianqi Chen and Carlos Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System", *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.785–794, 2016.
- [8] Scott M. Lundberg and Su-In Lee, "A Unified Approach to Interpreting Model Predictions", *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.30, 2017.
- [9] Lloyd S. Shapley, "A Value for n-Person Games", in H. W. Kuhn and A. W. Tucker eds., *Contributions to the Theory of Games II*, Princeton University Press, pp.307–317, 1953.