

日本株式市場におけるESG関連データがリターンに与える影響

法政大学大学院

理工学研究科システム理工学専攻

朝賀 弓就

指導教員 安田和弘

目次

- 研究背景・目的
- 先行研究
- モデルについて
- データについて
- 実験について
- 分析方法
- 分析結果
- 考察・まとめ
- 参考文献

研究背景・目的

➤ 不確実な**金融資産**のリターンを予測したい。

これまで金融資産のリターンは、

- 市場の価格情報
- 財務情報
- 経済統計

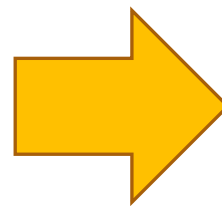
といったデータを用いて分析されてきた。

研究背景・目的

近年, 利活用可能なデータが広がりを見せ,
非財務データが金融領域で利用されてきている。

例.

- ・ POS情報
- ・ クレジットカードの利用履歴
- ・ 経済ニュースの記事
- ・ 位置情報
- ・ 衛星画像
- ・ SNSの投稿 etc…



“オルタナティブデータ”

と呼ばれる。

研究背景・目的

オルタナティブデータの中でも
ESG関連データに注目。

なぜか？

→世界的な持続可能な社会
を目指す動きから、**ESG投資**に
注目が集まっているため。

◆ 世界の全運用資産における割合も年々増加しており、現在では総額の三割ほどがESG投資に充てられていると多く報告されている。

研究背景・目的

- 不確実な金融資産のリターンの予測に **ESG関連データ**を用いることで、その精度が上昇するのかを調査する。

研究背景・目的

- 先行研究では, 主にESG評価機関(Bloombergなど)によって提供されている**ESGスコア**を利用したものが多い.

これらのデータは元のデータを平均化している.

そこで...

ESGスコアの算出に使用している**元のデータ**(企業のGHG排出量など)に注目し, より直接的にESGに関連するデータの中でもどのデータがどの業種のリターンの説明要因として有効なのかを分析する.

- ファマフレンチの3ファクタモデル(後述)と3ファクタモデルにESGに関連するデータに基づくファクタを追加したモデルを重回帰分析しその結果を比較する.

先行研究

➤ 海外

“Is ESG the succeeding risk factor ?” Moinak Maiti (2020)

→ 欧州市場を対象とした研究. ファマフレンチの3ファクタモデルにBloombergのESGスコアに基づくファクタを追加し, ESG要素が投資パフォーマンスに与える影響を調べた. ESGリスクファクタが5%の水準で統計的に有意になるという結論を得た.

➤ 日本

“ESG開示スコアとパフォーマンス” 湯山智教, 白須洋子, 森平爽一郎 (2019)

→ TOPIX構成銘柄を対象にBloombergのESGスコアを用いた分析を行った研究. ESGスコアと株式投資リターンとの関係は, 必ずしもポジティブでないが, 有意にマイナスの関係もないと指摘. 2017年に関しては複数の分析手法でポジティブという結果を得た.

先行研究

➤ 海外を対象にした研究

- 研究の数は膨大.
- ポジティブな関係を示すものが比較的多い.

➤ 日本を対象にした研究

- 研究の数は少なく, 最近の事例は特に限られる.
- ポジティブな関係を示す結果が多いが, 有意差なし, ネガティブとする研究もみられる.
- 評価は様々で, 定まっていない.

モデルについて

ファマフレンチの3ファクタモデル

$$R_i - R_f = \alpha_i + \beta_{i,MKT} (R_M - R_f) + \beta_{i,SMB} SMB + \beta_{i,HML} HML + \epsilon_i.$$

E. F. Fama. and K. R. French. Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds, Journal of Financial Economics, Vol.33(1), pp.3–56, 1993

R_i : ある金融資産*i*のリターン, R_f : 無リスク金利, α_i : 超過リターン,

R_M : マーケットリターン, SMB : 規模のリスクファクタ, HML : 価値のリスクファクタ,

$\beta_{i,MKT}$: マーケットのリスクへの感応度, $\beta_{i,SMB}$: 規模のリスクへの感応度,

$\beta_{i,HML}$: 価値のリスクへの感応度,

ϵ_i : 誤差項.

モデルについて(用語解説)

➤ マーケットリターン

分析対象とする市場のリターンのこと。

➤ 規模のリスクファクタ

市場の中の**規模が小さい(時価総額が小さい)**会社で組んだポートフォリオの時価総額加重平均リターンから**規模が大きい(時価総額大きい)**企業で組んだポートフォリオの時価総額加重平均リターンを**引くこと**で算出される。

これは**規模の小さい会社の方がリターンが大きくなる**という経験則によるファクタである。

モデルについて(用語解説)

➤ 価値のリスクファクタ

市場の中の割安な(株価純資産倍率の逆数の値が大きい)会社で組んだポートフォリオの時価総額加重平均リターンから割高な(株価純資産倍率の逆数の値が小さい)会社で組んだポートフォリオの時価総額加重平均リターンを引くことで算出される。

これは規模の純資産に対して株価が割安な会社の方がリターンが大きくなるという経験則によるファクタである。

➤ それぞれの感応度について

感応度はそれぞれのリスクファクタにどの程度反応するかを示す。

モデルについて

ファマフレンチの3ファクタモデルにESG関連ファクタを追加したモデル

$$R_i - R_f = \alpha_i + \beta_{i,MKT} (R_M - R_f) + \beta_{i,SMB} SMB + \beta_{i,HML} HML + \beta_{i,ESG} ESG + \epsilon_i.$$

R_i : ある金融資産*i*のリターン, R_f : 無リスク金利, α_i : 超過リターン,

R_M : マーケットリターン, SMB : 規模のリスクファクタ, HML : 価値のリスクファクタ,

ESG : ESG関連データのリスクファクタ,

$\beta_{i,MKT}$: マーケットのリスクへの感応度, $\beta_{i,SMB}$: 規模のリスクへの感応度,

$\beta_{i,HML}$: 価値のリスクへの感応度, $\beta_{i,ESG}$: ESG関連データのリスクへの感応度

ϵ_i : 誤差項.

モデルについて(用語解説)

➤ ESG関連データのリスクファクタ

ESG関連データの変化率を求め、その平均を業種ごとに算出したもの。

データについて

データの入手先は以下のとおりである。

- ◆ 株価, 財務データ : 日経NEEDs Financial QUEST2.0.
- ◆ ESG関連データ : 日経NEEDSの日経ESGデータ.
(例 : GHG排出量, 水総排出量)
- ◆ ファクタモデルのファクタデータ : Frenchのウェブサイト.

データについて

➤ 分析対象

日経225採用銘柄.

(ただしデータを開示している企業に限る.)

➤ 分析期間

→2015-2020.

(ただし開示されているデータの期間がこれより短い場合は、期間を狭めて分析を行う.)

➤ データの間隔

ファマ・フレンチのファクタデータ, 株価データ → 月次データ.

ESG関連データ → 年次データ.

データについて

➤ データの調整

ESG関連データの間隔：年次 → **月次**に調整(年度内を同じ数値で補間).

ESG関連データの状態：データごとに数値や割合などばらばら。
→ **変化率**に変換.

➤ 分析するESG関連データ

- GHG総排出量(E)
- 水総使用量(E)
- エネルギー総使用量(E)
- 女性役員比率(S)
- 役員の変動報酬比率(G)

ESG関連データの中でも、
変化があり、データ数も十分にとれるものを選択した。

実験について

➤ ESG関連ファクタについて

→業種ごとに**変化率を平均**し, ESG関連ファクタとした.

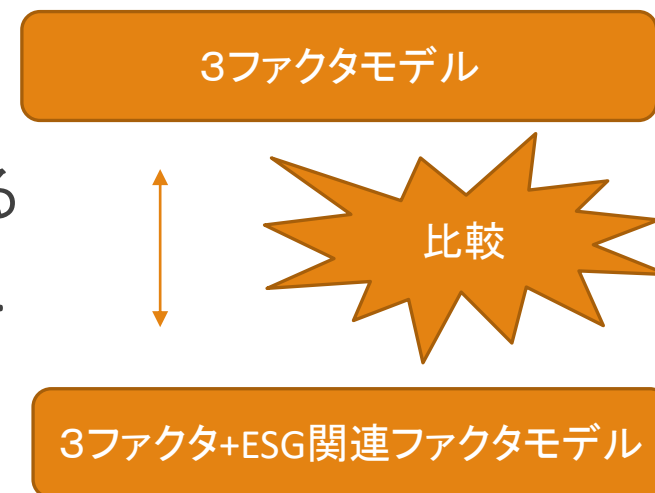
➤ 被説明変数であるリターン

→業種別**時価総額加重**ポートフォリオ.

実験について

行った実験

- 3ファクタモデルと3ファクタモデルにESG関連データを追加したモデルを重回帰分析し、**決定係数**、**AIC**の値を比較する。
- ESG関連の企業の取り組みが業績に反映されるには、**ある程度の時間がかかる**ことが考えられる。そこで、**ESG関連データだけ1年前のデータ**を用いて、同様の実験を行う。



実験について(用語解説)

➤ 決定係数

説明変数が目的変数をどれだけ説明できているかを表す指標.

➤ AIC(赤池情報量基準)

モデルの当てはまり度合いを表す指標.

なぜAICを考えるのか.

重回帰分析では変数の数が増えることで説明力が向上する.

仮にESG関連ファクタを追加して説明力が向上した際も本当に効果があるのかはそのままでは判断できない.

そこでAIC(赤池情報量基準)を用いてファクタ追加の効果を検証する.

分析方法

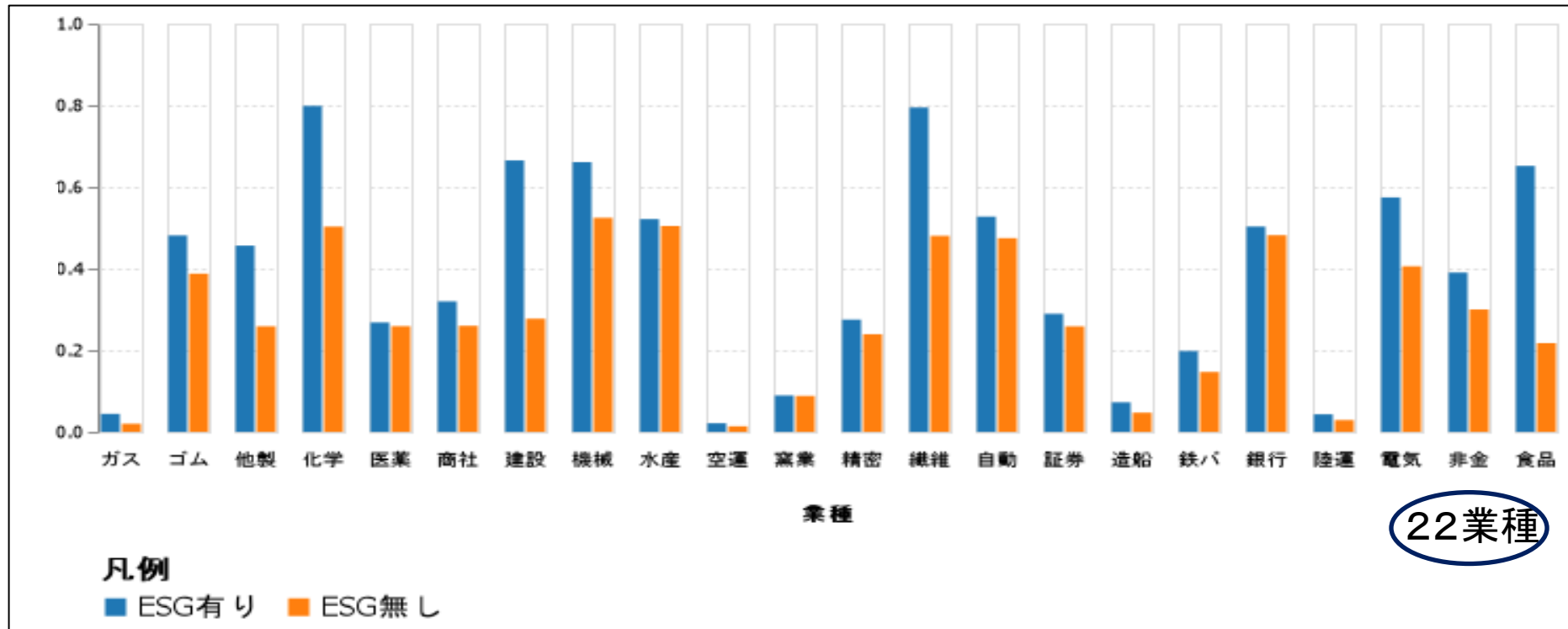
年月	<i>Mkt - Rf</i>	<i>SMB</i>	<i>HML</i>	<i>ESG</i>	<i>PF</i>
2015/4	1.09	0.72	-2.15	0.11	-0.04
2015/5	1.06	-2.55	-3.76	0.11	0.03
2015/6	0.78	2.24	1.48	0.11	-0.03

- 上記のようなcsvファイルをインポートする.
- *Mkt - Rf*はマーケットのリターンの値であり, *SMB*, *HML*, *ESG*が各リスクファクタの値である. これらは全て説明変数に当たる.
- *PF*は業種別時価総額加重ポートフォリオで, 目的変数に当たる.

分析方法

1. ファクタとポートフォリオのリターンのデータが入ったcsvファイルを**Alkano**(株式会社 NTTデータ数理システム)にインポートする.
2. 予測分析の線形回帰を行う. PFを目的変数, Mkt-rf, SMB, HMLを説明変数とする.
3. PFを目的変数, Mkt-rf, SMB, HML, ESGを説明変数として同様に線形回帰を行う.
4. これをESG関連ファクタのみ一年ずらしたデータでも行う.
5. 線形回帰の結果のevaluate_summaryからAICとadjusted_R_squaredを抜き出す.
6. 抜き出したデータのグラフを作成する.

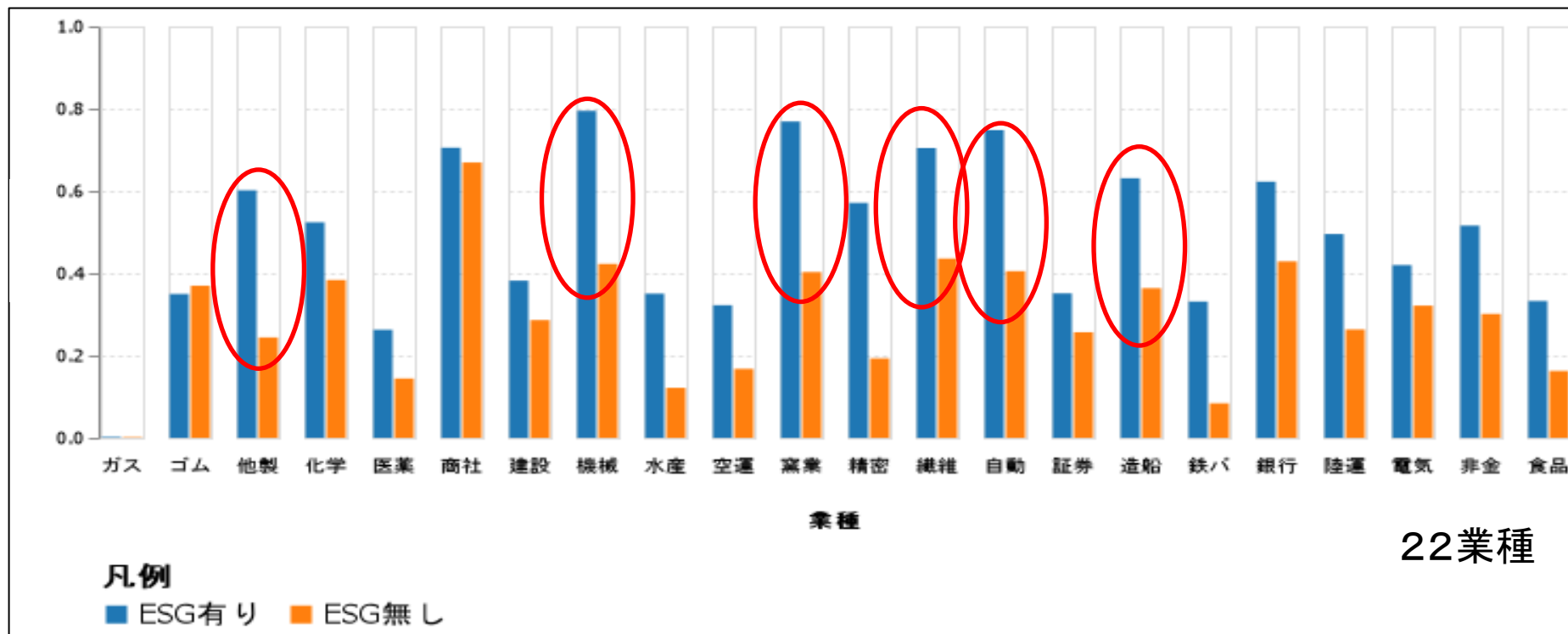
分析結果(GHG総排出量 通常)



ESGファクタを加えたモデルの方が、**全ての業種で決定係数が高くなった。**

十分なデータが取れて分析ができた業種数を示す。ESG関連ファクタに用いたデータごとに数は異なる。

分析結果(GHG総排出量 ずれ一年)



決定係数の向上が**通常の結果と比べて大きくなっている**業種が多くみられる。

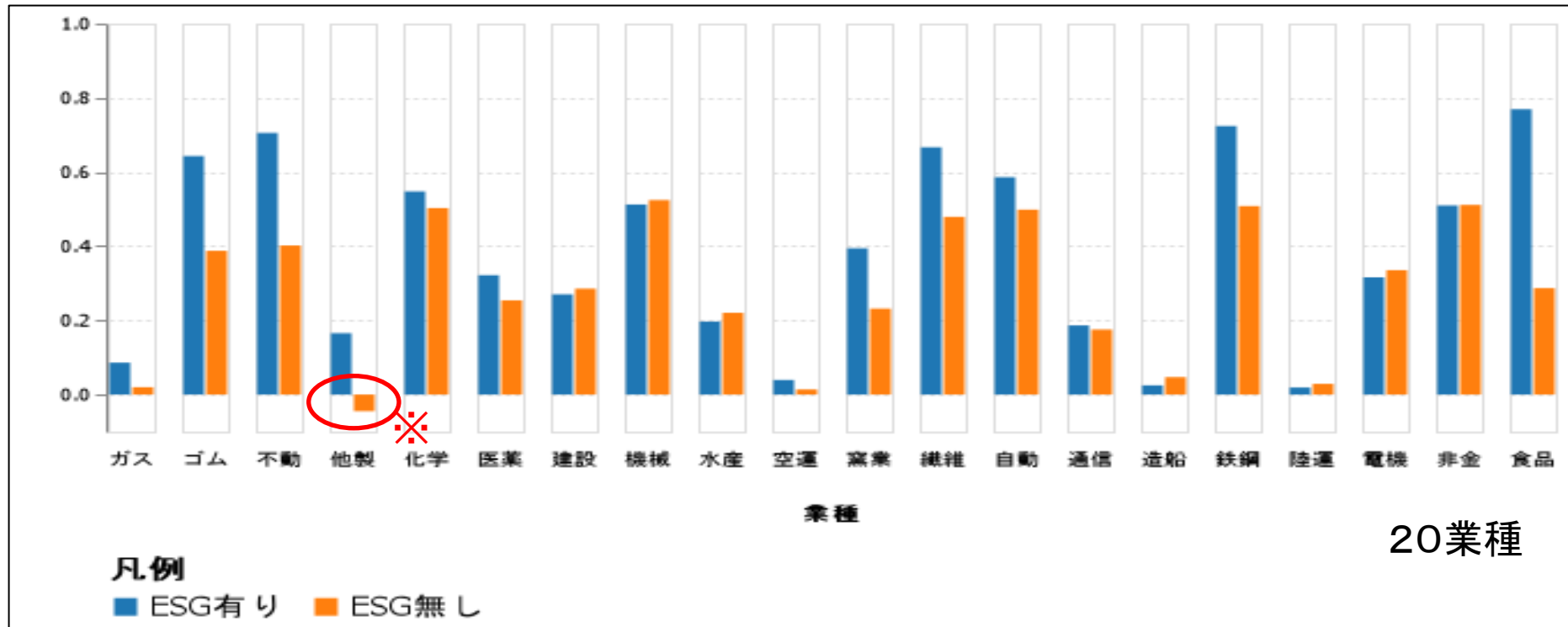
結果の有意性検証 (GHG総排出量)

左側は決定係数がESG関連ファクタを加えたことで向上したかを示す。
右側はAICがESG関連ファクタを加えたことで向上したかを示す。
どちらも、向上した場合は○、向上しなかった場合は×としている。

業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年						
ガス	○	○	○	×	機械	○	○	○	○	証券	○	○	○	○	食品	○	○	○	○
ゴム	○	○	×	×	水産	○	×	○	○	造船	○	○	○	○					
その他製造	○	○	○	○	空運	○	×	○	○	鉄道・バス	○	○	○	○					
化学	○	○	○	○	窯業	○	×	○	○	銀行	○	○	○	○					
医薬品	○	×	○	○	精密機器	○	○	○	○	陸運	○	×	○	○					
商社	○	○	○	○	繊維	○	○	○	○	電気機器	○	×	○	○					
建設	○	○	○	○	自動車	○	○	○	○	非鉄・金属	○	○	○	○					

ほとんどの業種で決定係数の変化とAICの**変化の方向は一致した**。AICのみ向上した業種はなく、決定係数のみ向上した業種は**向上が非常に小さい業種であった**。

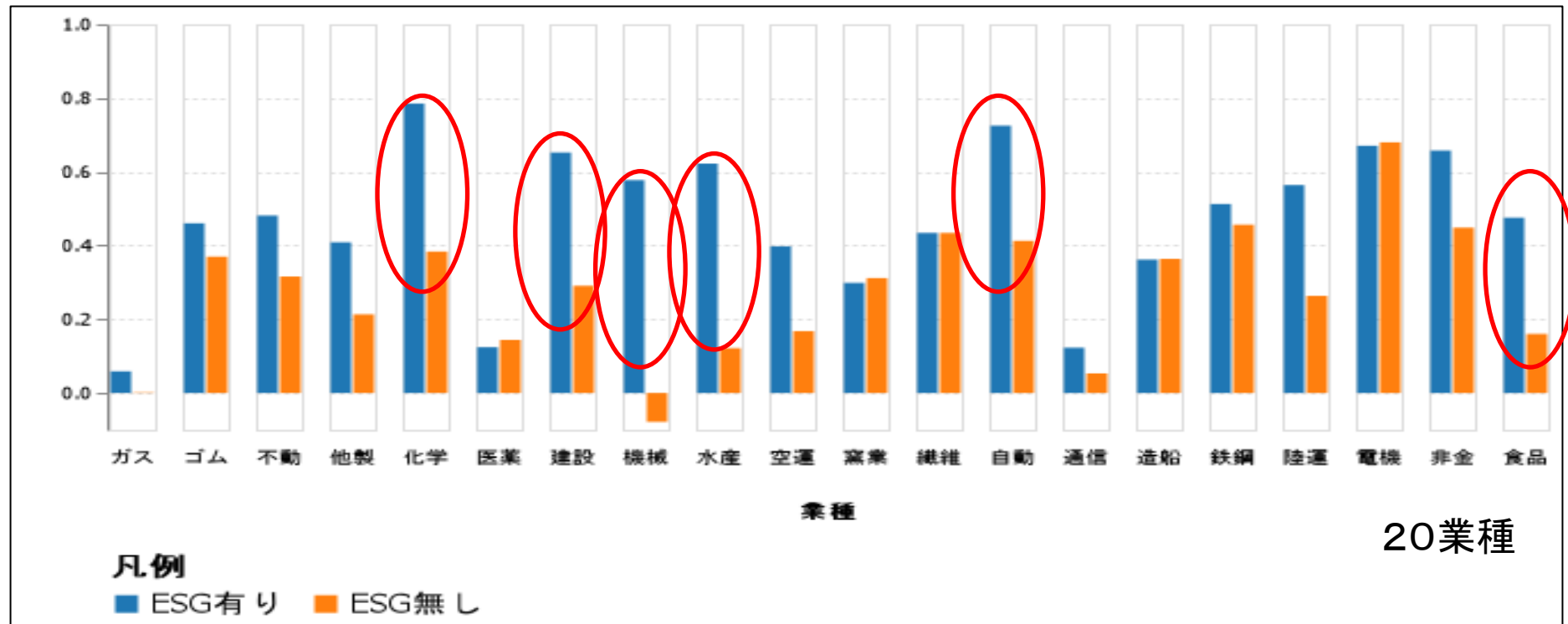
分析結果(水総使用量 通常)



多くの業種で決定係数が向上していることがわかる。

※負の決定係数は自由度調整を行った際の計算によるものである。

分析結果(水総使用量 ずれ一年)



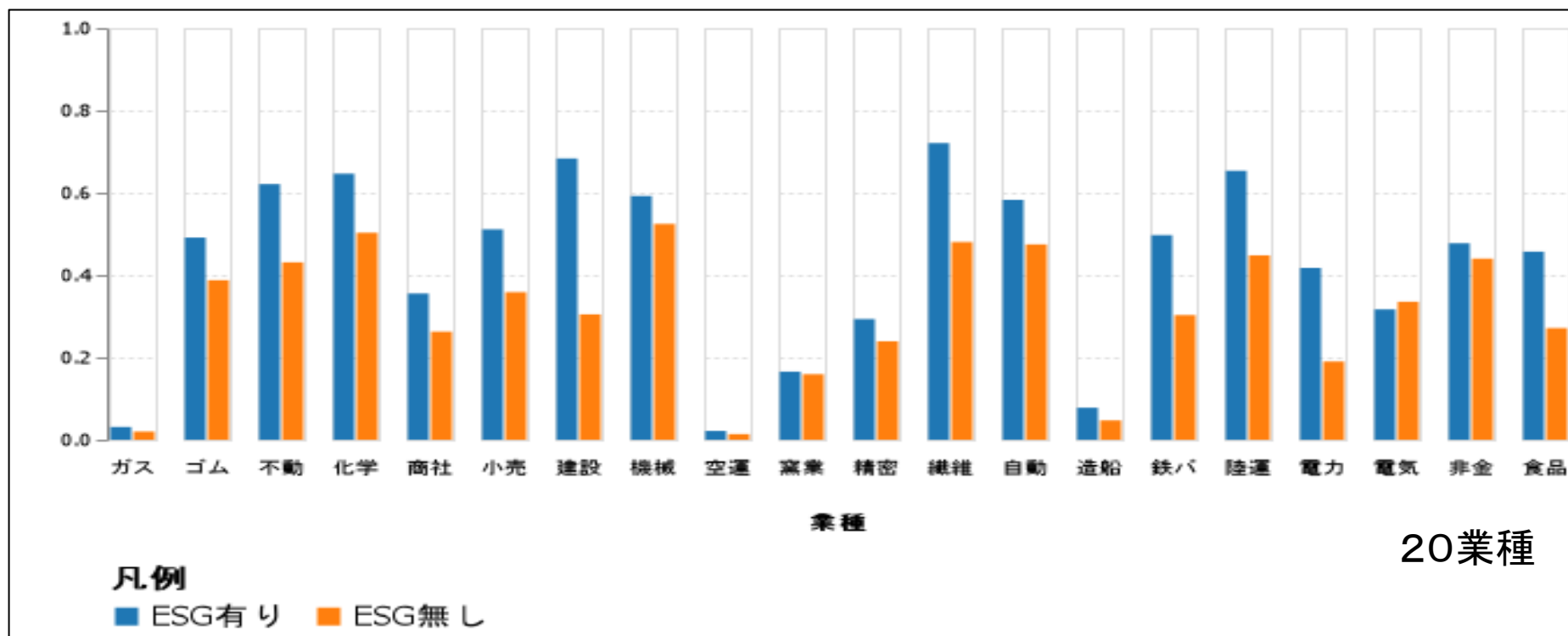
特に水資源の消費が多いと考えられる業種で大きく決定係数の向上が見られた。

結果の有意性検証 (水総使用量)

業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年	
ガス	○	○	○	○	機械	×	×	○	○	造船	×	×	×	×
ゴム	○	○	○	○	水産	×	×	○	○	鉄鋼業	○	○	○	○
不動産	○	○	○	○	空運	○	○	○	○	陸運	×	×	○	○
その他製造	○	×	○	○	窯業	○	○	×	×	電気機器	×	×	×	×
化学	○	×	○	○	繊維	○	○	○	×	非鉄・金属	×	×	○	○
医薬品	○	○	×	×	自動車	○	○	○	○	食品	○	○	○	○
建設	×	×	○	○	通信	○	×	○	○					

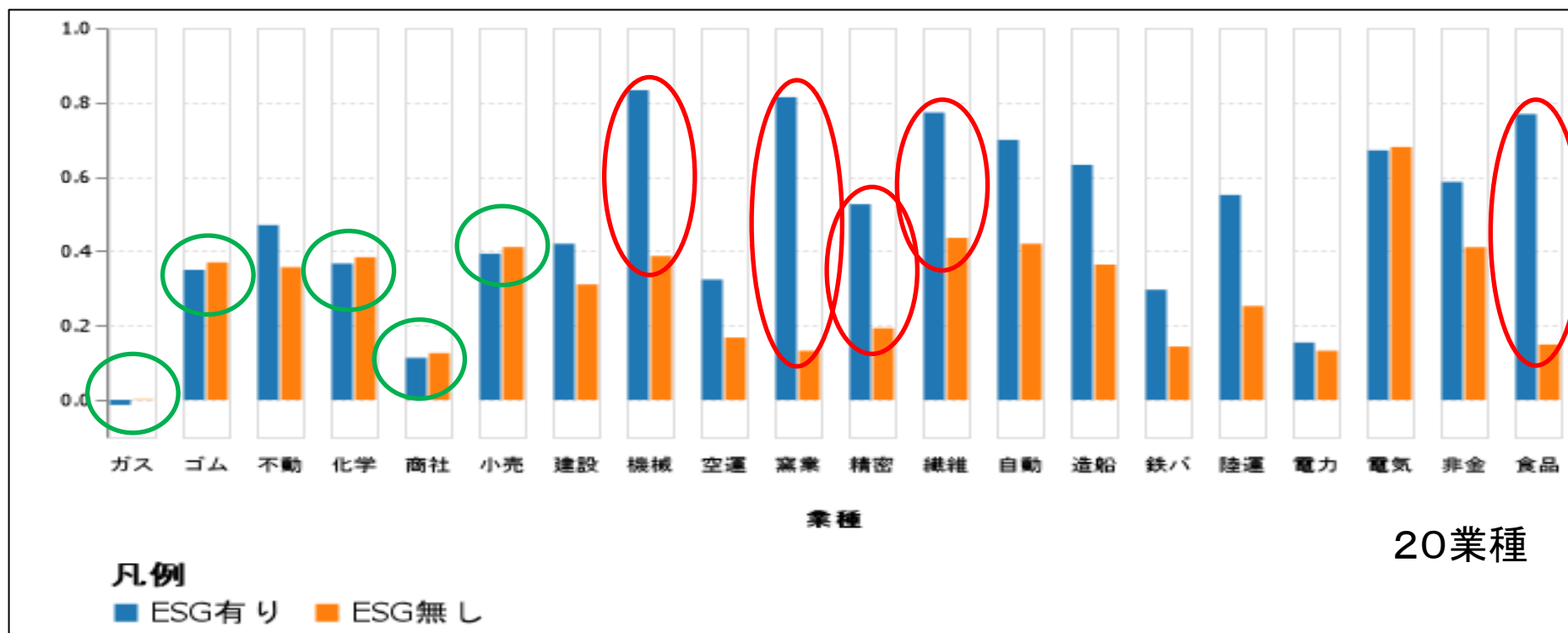
やはり決定係数とAICの変化の方向はほとんどの業種で一致しており, 決定係数のみ向上している場合は向上が非常に小さい業種であった.

分析結果(エネルギー総使用量 通常)



多くの業種で決定係数の向上が見られるが、**向上の割合は大きくない。**

分析結果(エネルギー総使用量 ずれ一年)



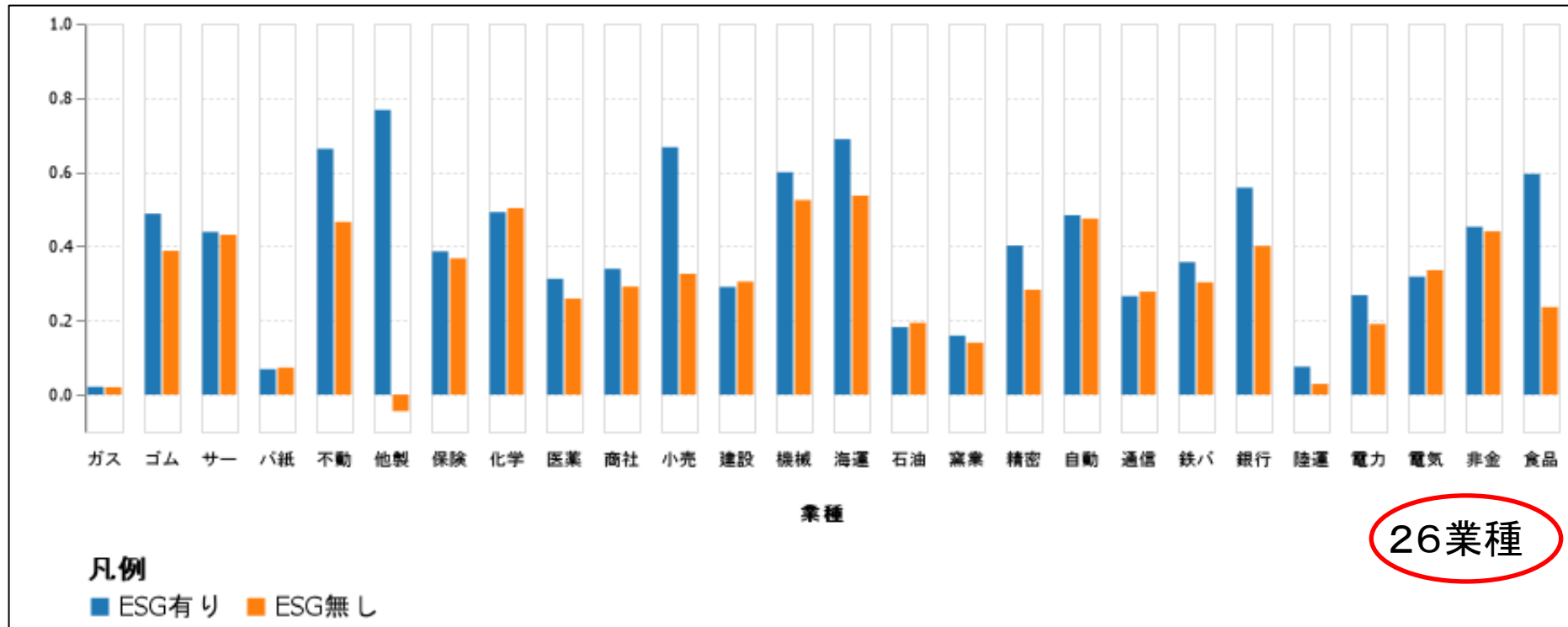
決定係数が大きく向上する業種も、低下する業種も比較的多く見られた。

結果の有意性検証 (エネルギー総使用量)

業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年	
ガス	○	×	×	×	機械	○	○	○	○	鉄道・バス	○	○	○	○
ゴム	○	○	×	×	空運	○	×	○	○	陸運	○	○	○	○
不動産	○	○	○	○	窯業	○	×	○	○	電力	○	○	○	○
化学	○	○	×	×	精密機器	○	○	○	○	電気機器	×	×	○	○
商社	○	○	×	×	繊維	○	○	○	○	非鉄・金属	○	○	○	○
小売業	○	○	×	×	自動車	○	○	○	○	食品	○	○	○	○
建設	○	○	○	○	造船	○	○	○	○					

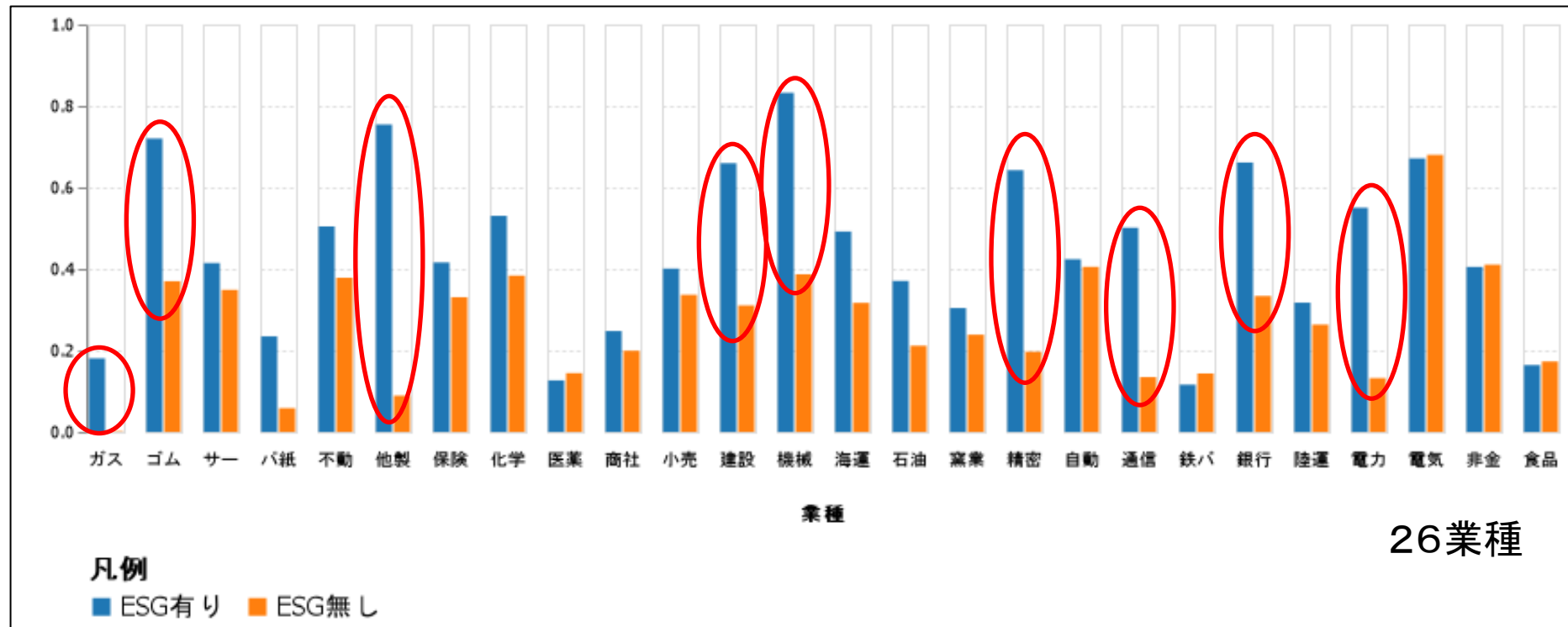
有意性の観点では、GHG、水の結果と同様のことがいえる。ずれ一年の結果がネガティブな業種が多くみられる。

分析結果(女性役員比率 通常)



データ開示をしている企業が多いことがわかる。決定係数の向上は見られるが、大きな向上をしている業種は少ない。

分析結果(女性役員比率 ずれ一年)

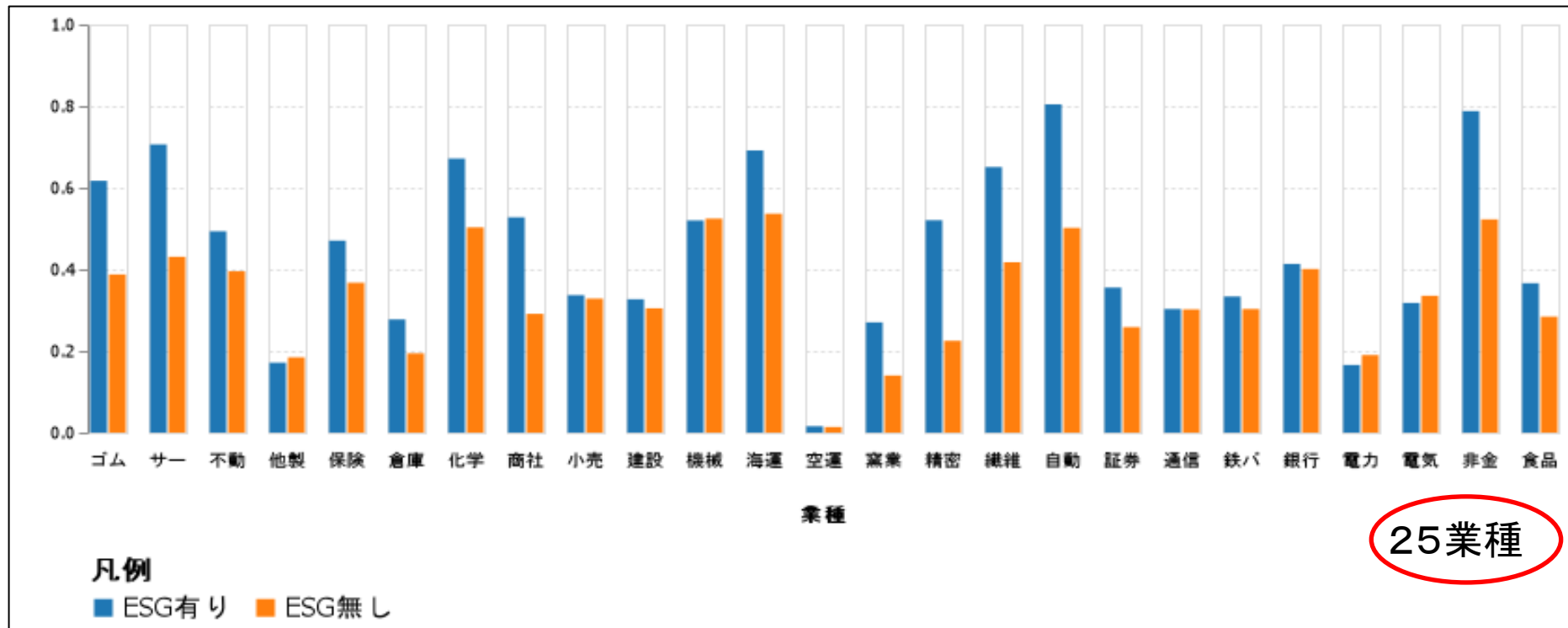


一年ずらした結果の方が、**大きな決定係数の向上**が見られる。

結果の有意性検証 (女性役員比率)

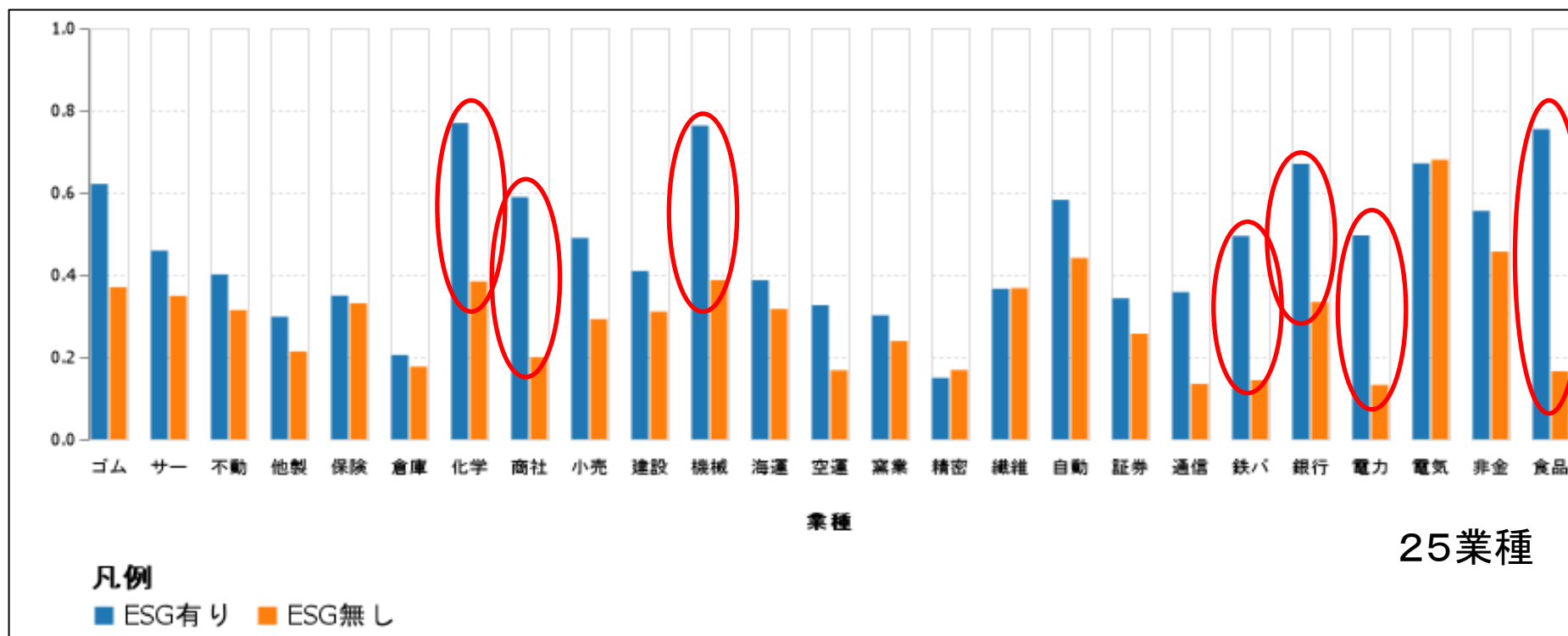
業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年	
ガス	○	×	○	○	化学	○	○	○	○	石油	×	×	○	○	陸運	○	○	○	○
ゴム	○	○	○	○	医薬品	○	○	×	×	窯業	○	○	○	○	電力	○	○	○	○
サービス	○	×	○	○	化学	×	×	○	○	精密機器	○	○	○	○	電気機器	×	×	×	×
パルプ・紙	×	×	○	○	小売業	○	○	○	○	自動車	○	×	○	○	非鉄・金属	○	○	×	×
不動産	○	○	○	○	建設	×	×	○	○	通信	×	×	○	○	食品	○	○	×	×
その他製造	○	○	○	○	機械	○	○	○	○	鉄道・バス	○	○	×	×	これまでの結果と同様の ことがいえる。				
保険	○	○	○	○	海運	○	○	○	○	銀行	○	○	○	○					

分析結果(役員の変動報酬比率 通常)



女性役員比率と同様、**データの開示が多かった**. 全体的な決定係数の向上が見られる.

分析結果(役員の変動報酬比率 ずれ一年)



一年ずらした結果の方が**大きな決定係数の向上**が見られた。

結果の有意性検証 (役員の変動報酬比率)

業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年		業種	通常		ずれ一年	
ゴム	○	○	○	○	商社	○	○	○	○	精密機器	○	○	×	×	電力	×	×	○	○
サービス	○	○	○	○	小売業	○	×	○	○	繊維	○	○	×	×	電気機器	×	×	×	×
不動産	○	○	○	○	建設	○	○	○	○	自動車	○	○	○	○	非鉄・金属	○	○	○	○
その他製造	×	×	○	○	機械	×	×	○	○	証券	○	○	○	○	食品	○	○	○	○
保険	○	○	○	○	海運	○	○	○	○	通信	○	○	○	○					
倉庫	○	×	○	○	空運	○	×	○	○	鉄道・バス	○	○	○	○					
化学	○	○	○	○	窯業	○	○	○	○	銀行	○	○	○	○					

これまでの結果と同様の
ことがいえる。

考察・まとめ

- 製造業やインフラなど, E関連データに直接関係する業種は効果が出やすい
 - E関連データに直接関係する業種は, 関係のあるデータを見ることが有効といえる.
- S関連, G関連のデータも今回の結果からファクタとして有効であるといえる.
 - E関連データに直接関係しない業種はS, G関連データでの分析が有効な可能性がある.

ただし, これらのデータは数値化されていなかったり, 変化が小さかったりするため, 分析手法の工夫が必要である.

考察・まとめ

- ESG関連データの時系列だけ一年遅らせることは効果的であることが分かる。
→ ESG関連データの変化と業績の変化にはタイムラグを考慮することが必要だといえる。
ただし、最適なタイムラグの検討が必要である。
- 分析期間が短く、データ数も少ないため、
さらなる研究の蓄積が必要である。

参考文献

[1]湯山, 白須, 森平:ESG開示スコアとパフォーマンス, *証券アナリストジャーナル*, 72-83, 2019-10日本証券アナリスト協会.

[2]Moinak Maiti : Is ESG the succeeding risk factor?, *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 11:3, 199-213, 2020.