

機械学習による 企業の自社株買い行動の予測可能性

Predictability of Corporate Stock Buybacks Using Machine Learning

鈴木智也^{1,2}, 望月孝太郎¹, 田村空生¹, 加唐丈裕²

¹茨城大学工学部機械システム工学科

²大和アセットマネジメント株式会社

(※) 本発表は所属組織の公式見解ではございません。

目次

2

- 1 背景
- 2 検証
 - ・ 自社株買い行動の傾向分析
 - ・ 自社株買い行動の予測可能性
 - ・ ポートフォリオ運用への応用可能性
- 3 まとめ

背景

3

上場企業にとって資本効率を改善することは
持続的な成長や企業価値の向上にとって重要

$$\frac{\text{純利益}}{\text{自己資本}} - \text{資本コスト} = \text{企業価値の向上} \\ \text{ROE (資本効率)} \quad \text{投資 (リスク) に対する} \quad (\equiv \text{株価}) \\ \text{最低限の見返り} \\ (\text{平均的に7\%程度})$$

➡ ROE>8%でない投資意義がない
(株価が上がらない)

背景

4

日本市場の目標

2014年：経済産業省（伊藤レポート）

- ・ 上場企業は最低でも8%以上のROEを達成する必要がある

2023年：東京証券取引所

- ・ PBR1倍割れの上場企業に対して資本効率の改善を要求

PBR = 株価/簿価
株価 = 簿価 + 投資意義

- ・ 東証1部上場企業の約半数が未達成
- ・ 諸外国と比べ資本効率の改善が課題
→ 外国人投資家が逃げてしまう恐れ

背景

5

ROEの上昇

$$\text{ROE}\uparrow = \frac{\text{純利益}\uparrow \text{ Hard}}{\text{自己資本}\downarrow \text{ Easy}}$$

【自己資本の減少】ヘイアウト政策（株主還元）

- ①増配 → 1度すると元に戻し難い
- ②自社株買い → 一時的な行動なので導入し易い

目的①

6

- ・ 自社株買いに着目
- ・ 上場企業にとって自社株買いを行う動機がある
- ・ 何らかのメカニズムがありそう（先行研究）



過去の実例に基づいて機械学習することで
自社株買いパターンを抽出できる可能性の検証

自社株買いは株価を上昇させる可能性がある

- 例1) 自社株買いは、経営者の株価が割安である考えや将来に対する自信を伝える情報（シグナリング効果）
- 例2) 潤沢な余剰資金は非効率な経営判断を導く可能性があり、自社株買いは、株主と経営者の利害対立を軽減
- 例3) 発行株式数が減少し、EPS（1株当たりの純利益）上昇



市場評価の改善 → 株価上昇

- ・ 自社株買い行動の発生パターンを機械学習できる、ならば...
- ・ 自社株買い発生後は株価上昇しやすい、ならば...



ビジネスインテリジェンス

【業務支援@資産運用】

自社株買いが予想される企業を優先的に株式ポートフォリオに組み入れる

自社株買い行動の傾向分析

- ① 自社株買いの発生確率
- ② 自社株買い前後の株価変化

分析対象

- ・ 東証上場銘柄(約3,500銘柄)

使用データ

- ・ 株価等の市場データ、各企業の財務データ(日経 NEEDS-FinancialQUEST)
- ・ 各企業の業績予想データ(東洋経済データサービス)

自社株買い行動の傾向分析

① 自社株買いの発生確率

$$\text{自社株買い発生確率} = \frac{\text{発生件数}}{\text{企業数}}$$



徐々に上昇傾向

2020年に一時的に減少

- ・ 新型コロナウイルスが顕在化
- ・ 不測の事態に備えて余剰資金を内部留保

自社株買い行動の傾向分析

① 自社株買いの発生確率

- ・ 時価総額が高い大型企業 → 自社株買いが発生し易い
- ・ 時価総額が低い小型企業 → 自社株買いが発生し難い

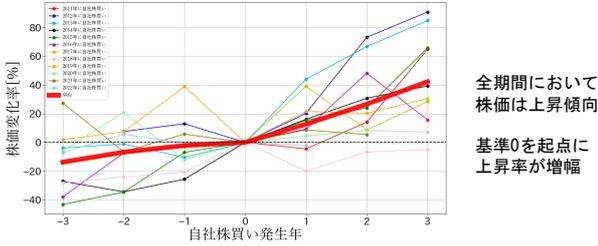


小型企業ほど余剰資金を自社株買いではなく設備投資に用いることが合理的

自社株買い行動の傾向分析

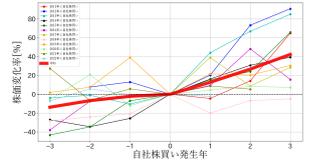
② 自社株買い前後の株価変化

自社株買い発生年を基準にし、前後3年間の株価変化率を算出



自社株買い行動の傾向分析

- ・ 全期間を通じ株価は上昇傾向
- ・ 基準0を起点に上昇率が増幅



- ・ 先行研究と同様に、自社株買いは株価を上昇させる効果を期待できる。
- ・ 自社株買いが予測できれば、資産運用業務等に活用できる。

自社株買い行動の予測可能性

- ① ROC曲線による汎化性能
- ② 各説明変数の貢献度

自社株買い行動の予測可能性

【機械学習モデル】

- XGBoost {
- ・ 決定木の数: 500
 - ・ 木の深さ: 10

【目的変数】

今後1年間ににおける自社株買いの有無

【説明変数】

- ・ 41変数
- ・ 先行研究+独自に選出

意味	種類	名称
自社株買いの有無(今後1年間)	0 or 1	Buyback_YorN
log(時価総額)	連続値	LnMV
予想配当利回り [%]	総称化変数	YQ204
予想キャッシュフロー/株価	総称化変数	YQ205
キャッシュリターン	総称化変数	Q2171
予想総資産収益利益率 [%]	総称化変数	YQ304
予想ROA成長率 [%]	総称化変数	YQ308
予想売上総利益率 [%]	総称化変数	YQ311
予想 ROA 成長率 [%]	総称化変数	YQ408
平均総利益成長率 (5年) [%]	総称化変数	YQ409
流動比率 [%]	総称化変数	Q4252
固定負債割合 [%]	総称化変数	Q5011
自己資本比率 [%]	総称化変数	Q5061
総資産負債率 [%]	総称化変数	Q5121
総キャッシュポジション比率 [%]	総称化変数	Q5171
有利子負債/売上高 [%]	総称化変数	Q5251
60日リターン(3ヶ月)	連続値	Q5291
240日リターン(1年)	連続値	R240
240日ボラティリティ(1年)	連続値	STD1_240
出来高回転率(1年)	連続値	RSQSTD_240
外国人保有比率	連続値	RVOLY
個人保有比率	連続値	GAIRKOU
東証17業種フラグ (no.1~no.17)	0 or 1	TSFtag1
(ただし銀行業と金融業は除く)	0 or 1	TSFtag15
自社株買いの有無(過去1年間)	0 or 1	PastBuyback1
自社株買いの有無(過去1~2年間)	0 or 1	PastBuyback2
自社株買いの有無(過去2~3年間)	0 or 1	PastBuyback3

自社株買い行動の予測可能性

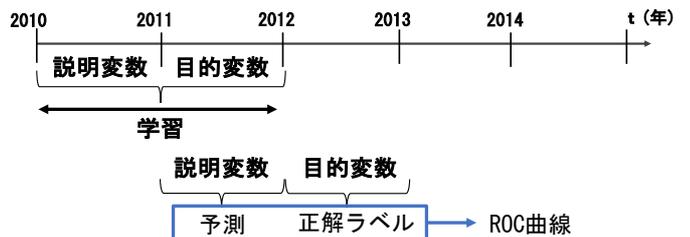
【自社株買いの発生要因】

- ・ 企業規模が大きい → 時価総額
- ・ 余剰資金が大きい → キャッシュフロー, 利益率, 有利子負債, etc.
- ・ 資本効率が悪い → ROA, ROE
- ・ 株価(時価)が低い → 直近リターン, PER, PBR
- ・ 流動性が高い → ボラティリティ, 出来高回転率
- ・ 外国人投資家が多い → 外国人保有比率
- ・ 機関投資家が多い → 個人保有比率

意味	種類	名称
自社株買いの有無(今後1年間)	0 or 1	Buyback_YorN
log(時価総額)	連続値	LnMV
予想配当利回り [%]	総称化変数	YQ204
予想キャッシュフロー/株価	総称化変数	YQ205
キャッシュリターン	総称化変数	Q2171
予想総資産収益利益率 [%]	総称化変数	YQ304
予想ROA成長率 [%]	総称化変数	YQ308
予想売上総利益率 [%]	総称化変数	YQ311
予想 ROA 成長率 [%]	総称化変数	YQ408
平均総利益成長率 (5年) [%]	総称化変数	YQ409
流動比率 [%]	総称化変数	Q4252
固定負債割合 [%]	総称化変数	Q5011
自己資本比率 [%]	総称化変数	Q5061
総資産負債率 [%]	総称化変数	Q5121
総キャッシュポジション比率 [%]	総称化変数	Q5171
有利子負債/売上高 [%]	総称化変数	Q5251
60日リターン(3ヶ月)	連続値	R60
240日リターン(1年)	連続値	R240
240日ボラティリティ(1年)	連続値	STD1_240
出来高回転率(1年)	連続値	RSQSTD_240
外国人保有比率	連続値	RVOLY
個人保有比率	連続値	GAIRKOU
東証17業種フラグ (no.1~no.17)	0 or 1	TSFtag1
(ただし銀行業と金融業は除く)	0 or 1	TSFtag15
自社株買いの有無(過去1年間)	0 or 1	PastBuyback1
自社株買いの有無(過去1~2年間)	0 or 1	PastBuyback2
自社株買いの有無(過去2~3年間)	0 or 1	PastBuyback3

自社株買い行動の予測可能性

【機械学習 & 精度評価】 東証上場全銘柄が予測対象



自社株買い行動の予測可能性

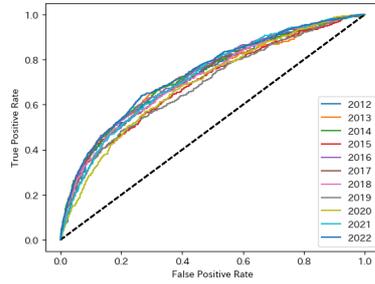
19

①ROC曲線による汎化性能

ROC曲線は左上に歪曲



自社株買いの
予測可能性は明らか

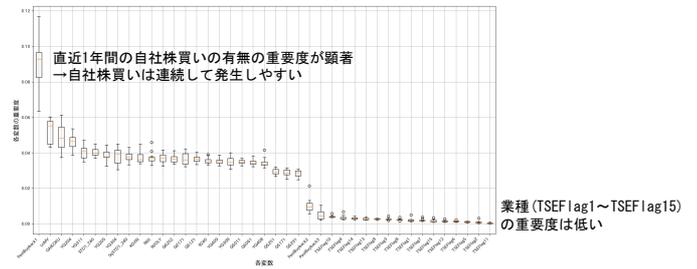


自社株買い行動の予測可能性

20

②説明変数の貢献度

【説明変数毎のFeatureImportance】



自社株買い行動の予測可能性

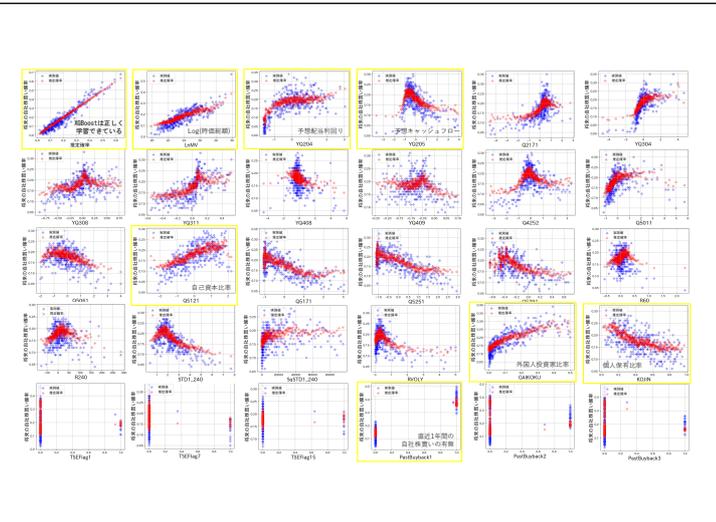
21

②説明変数の貢献度

自社株買い行動の発生メカニズムを可視化
⇒ 各説明変数と目的変数との相関図

【相関図】

- 説明変数の値に応じて等頻度に分位化 (x軸)
- 分位毎に目的変数の平均値をプロット (y軸)
- 目的変数: **実測値 (教師ラベル)** or **推定値 (モデル出力)** を重ねてプロット

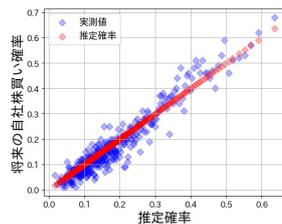


自社株買い行動の予測可能性

23

②説明変数の貢献度 各説明変数と目的変数との相関

推定確率は実測値 (発生確率) と一致
XGBoostは正しく学習できている

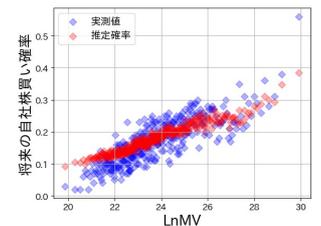
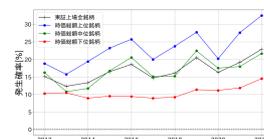


自社株買い行動の予測可能性

24

②説明変数の貢献度 各説明変数と目的変数との相関

時価総額 (LnMV) が大きいほど
自社株買いが起こりやすく
発生確率と整合性が取れる

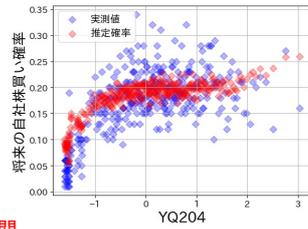


自社株買い行動の予測可能性

25

②説明変数の貢献度 各説明変数と目的変数との相関

予想配当利回り (YQ204) が平均 (0) 以下
ならば
類似のペイアウト政策である
自社株買いも起こりにくい



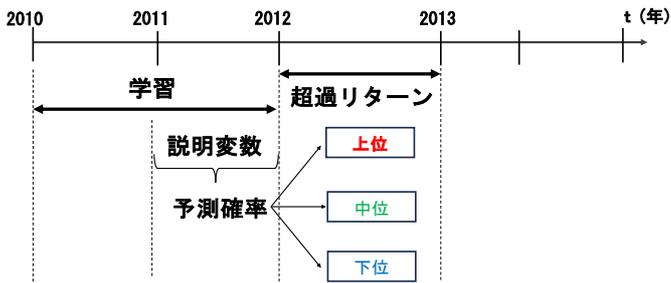
非線形相関
→ 機械学習モデルの必要性

ポートフォリオ運用への応用可能性

ポートフォリオ運用への応用可能性

27

ポートフォリオ構築イメージ (東証1部上場銘柄のみ)



ポートフォリオ運用への応用可能性

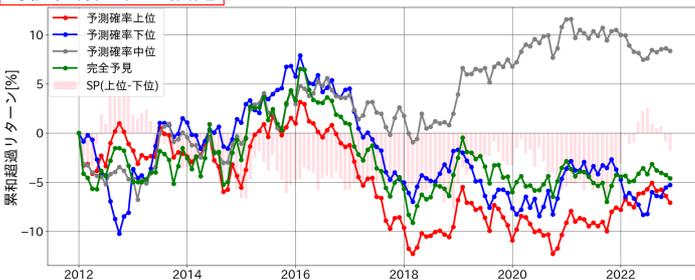
28



企業規模で3分位したポートフォリオ運用

29

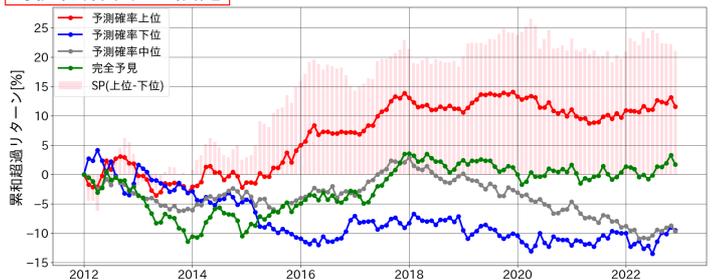
時価総額上位に限定



企業規模で3分位したポートフォリオ運用

30

時価総額中位に限定



企業規模で3分位したポートフォリオ運用

31

時価総額下位に限定



企業規模で3分位したポートフォリオ運用

32

【企業規模毎の運用成績】

⇒投資対象を**大型銘柄**(時価総額上位)にするほど悪く、
小型銘柄にするほど良い。

【原因】

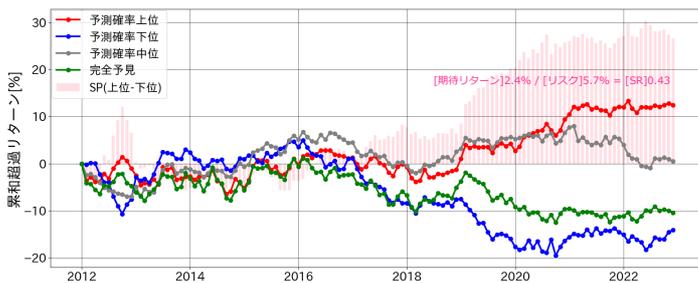
⇒**大型銘柄**ほど自社株買い行動が発生しやすいため、
自社株買いが連続するほど、**株価への影響力が薄れる**のためか？



前年に自社株買いした銘柄をポートフォリオから除外して再検証

時価総額上位 (前年に自社株買いした銘柄を除外)

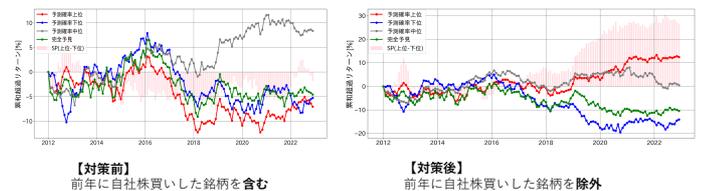
33



時価総額上位 (前年に自社株買いした銘柄を除外)

34

運用成績(SP)を改善できた



まとめ

35

【仮説】自社株買いの背景や動機はある程度パターンができる



- ・ 自社株買い行動は**高精度**で**予測可能**なことを確認できた。
- ・ 各説明変数が自社株買い行動に**寄与する様子**を確認できた。
- ・ **資産運用業務への応用可能性**を検証した。
- ・ 小型銘柄を対象としたポートフォリオほど運用成績が良い。
(希少性によるサプライズ効果か?)

【今後の課題】大型銘柄に対する改善策