

博士論文

従業員クチコミ情報を用いた
企業の社風の定量化手法の研究とその応用

A study of method for quantification of corporate
organizational culture using internet employee's review and
its application

国立大学法人 横浜国立大学
大学院環境情報学府

西家 宏典
Hironori NISHIIE

2021 年 6 月

目次

1	はじめに	1
2	先行研究	2
2.1	組織文化と企業業績に関する先行研究	2
2.2	クチコミ評価情報と企業業績に関する先行研究	2
2.3	働きがいと働きやすさと企業業績に関する先行研究	3
3	本研究の意義	4
3.1	本研究における組織文化・働きがい・働きやすさの定義	4
4	クチコミデータ	5
4.1	「組織体制・企業文化」カテゴリのクチコミデータ	6
4.2	「働きがい」「働きやすさ」カテゴリのクチコミデータ	7
5	社風スコアの生成	10
5.1	センチメント分析モデル	10
5.1.1	学習データ(教師データ)	10
5.1.2	文章情報の前処理	11
5.1.3	分散表現	11
5.1.4	FastText	13
5.1.5	Multi Layer Perceptron(MLP)	14
5.1.6	センチメント分析モデルのアルゴリズム	14
5.1.7	センチメント分析モデルの検証	15
5.2	混合正規分布モデル	15
5.3	正規分布のベイズ更新	17
5.4	社風スコア算出	17
5.5	社風スコアの妥当性の確認	18
5.5.1	個別企業の社風スコア時系列推移の確認	19
5.5.2	社風スコアと OpenWork 定量評点の相関関係	20
5.6	クチコミデータのバイアス	21
6	組織文化スコアと企業の業績パフォーマンス	23
6.1	組織文化スコアと企業財務	23
6.1.1	参照ポートフォリオの構築	23
6.1.2	Wilcoxon 符号付順位和検定	24
6.1.3	Wilcoxon 符号付順位和検定による分析結果	24

6.2	組織文化スコアと株式パフォーマンス	25
6.2.1	Fama-MacBeth クロスセクション回帰	26
6.2.2	時価総額加重と等金額加重	27
6.2.3	Fama-French ファクターモデル	28
6.2.4	Fama-MacBeth クロスセクション回帰による分析結果	28
6.2.5	変化率分位ポートフォリオと Fama-French ファクターモデルによる評価	30
7	働きがい・働きやすさと企業業績の関係	32
7.1	働きがい・働きやすさ修正スコア変化	32
7.2	企業財務との関係	32
7.2.1	VAR(Vector Auto Regression)	33
7.2.2	PVAR(Panel Vector Auto Regression)	33
7.2.3	PVAR による分析結果	33
7.3	株式パフォーマンスとの関連性	34
8	結論	44
8.1	まとめ	44
8.2	今後の課題	45

表目次

1	評点回答項目	6
2	クチコミ回答項目	6
3	クチコミ質問文	6
4	「組織体制・企業文化」クチコミデータ統計量 1	7
5	「組織体制・企業文化」クチコミデータ統計量 2	7
6	「組織体制・企業文化」業種別東証一部二部内時価総額カバレッジ	8
7	「働きがい」「働きやすさ」カテゴリのクチコミ統計量	9
8	作成した学習データの例	11
9	社風スコアと OpenWork 定量評点との 2019 年 3 月末時点での相関係数	20
10	組織文化スコア 3 × 3 ポートフォリオによる類似企業対比翌期業績の中央値	25
11	Fama-Macbeth 回帰分析の結果	29
12	各分位ポートフォリオ銘柄数	31
13	Fama-French 3 ファクターモデルによる分析結果	31
14	Fama-French 5 ファクターモデルによる分析結果	31
15	Fama-French 5 Factor Model による推定結果	35
16	分位ポートフォリオ銘柄数	36
17	FF5 Factor Model による働きがい・働きやすさ修正スコア変化の分位ポートフォリオの α (時価総額加重)	37
18	FF5 + MMU,EMD Factor によるラグ月数別の改善改善ポートフォリオの分析 (時価総額加重)	38
19	MAW ラグ月数 = 0 ヶ月での Fama-MacBeth 回帰結果	40
20	MAW ラグ月数 = 6 ヶ月での Fama-MacBeth 回帰結果	41
21	MAW ラグ月数 = 12 ヶ月での Fama-MacBeth 回帰結果	42
22	超過財務、働きがい・働きやすさ修正スコア変化による 3 変量 PVAR の推定結果 (企業数 = 3620)	43

図目次

1	本研究での社風の体系	4
2	OpenWork の企業評価ページの例:グーグル合同会社	5
3	本研究で用いたセンチメント分析モデルの構成図	10
4	Continuous Bag-Of-Words(CBOW) の概念図 [25]	12
5	Skip-gram の概念図 [25]	13
6	学習データ中のポジティブ側文章群での単語共起ネットワーク	16
7	全投稿者のポジティブ強度平均値の分布	18
8	社風スコア生成の模式図	19
9	自動車業界での各スコアのサンプル (ALL は東証一部二部平均スコア)	19
10	各社の対数投稿者数と組織文化スコア	21
11	各月の係数値の累積和の推移	29
12	組織文化スコア年次変化率による 5 分位ポートフォリオ	30
13	前年働きがい・働きやすさ修正スコア変化が共に改善したポートフォリオ	36
14	MAW ラグ 12 ヶ月でのモデル (4) の係数累積和	40

1 はじめに

インターネットの広がりによって各個人が情報発信を行い様々なものやサービスに対する評価レビューを行うことが一般的になってきている。国内における代表例としては、食べログ^{*1}や価格.com^{*2}などがある。食べログは個人が飲食店に対する評価を行い、価格.comであれば個人が主に家電製品に対する評価を行う。これらウェブサイトの利用者は、被評価者側(飲食店もしくは製造会社)からの情報だけではなく、実際に利用もしくは使用した人の生の意見を得ることができる。このような評価レビュー情報は利用者により近い立場での意見であり、対象物の市場での評価を代替する情報となり得る。

このような個人の評価を会社に対して行うような会社クチコミサイトも存在する。会社クチコミサイトでは、各会社の従業員が自社に対してどのように思っているかを様々な軸で評価・投稿しており、利用者はこれらの評価レビューを就職や転職活動の際の参考情報として利用している。

本研究では、このような従業員のクチコミ情報がその会社の「社風を表す代替情報となり得る」という考えの元で、上場企業のクチコミをテキストマイニング・機械学習を用いて定量化した社風スコアを用いて、企業業績や株式パフォーマンスとの関連性を分析した。

本論文の構成は次の通りである。§2にて、組織文化・会社クチコミ・働きがい・働きやすさと企業業績との関連性についての先行研究についてまとめ、§3で本研究の意義を整理する。そして§4にて、本研究で利用するクチコミデータについてまとめる。§5では、クチコミ文章情報をもとにして機械学習・自然言語処理を用いて企業ごとの社風スコアを生成する手法について説明する。§6で、組織文化スコアと企業業績および株式パフォーマンスとの関係について、§7で働きがい、働きやすさと企業業績の因果関係および株式パフォーマンスとの関係についての分析を行う。最後に、§8にて本研究のまとめと今後の課題について示す。

^{*1} <http://tabelog.com/>

^{*2} <http://kakaku.com/>

2 先行研究

2.1 組織文化と企業業績に関する先行研究

企業の組織文化と企業業績に関する研究は古くから行われている。特に 80 年代の企業の好業績を説明する要因として「強い組織文化」が提唱された。その中でも Denison[11] では、「強い組織文化」の要素として、(1) 組織のメンバーの関与度合い、(2) 新しい状況に対する適応性、(3) 一貫性のある明確な文化、(4) 方向性を明確にする指示、の 4 つの要素を提唱し、企業業績と「強い組織文化」の間に関連性を見出した。Denison[11] で分析に用いられたデータは、25 業種から得られた 35 社のデータである。北居 [42] は、Denison[11] の貢献は定量的に操作可能な組織文化と業績の間に関連性を見出した点であり、これにより体系的な研究を可能にしたことであるとしている。

Gordon[17] は米国保険会社の経営調査データを用いて Denison[11] のモデルを検証しており、明確な「強い組織文化」と適応性の両方が資産と保険料の伸び率と相関があるとしている。特に「強い組織文化」については、最初の 3,4 年について財務業績との相関が統計的に有意であったことを報告している。

Denison[11] や Gordon[17] では、組織文化を調査した時点から将来の財務業績との関連性を分析している。しかし、Gordon[17] は組織文化と業績についての因果関係について同様の調査分析では特定ができないという問題点を指摘しており、時系列的な調査が必要であるとしている。

国内においては北居 [42] による組織文化の定量的な研究が先駆的である。北居 [42] では国内企業を対象に、経営理念や経営戦略、組織構造などに関わる 86 の質問項目について質問票調査を行った。その上で、組織文化を測定するための 15 の次元を提案し、質問票回答データを用いて因子分析を行い、15 の次元から組織文化の因子として「能動性-受動性」「分権-調整」という 2 つの因子を抽出している。

また、飛田 [41] は国内上場企業 210 社のアンケート回答をもとにして、組織文化を「家族文化」「イノベーション文化」「官僚文化」「マーケット文化」の 4 つに分類し、1997 年から 2007 年の各社の ROA の平均値を比較している。その結果、「イノベーション文化」の企業群は「官僚文化」の企業群よりも統計的に有意に ROA の平均値が高かったとしている。

組織文化と企業業績に関する研究は古くからおこなわれているものの、「組織文化とは何か」という明確な定義はなく、研究によって定義の仕方も異なる点に注意が必要である。

2.2 クチコミ評価情報と企業業績に関する先行研究

会社クチコミサイトの評価情報と会社業績との関連性を見た研究には、米国の Glassdoor^{*3} の評価レビューデータを用いたものがある。Luo[23] では、Glassdoor の評価集計値である Overall Rating と企業業績との間に正の関連性があると主張している。Symitsi[29] では、Glassdoor の評価データ

^{*3} <https://www.glassdoor.com/index.htm>

を用いて自己相関を考慮し各種属性を調整したパネル回帰を行い、ROA が従業員満足度と正の関係があること、またファクターモデルを用いた分析により、従業員満足度が高い企業では有意な超過リターンが発生しうること、を示している。一方、Ji[20] は Glassdoor の評価データにおいて従業員満足度が低く企業文化の悪い会社は法定開示における訴訟リスクが高いことを報告している。

2.3 働きがいと働きやすさと企業業績に関する先行研究

本研究では「働きがい」と「働きやすさ」を別々に考える。まず、広い意味での働きがいと働きやすさの企業業績への影響についての先行研究を整理する。働きがいや働きやすさは明確な定義がある概念ではないが、厚生労働省が平成 26 年 5 月に発行している「働きやすい・働きがいのある職場づくりに関する調査報告書」によると、従業員にとっての「働きがい」とは「働く価値がある」、および「働きやすさ」とは「働く苦勞・障壁が小さい」とされている。

働きがいについては、Green[18] によると Glassdoor の評価項目の中でも特に Career Opportunity と Senior Management の評価項目の Rating の改善が、株式パフォーマンスに統計的に有意な正の超過リターンをもたらすとされている。また、Symitsi[29] でも Glassdoor の従業員満足度が高い企業で同様に有意な超過リターンが発生しうことを示唆している。これらの研究で用いられた Career Opportunity や従業員満足度が、従業員の働きがいの構成要素の一つであると仮定すると、従業員の働きがい改善する場合には企業業績に対してプラスに作用することが考えられる。

働きやすさについては企業業績に対してプラス及びマイナス両面の見方がある。山田他 [35] では日経新聞社の「働きやすい会社ランキング」と企業業績との関連性を分析しており、ランキング上位の会社については株式パフォーマンスに統計的に有意な正の超過リターンが生じることが示唆されている。一方で、Green[18] では、働きやすさの構成要素の一つである Work Life Balance の Rating は企業業績に影響を与えないと主張している。Work Life Balance を働きやすさの構成要素の一つであると考え、別の見方として Work Life Balance が悪くなるということは忙しくなることの裏返しとも捉えられ、その影響で企業業績が伸びる可能性もある。

3 本研究の意義

先行研究を踏まえて、本研究の意義について整理する。

本研究の大きな特徴として、(1) 従業員クチコミ情報を用い、その投稿日を情報の認識時点とすることで社風を時系列的に扱うことを可能とした点、(2) 投稿された定量的な評点情報の集計値ではなく、クチコミ文章のセンチメント分析を行った結果を用いた点、が挙げられる。

その上で、本研究の意義は以下の通りである。

1. クチコミ文章を機械学習・自然言語処理により定量化しカテゴリごとに分析を行った。
2. 機械学習・自然言語処理によるクチコミ文章の定量化値を単純平均するのではなく、企業別の時系列スコアとするための手法を提案した。
3. 上場企業の社風を時系列指標として扱い、その良し悪しだけでなく時系列的な変化について、企業業績との関連性および因果関係の分析を行った。
4. 従業員クチコミを用いることで、先行研究と比較してより広範な企業に対して分析を行った。

3.1 本研究における組織文化・働きがい・働きやすさの定義

本研究では、カテゴリ化された従業員クチコミ情報を用いて、各社風スコアを算出する。社風スコアは「組織文化スコア」「働きがいスコア」「働きやすさスコア」の3種類に分類され、それぞれ対象となるカテゴリ内の投稿クチコミ文章情報が「ポジティブなことを言っているか」についての定量的な強度を企業単位で集計することで算出する。投稿時に表示される各カテゴリに対する質問文章と回答文章群から、本研究では図1のように社風スコアを体系化した。

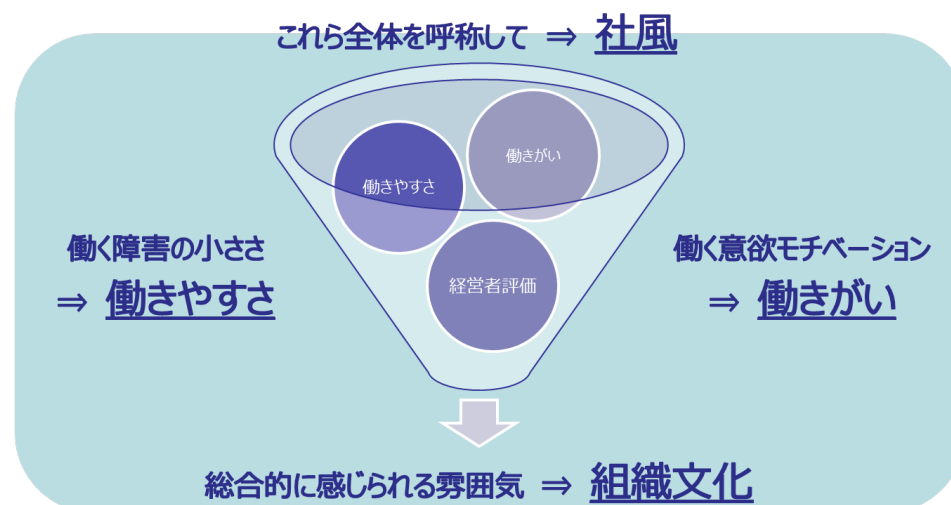


図1 本研究での社風の体系

4 クチコミデータ

本研究では、オープンワーク株式会社が運営する転職・就職者向けの会社クチコミサイトである OpenWork^{*4}に投稿された 2007 年 7 月から 2019 年 3 月末^{*5}までの上場企業クチコミデータを用いた。OpenWork(旧称 Vorkers) は 2007 年 7 月から運営を開始し、2019 年 11 月時点でユーザー数約 290 万人、クチコミ・評点件数約 860 万件を誇る国内最大級の会社クチコミサイトである。OpenWork の利用者は各人が所属する会社について 10 項目の定量評点と 8 項目のクチコミを投稿する。表 1 及び表 2 に OpenWork で投稿者が投稿する評点・クチコミカテゴリを示す。評点は 5 段階の選択式評価点もしくは数値入力評価であり、クチコミは自由記載のテキスト情報である。クチコミでは 8 個のカテゴリの中から投稿者が自由に選択し、投稿カテゴリの合計で 500 文字以上となるように投稿する。また、OpenWork では投稿された全てのクチコミに対してシステムの審査及び人の目による審査を行いクチコミの質の管理を常に行なっている。表 3 にクチコミカテゴリ毎の質問文を示す。

図 2 に OpenWork の企業評価ページの例を示す。^{*6}



図 2 OpenWork の企業評価ページの例:グーグル合同会社

OpenWork に投稿されたクチコミを閲覧するためには、(1) 自身の会社のクチコミを投稿する、(2)

^{*4} <https://www.vorkers.com>

^{*5} 「組織体制・企業文化」については 2017 年 11 月末までの上場企業クチコミデータを利用した。

^{*6} https://www.vorkers.com/company.php?m_id=a091000000G7Hz

提携転職サービスに登録する、(3) 有料会員になる、が必要であり、基本的には、クチコミの投稿者は転職や業界調査を目的として他社のクチコミを閲覧するために自身の会社のクチコミを投稿する。

No	項目名	回答方法	No	項目名
1	待遇面の満足度	5段階評点	1	組織体制・企業文化
2	風通しの良さ	5段階評点	2	入社理由と入社後ギャップ
3	20代成長環境	5段階評点	3	モチベーション・成長機会
4	法令順守意識	5段階評点	4	女性の働きやすさ
5	社員の士気	5段階評点	5	ワーク・ライフ・バランス
6	社員の相互尊重	5段階評点	6	退職検討理由
7	人材の長期育成	5段階評点	7	企業分析〔強み・弱み・展望〕
8	人事評価の適正感	5段階評点	8	経営者への提言
9	平均残業時間	残業時間		
10	平均有給消化率	有給消化率		

表1 評点回答項目

表2 クチコミ回答項目

4.1 「組織体制・企業文化」カテゴリのクチコミデータ

「組織体制・企業文化」カテゴリに投稿されたクチコミデータは、2007年7月から2017年11月末までの69,707件の上場企業クチコミデータを用いた。

項目名	質問文
組織体制・企業文化	この企業の組織体制・企業文化には、どのような特徴がありますか。
入社理由と入社後ギャップ	この企業への入社を決めた理由は何ですか？ また、振り返ってその入社理由は妥当だったと思いますか？ 当時に認識しておくべきだったと感じることは何かありますか？
モチベーション・成長機会	どのような点に働きがいを感じましたか？ また、この企業での就業経験によってどのように成長やキャリア開発ができましたか。
女性の働きやすさ	女性がやりがいを持って働き続けやすい会社だと思いますか。 どのような点でそのように、もしくはそうではないと感じますか(感じましたか)。
ワーク・ライフ・バランス	プライベートとのバランスを調整しやすい会社だと思いますか。 どのような点でプライベートとのバランスを調整しやすい、 または調整し難いと感じますか(感じましたか)。
退職検討理由	どのような理由でこの企業からの転職を考えましたか。
企業分析〔強み・弱み・展望〕	この企業の事業の状況について、どのような点が「強み」・「弱み」だと思いますか。 また、今後の「事業展望」についてどのような予測をお持ちですか？
経営者への提言	この企業の現在の経営者へ、この企業をより発展させるための提言をするならば、 どのような事を伝えますか？

表3 クチコミ質問文

表 4 及び表 5 に本研究で用いた「組織体制・企業文化」のクチコミデータの統計量を示す。

年 (12 月末* ⁷)	累積 投稿数	投稿者属性				東証一部二部内会社数 (投稿数閾値)			
		現職者比率	男性比率	新卒比率	平均 在籍年数	1 件以上	5 件以上	10 件以上	15 件以上
2007	191	52.9%	85.9%	71.7%	5.0	92	7	2	1
2008	761	48.8%	81.5%	70.0%	5.0	267	34	17	10
2009	2,406	45.1%	80.0%	67.7%	5.6	578	107	45	33
2010	5,203	45.9%	80.1%	65.8%	5.7	836	229	108	70
2011	7,978	46.5%	80.8%	66.6%	6.0	1,100	330	175	102
2012	11,145	48.2%	81.4%	67.1%	6.3	1,290	444	246	151
2013	16,542	48.6%	81.4%	66.7%	6.5	1,518	638	348	240
2014	24,387	48.7%	81.3%	66.1%	6.8	1,730	851	499	342
2015	34,168	48.8%	81.5%	65.6%	6.8	1,987	1,070	689	474
2016	49,069	49.8%	80.8%	65.4%	6.9	2,228	1,333	893	660
2017	69,707	50.8%	80.0%	65.1%	6.8	2,442	1,582	1,127	873

表 4 「組織体制・企業文化」クチコミデータ統計量 1

年 (12 月末* ⁸)	東証一部二部内会社数カバレッジ				東証一部二部内時価総額カバレッジ			
	1 件以上	5 件以上	10 件以上	15 件以上	1 件以上	5 件以上	10 件以上	15 件以上
2007	3.2%	0.2%	0.1%	0.0%	32.0%	5.8%	2.5%	2.3%
2008	9.3%	1.2%	0.6%	0.3%	46.1%	12.1%	6.7%	5.6%
2009	20.7%	3.8%	1.6%	1.2%	60.9%	35.5%	20.2%	12.9%
2010	32.2%	8.8%	4.2%	2.7%	71.9%	48.5%	34.2%	29.1%
2011	42.6%	12.8%	6.8%	3.9%	78.6%	55.0%	42.3%	33.2%
2012	49.9%	17.2%	9.5%	5.8%	83.2%	64.9%	52.8%	42.3%
2013	58.0%	24.4%	13.3%	9.2%	85.9%	72.6%	61.4%	54.7%
2014	65.8%	32.4%	19.0%	13.0%	88.2%	77.6%	68.5%	62.1%
2015	71.6%	38.5%	24.8%	17.1%	90.2%	80.3%	73.5%	66.0%
2016	78.4%	46.9%	31.4%	23.2%	92.2%	83.6%	77.2%	71.4%
2017	84.7%	54.9%	39.1%	30.3%	94.5%	87.2%	82.6%	78.3%

表 5 「組織体制・企業文化」クチコミデータ統計量 2

4.2 「働きがい」「働きやすさ」カテゴリのクチコミデータ

本研究では、「モチベーション・成長機会」「ワークライフバランス」「女性の働きやすさ」のカテゴリに投稿された 2007 年 7 月から 2019 年 3 月末までの計 306,392 件の上場企業クチコミデータを用いた。「モチベーション・成長機会」のカテゴリを用いて「働きがい」カテゴリを、「ワークライフバランス」「女性の働きやすさ」のカテゴリを統合し「働きやすさ」のカテゴリを構築した。

*⁷ 2017 年については 11 月末基準。

*⁸ 2017 年については 11 月末基準。

業種	1 件以上			5 件以上			15 件以上		
	2010 年末	2014 年末	2017 年末	2010 年末	2014 年末	2017 年末	2010 年末	2014 年末	2017 年末
ガラス・土石製品	40.7%	92.7%	97.2%	5.8%	80.1%	88.3%	0.0%	25.2%	58.9%
ゴム製品	76.4%	96.6%	99.0%	65.7%	94.0%	95.3%	63.3%	75.7%	90.6%
サービス業	61.2%	88.4%	97.1%	48.7%	70.8%	89.7%	22.1%	62.4%	63.9%
その他金融業	78.9%	88.6%	98.1%	60.1%	69.9%	70.1%	32.1%	55.2%	67.7%
その他製品	41.8%	92.3%	95.8%	23.6%	81.7%	91.9%	18.9%	41.2%	84.1%
パルプ・紙	21.8%	47.1%	95.4%	6.4%	37.5%	85.8%	0.0%	11.4%	36.9%
医薬品	80.2%	89.1%	87.4%	23.5%	80.5%	86.4%	0.0%	72.2%	82.1%
卸売業	85.0%	94.7%	97.4%	72.2%	85.6%	91.6%	47.9%	69.2%	81.8%
化学	47.9%	81.9%	93.8%	14.1%	53.3%	84.6%	0.0%	33.9%	69.1%
海運業	38.3%	86.2%	93.1%	0.0%	66.0%	89.6%	0.0%	0.0%	52.9%
機械	66.1%	92.2%	97.6%	33.9%	80.2%	87.7%	9.5%	55.1%	77.1%
金属製品	13.7%	35.9%	85.9%	0.0%	23.8%	33.4%	0.0%	0.0%	18.8%
銀行業	82.4%	93.9%	96.3%	68.2%	87.4%	94.3%	62.1%	74.7%	89.6%
空運業	2.3%	55.2%	48.9%	1.9%	54.8%	48.9%	0.0%	54.8%	48.0%
建設業	73.6%	92.5%	98.0%	44.1%	76.0%	89.6%	8.6%	59.5%	79.7%
鉱業	84.3%	93.8%	96.1%	0.0%	92.3%	93.1%	0.0%	0.0%	91.2%
小売業	60.4%	83.1%	96.9%	48.5%	73.0%	83.9%	14.3%	53.7%	72.2%
証券、商品先物取引業	18.3%	49.6%	97.5%	3.4%	44.1%	91.4%	0.0%	9.2%	36.3%
情報・通信業	89.0%	94.2%	95.1%	86.7%	90.7%	93.0%	50.7%	87.5%	89.7%
食料品	51.7%	74.9%	92.6%	1.2%	53.7%	61.5%	0.0%	42.5%	53.3%
水産・農林業	0.0%	97.9%	100.0%	0.0%	0.0%	63.1%	0.0%	0.0%	53.2%
精密機器	89.5%	95.0%	96.6%	75.9%	83.1%	93.0%	0.0%	67.2%	86.5%
石油・石炭製品	79.2%	78.0%	98.9%	58.4%	73.1%	95.1%	0.0%	68.0%	93.9%
繊維製品	58.2%	91.0%	100.0%	37.7%	71.2%	93.4%	0.0%	57.1%	69.0%
倉庫・運輸関連業	59.0%	85.6%	96.1%	0.0%	69.9%	88.8%	0.0%	31.9%	68.8%
鉄鋼	42.7%	65.1%	74.7%	8.5%	56.0%	58.4%	0.0%	55.6%	54.6%
電気・ガス業	85.2%	98.5%	99.6%	24.7%	79.1%	96.8%	0.0%	43.7%	90.2%
電気機器	87.1%	98.4%	99.4%	66.0%	91.0%	97.3%	54.1%	74.7%	94.1%
非鉄金属	58.2%	92.6%	94.5%	24.5%	73.6%	90.4%	0.0%	43.4%	76.8%
不動産業	71.5%	80.9%	90.7%	13.0%	72.3%	74.6%	0.4%	14.8%	63.4%
保険業	18.7%	21.7%	36.5%	18.7%	21.7%	30.0%	0.0%	21.7%	29.9%
輸送用機器	91.0%	98.0%	99.8%	80.0%	93.0%	99.0%	60.5%	90.2%	94.2%
陸運業	61.4%	80.9%	95.0%	46.2%	65.1%	80.0%	24.6%	48.3%	67.5%

表 6 「組織体制・企業文化」業種別東証一部二部内時価総額カバレッジ

表 7 に本研究で用いた「働きがい」「働きやすさ」のクチコミデータの統計量を示す。累積投稿者数としては、「働きがい」カテゴリよりも「働きやすさ」カテゴリの投稿の方が多い。これはクチコミとしての書きやすさが「働きやすさ」カテゴリの方が高いためであると考えられる。

投稿者属性としては現職者と退職者はほぼ半々であり、男性及び新卒入社の方が多い。「働きやすさ」のカテゴリには「女性の働きやすさ」のカテゴリが含まれるため、当該カテゴリの男性比率は「働きがい」と比較してやや低い。また、平均在籍年数は 5～7 年程度の投稿者が多いため、比較的若手から中堅世代が多いと推察される。

働きがい		東証一部・二部内会社数 (投稿者数閾値)				投稿者属性			
		1 件以上	5 件以上	10 件以上	20 件以上	現職比率	男性比率	新卒比率	平均在籍年数
基準月末	累積投稿者数								
2007/12	152	81	6	1	0	46.7%	86.8%	63.8%	4.40
2008/12	706	259	31	14	3	46.7%	81.2%	66.3%	4.88
2009/12	2,658	618	118	56	25	42.8%	78.7%	64.7%	5.48
2010/12	5,844	925	257	122	57	44.0%	79.0%	62.5%	5.60
2011/12	8,999	1,220	375	187	94	44.4%	79.9%	63.2%	5.86
2012/12	12,530	1,423	485	266	117	46.5%	80.1%	64.1%	6.14
2013/12	18,044	1,644	698	385	175	47.1%	80.2%	64.6%	6.44
2014/12	25,690	1,859	902	529	272	47.4%	80.3%	64.5%	6.72
2015/12	34,862	2,113	1,112	708	365	47.8%	80.5%	64.3%	6.79
2016/12	48,995	2,362	1,363	914	527	49.0%	79.7%	64.4%	6.83
2017/12	69,422	2,613	1,650	1,152	726	50.3%	78.7%	64.2%	6.84
2018/12	96,256	2,800	1,911	1,420	930	52.0%	77.8%	64.3%	6.83
2019/03	96,361	2,800	1,912	1,422	930	52.0%	77.8%	64.3%	6.83

働きやすさ		東証一部・二部内会社数 (投稿者数閾値)				投稿者属性			
		1 件以上	5 件以上	10 件以上	20 件以上	現職比率	男性比率	新卒比率	平均在籍年数
基準月末	累積投稿者数								
2007/12	466	109	23	10	3	53.0%	86.5%	65.9%	4.60
2008/12	1,991	322	90	44	21	47.6%	79.5%	66.6%	4.76
2009/12	6,041	670	247	124	58	43.8%	77.6%	65.5%	5.37
2010/12	12,509	977	445	265	123	45.3%	77.8%	63.3%	5.54
2011/12	18,177	1,277	601	359	178	46.1%	78.1%	63.7%	5.75
2012/12	24,435	1,470	765	461	260	47.3%	78.0%	64.4%	6.01
2013/12	34,269	1,678	981	645	362	48.0%	78.1%	65.0%	6.34
2014/12	48,720	1,898	1,247	850	499	48.4%	78.2%	64.8%	6.64
2015/12	66,859	2,168	1,484	1,076	671	48.6%	78.1%	64.6%	6.72
2016/12	95,877	2,421	1,756	1,341	901	49.7%	76.6%	64.8%	6.74
2017/12	138,570	2,659	2,033	1,619	1,153	51.0%	75.1%	64.8%	6.73
2018/12	194,804	2,847	2,289	1,920	1,420	52.6%	73.8%	65.0%	6.72
2019/03	210,031	2,880	2,356	1,977	1,479	53.0%	73.6%	65.1%	6.74

表 7 「働きがい」「働きやすさ」カテゴリのクチコミ統計量

5 社風スコアの生成

使用データ中のクチコミ情報は投稿者単位に存在するテキスト情報である。まず投稿者毎のクチコミを「。」で分割し、文章単位の情報に変換する。その後、センチメント分析モデルを利用して各文章にポジティブ強度を付与し、各文章のポジティブ強度を投稿者単位で集計する。それらをカテゴリー別に会社単位で集計することで「社風スコア」を算出する、という手順でクチコミ情報の定量化を行った。

5.1 センチメント分析モデル

センチメント分析モデルは、対象となる文章がポジティブな感情を示すのかネガティブな感情を示すのか、を判別するためのモデルである。センチメント分析モデルには汎用的に利用可能な学習済みモデルもあるが、今回は専用の学習データ（教師データ）を用意しモデルを構築した。

学習を行ったセンチメント分析モデルを学習データを含まない検証データ（アウトサンプルデータ）に適用し、精度の検証を行った。そして、「組織体制・企業文化」「働きがい」「働きやすさ」の各文章に適用し、それぞれの文章がどの程度ポジティブであるか、という「ポジティブ強度」を付与した。

図3に本研究で用いたセンチメント分析モデルの構成図を示す。

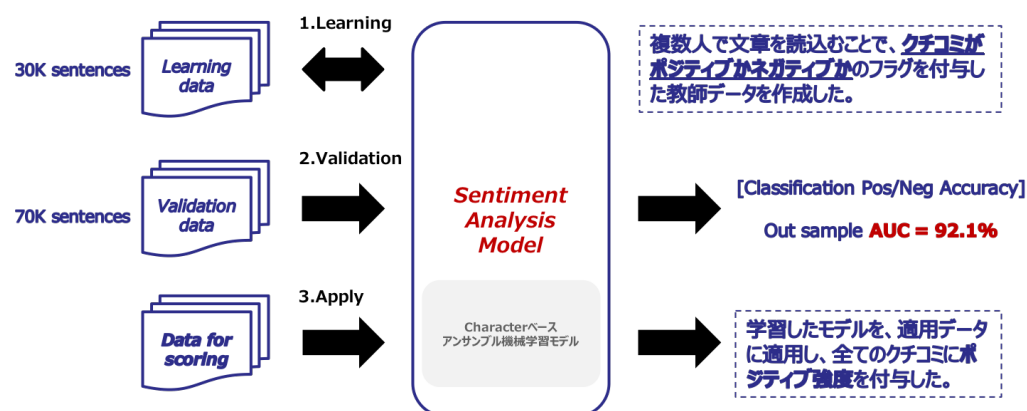


図3 本研究で用いたセンチメント分析モデルの構成図

5.1.1 学習データ（教師データ）

学習データは二種類のデータを結合することで構築した。一つは OpenWork の上場企業クチコミデータからランダムに 20,000 件の文章を抽出し、個人のバイアスを除外するために複数人で文章を読むことで人の手でポジティブかネガティブか判定不能かのフラグを付与した。判定不能を除外した有効データ数は 13,509 件となった。もう一つは、OpenWork の上場企業クチコミデータのうち「企業の強み・弱み・展望」のカテゴリに属するクチコミについて「強み」の文章をポジティブ、「弱み」の文章をネガティブとしたデータを用いた。本データを前者と同じ 13,509 件ランダムに抽出した。

結合した学習データは 27,018 件となった。^{*9}

表 8 に今回作成した教師データの例を示す。複数の人間によって別々の文章を読み、それらを結合することで学習データ数を増やす方向に作成した。

Positive/Negative	クチコミ文章	作成者
Negative	今はどうか知らないが、在籍中はずっと、どちらかというとマネージャー志向の人向きの評価制度になっているのかな、と思っていました	A
Negative	女性の絶対数が少ない	A
Positive	キャリアアップもできると、面接の際に説明があったから本社勤務を目指し入社	A
Negative	商品は良いのに売れなく、また、売れる戦略が立てられないので、いつまで経っても中堅のまま	A
Negative	審査上でのスピード感には欠ける	A
Positive	また、女性でも数字の詰めは男性と同じで厳しくされる	B
Positive	客からのクレームに対しては対応しているようなプロジェクトが大半であり、他社と比較して、ドライな対応は少ないと思う	B
Positive	入社を決めた理由：その職種で経験を積みたかったから	B
Negative	高学歴の人がいる中で、そういう人たちほどこの会社にはとどまらず、結局尊敬できる人ほど去って行ってしまう	B
Negative	暇な人は夕方になると事務所内を散歩していたりしますが、その隣の人は夜 22 時まで連日残業している、というもざらです	C
Negative	ワークライフバランスはほぼないと見て入社した方がいいです	C
Positive	「入社理由の妥当性」と「認識しておくべき事」：実際入社後のギャップも少なく、社内には信頼できる方が多く就業しています	C
Positive	ミーティングでも、若手の意見もしっかり聞いてもらいことができ、そこから商品を詰めていく・・・ということもありました	C

表 8 作成した学習データの例

5.1.2 文章情報の前処理

日本語文章情報を入力とする場合の判別モデルの特徴量 (説明変数) には、分かち書きを行い単語に分解したデータ (Word Level) が一般的に用いられる。Zhang[31] や Dos[13] にて提案されているように、近年では文字データを入力 (Character Level) としたモデルが高い精度を出すことが示されており、本研究におけるセンチメント分析モデルの特徴量としても日本語文章を文字に分解したデータを用いた。

5.1.3 分散表現

近年の自然言語処理においては、ある文章群の中に出現した単語に対して固有の高次元実数値ベクトル表現を与える方法が発展している。このような単語の数量的な表現方法を分散表現といい、分散表現を獲得することを、単語の埋め込み (Word Embedding) と言う。

これまでの自然言語処理では、単語を定義づける際に One-Hot 表現という表現方法が一般的であった。これはまず表現したい単語の語彙リストを作成し、表現したい文に含まれている単語に対応する次元を 1 に、それ以外を 0 にする方法である。つまり、各単語は文章数をベクトル長とした [0, 1] のベクトルとして表される。この方法は、文章群によって各単語を定義付ける。しかし、One-Hot 表現は極めて疎なベクトルとなるため、文章数の増加に伴ってベクトルの長さが大きくなってしまう。

そのため、教師なし学習によって密な単語のベクトル表現を得る方法に Latent Semantic Analysis (LSA)[9] や Latent Dirichlet Allocation (LDA)[3] などがある。これらは One-Hot 表現に対して、特異値分解を行うことによって連続的な実数値ベクトルを得る手法である。しかし、特異値分解の特性上、文章量が多くなる、もしくは単語量が多くなる等により、計算負荷が増大する。

^{*9} 一投稿に対して文章は複数ある。そのため学習データを排除した後の、センチメント分析モデル適用対象となる「組織体制・企業文化」のクチコミデータ中の文章数は 280,720 件となる。

そのため、より密なベクトル表現を高速に得る方法として順伝搬型のニューラルネットワークをベースとした、単語の分散表現が提案されている。代表的なものでは Word2Vec[25] や FastText[5][22]、また近年では BERT[12] などがある。

その中でも最も基本となる Word2Vec[25] について説明する。Word2Vec は One-Hot 表現に代表されるような単語の頻度をベースとした手法ではなく、予測ベースの手法である。予測ベースの手法は、同じような意味の単語の周りには同じような単語が現れやすい、という仮説をもとにして、単語を予測するというタスクを考える手法である。Word2Vec には二種類の予測ベースの方法がある。一つ目は Continuous Bag-Of-Words(CBOW) という方法であり、これは文章中のある単語の周辺の単語から当該単語を予測する、というタスクである。二つ目は Skip-gram という方法であり、CBOW と逆に、文章中のある単語から周辺の単語を予測する、というタスクである。図 4、図 5 にそれぞれの概念図を示す。

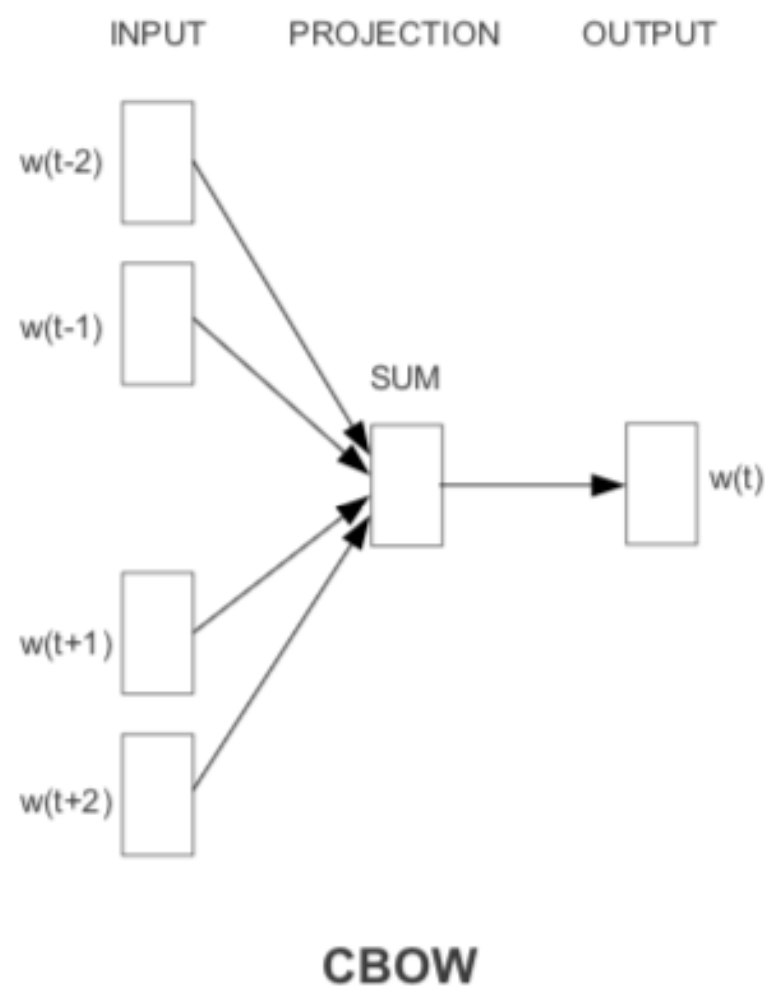


図 4 Continuous Bag-Of-Words(CBOW) の概念図 [25]

Word2Vec では入力層-中間層-出力層の 3 層の順伝搬型ニューラルネットワークを用いて、それぞ

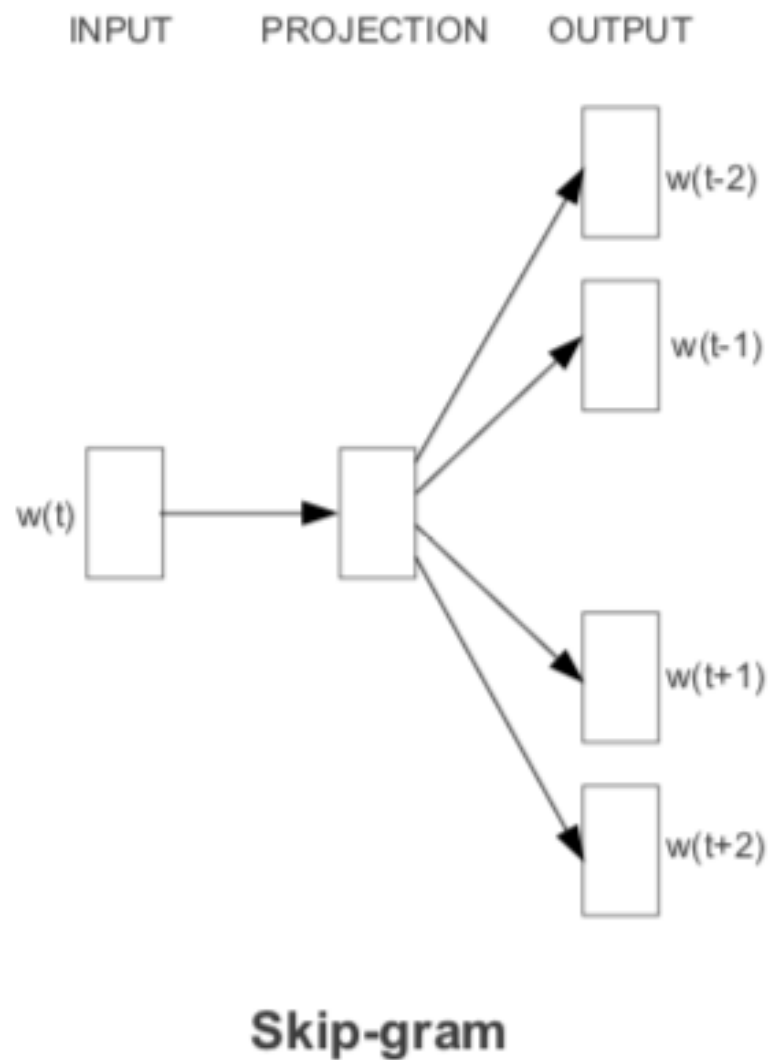


図 5 Skip-gram の概念図 [25]

れのタスクを学習し、中間層をベクトルとして出力する。これにより、それぞれの単語は周りの単語により定義づけされる「意味」を内包した実数値ベクトル表現を得る。Word2Vec に代表される分散表現の大きな特徴は、単語などに分割された文章群だけを入力として実数値ベクトル表現の獲得が行われる点であり、シンプルな層の構成であるため、極めて高速に学習が行われる。

5.1.4 FastText

FastText は facebook AI Research(FAIR) が開発した単語の分散表現を得る手法と教師付き分類モデルを組み合わせたものである。[21][4]^{*10} FastText による単語の分散表現の獲得には、Word2Vec と同じような予測ベースの方法の他に、Sub-Word という手法が用いられる。Sub-Word は単語を構

^{*10} <https://github.com/facebookresearch/fastText>

成する文字そのものに着目し、文字に対して得られた分散表現を単語に対して得られた分散表現に加えることで、より高精度な分散表現を得る手法である。英語では 26 文字のアルファベットにより全ての単語が構成されるが、日本語文章などではひらがなやカタカナに加えて文字そのものが特定の意味を持つ漢字が多く含まれる。そのため、Sub-Word は日本語文章に対してはより効果的に作用することが考えられる。FastText の教師付き分類モデルはシンプルな多項ロジスティック回帰を用いており、 N 個の文章に対して式 1 の Negative log Likelihood を最小化する。

$$-\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N t_n \log [f(BAx_n)] \quad (1)$$

ここで x_n は n 番目の文章の特徴ベクトル、 t_n は n 番目の文章のクラス、 A, B は重み求めるべき重み行列である。

5.1.5 Multi Layer Perceptron(MLP)

多層パーセプトロン (Multi Layer Perceptron) は、Rosenblatt[27] により提案された単純パーセプトロンを多層に組み合わせたものであり、現在の深層学習に用いられるアルゴリズムの基礎を成すものである。多層パーセプトロンでは、線形分類器である単純パーセプトロンの欠点である非線形分類を行うために、入力層-隠れ層-出力層の 3 層以上の構成を持つ。3 層の多層パーセプトロンへの入力を x_n とし出力を y_n とすると、隠れ層での演算は

$$y_n = f(Wx_n) \quad (2)$$

と表される [30]。ここで W は学習すべき重み行列であり、 $f(x)$ は活性化関数と呼ばれる関数である。多層パーセプトロンは教師付きモデルであり、その学習は教師データを用いた誤差逆伝播法 (BackPropagation) により行われる。分類モデルの場合、その損失関数には以下の交差エントロピーが一般的に用いられる。

$$-\sum_{n=1}^N t_n \log y_n \quad (3)$$

ここで、 t_n は n 番目の教師クラスである。

5.1.6 センチメント分析モデルのアルゴリズム

センチメント分析モデルのアルゴリズムとしては、FastText と独自に構築した多層パーセプトロン (MLP)[36] モデルを組み合わせたソフトアンサンブルモデルを用いた。学習データ (教師データ) は各文章情報に対して、ポジティブであれば 1、ネガティブであれば 0 が付与されたバイナリデータとなっている。そのため、それぞれのアルゴリズムについて分類モデルとしての学習を行った。

FastText では、損失関数を Negative log Likelihood として学習が行われ、MLP では、損失関数を交差エントロピーとして学習が行われる。さらにこれらのモデルの出力するポジティブラベルに対する確率値を平均することで、ソフトアンサンブルモデルとした。

近年 Hinton[19] により提案された蒸留という手法が、分類モデルにおいて高い精度を出すことが知られている。蒸留では多値分類におけるラベル (Hard target) により学習した複雑なモデルを教師モ

デルとし、それが出力する多値ラベルに対する連続的な出力信号 (Soft target) を、よりシンプルな生徒モデルにより学習する。これは、 $0, 1, 2, \dots$ のような Hard target を教師データとした教師モデルの連続的な出力信号が、分類問題に対してより多くの情報を含んでいることを示唆している。

本研究におけるセンチメント分析モデルにおいても、教師ラベルは $0, 1$ の Hard target であるが、ポジティブラベルを表す 1 に対するモデルの連続的な出力信号がより多くの情報を含んでいると考える。そのため、本研究ではソフトアンサンブルモデルのポジティブラベルに対する出力信号値を「ポジティブ強度」と呼び、各文章がどの程度「ポジティブ」に近い、を表すと考え。

5.1.7 センチメント分析モデルの検証

学習データを用いてモデルの学習を行い、検証データを用いてポジティブ、ネガティブの判別性能の評価を行なった。検証データとしては、学習データに使用していない「企業の強み・弱み・展望」のカテゴリに属する文章を学習データと同様の処理にてポジティブ・ネガティブとした 73,885 件の文章を用いた。精度評価指標として信用リスクモデル等で一般的に用いられる AUC (Area Under the Curve) を用いた。 AUC は 0 から 1.0 の範囲を取り、ランダムな分類の場合 $AUC = 0.5$ となり、高いほど判別の順序性が優れていることを表す。検証データを用いた評価では $AUC = 0.921$ となり、十分な精度が出ていると判断した。

本モデルを用いて学習データに含まれない「組織体制・企業文化」「働きがい」「働きやすさ」のクチコミデータ文章について、ポジティブ強度 $[0, 1]$ を付与した。図 6 に学習データクチコミのうちポジティブ側の文章に含まれる単語を用いて構成した単語共起ネットワークを示した。同一文章中に現れやすい場合に二つの単語の間のリンクは太くなり、単語の出現頻度が多い場合はノードが大きくなる。本モデルにてポジティブであるということは、例えば「成長」「できる」や「働く」「やすい」や「良い」「会社」などの意見である場合などが該当する。

5.2 混合正規分布モデル

混合正規分布 (Mixtures of Gaussians) モデルは、以下のように K 個の正規分布の線形結合として与えられる。

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \sigma_k^2) \quad (4)$$

混合正規分布モデルのパラメータは、各正規分布の期待値 μ_k と分散 σ_k^2 および混合比 π_k である。対数尤度関数が無限大に発散してしまうため、混合正規分布モデルのパラメータ推定には通常の最尤法は使用できない。そのため、混合正規分布モデルのパラメータ推定には EM アルゴリズム (Expectation-Maximization algorithm)[10][24] と呼ばれるアルゴリズムを用いる。

以下に混合正規分布モデルでの EM アルゴリズムによるパラメータ推定方法 [2][32] を示す。ここで、 N 個の観測データを $x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N$ とする。

1. 平均 μ_k および分散 σ_k^2 、そして混合比 π_k を初期化し、対数尤度の初期値を計算する。

基準を満たさない場合はステップ 2 に戻る。

$$\ln p(X|\vec{\mu}, \Sigma, \vec{\pi}) = \sum_{n=1}^N \ln \left[\sum_{k=1}^K \pi_k N(x_n | \mu_k, \sigma_k^2) \right] \quad (9)$$

5.3 正規分布のベイズ更新

事前分布を正規分布とした場合のパラメータである平均値と標準偏差をベイズ更新する。正規分布のパラメータのベイズ更新式は丹後 [38] に従った。

分散が未知の場合の正規分布の更新式を考える。このとき、分散の逆数 $\tau = \frac{1}{\sigma^2}$ の共役事前分布はパラメータを $a^{(0)}, b^{(0)}$ とした逆ガンマ分布となる。 n 番目の標本 x_n を用いた場合の正規分布の更新式は以下のようになる。

$$a^{(n)} = a^{(n-1)} + \frac{1}{2} \quad (10)$$

$$b^{(n)} = b^{(n-1)} + \frac{(x_n - \mu^{(n-1)})^2}{2} \quad (11)$$

$$\left(\frac{1}{\tilde{\sigma}^{(n)}} \right)^2 = \frac{a^{(n)}}{b^{(n)}} \quad (12)$$

$$\left(\frac{1}{\sigma^{(n)}} \right)^2 = \frac{1}{(\sigma^{(n-1)})^2} + \frac{1}{(\tilde{\sigma}^{(n)})^2} \quad (13)$$

$$\mu^{(n)} = \frac{\mu^{(n-1)}(\sigma^{(n)})^{-2} + x_n(\tilde{\sigma}^{(n)})^{-2}}{(\sigma^{(n)})^{-2} + (\tilde{\sigma}^{(n)})^{-2}} \quad (14)$$

5.4 社風スコア算出

各文章単位に付与されたポジティブ強度を用いて、月末時点 T における会社 c の社風スコア $VC_c(T)$ を算出する。社風スコアは各カテゴリ別に独立に作成し、「組織体制・企業文化」のカテゴリであれば「組織文化スコア」、「働きがい」カテゴリであれば「働きがいスコア」、「働きやすさ」カテゴリであれば「働きやすさスコア」とする。ポジティブ強度を $X_{c,p,s} \in [0, 1]$ と表記する。ここで、 $X_{c,p,s}$ は時点 $t \leq T$ までの投稿について、会社 c の投稿者 p による文章 s のポジティブ強度とする。また、 $c = \{1, 2, \dots, n_c | t \leq T\}$ 、 $p = \{1, 2, \dots, n_{p|c} | t \leq T\}$ および $s = \{1, 2, \dots, n_{s|p,c} | t \leq T\}$ である。まず投稿者単位のポジティブ強度平均値 $\bar{X}_{c,p}(T)$ を

$$\bar{X}_{c,p}(T) = \frac{1}{n_{s|p,c}} \sum_s X_{c,p,s} \quad (15)$$

と計算する。次に $t \leq T$ における全会社の全投稿者についてポジティブ強度平均値 $\bar{X}_{c,p}(T)$ の母分布を推定する。図 7 に投稿者単位のポジティブ強度平均値の分布を示す。

母分布としては各分布の期待値が (1) ポジティブ (1 に近い)、(2) ニュートラル (0.5 に近い)、(3) ネガティブ (0 に近い)、となるように初期値及び制約条件を調整した三種混合正規分布を仮定し、EM アルゴリズムによる推定を行なった。

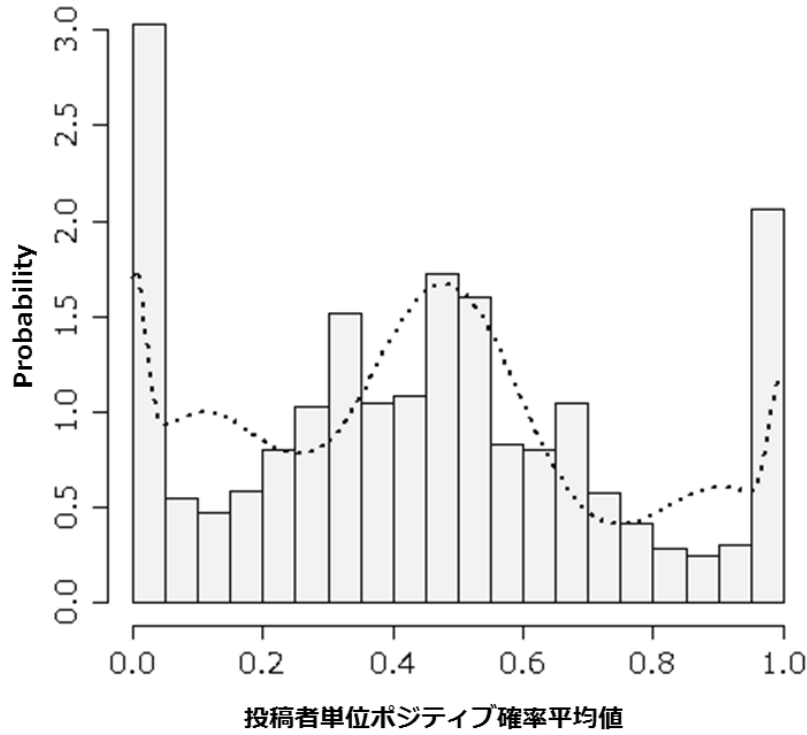


図7 全投稿者のポジティブ強度平均値の分布

推定された三種混合正規分布中の各正規分布を $P_i(\bar{X}_{c,p})$ 、混合比を π_i とする。 $i \in \{1, 2, 3\}$ である。最後に会社単位の社風スコア $VC_c(T)$ を算出する。ベイズ推定の考え方をを用いて各正規分布 $P_i(\bar{X}_{c,p})$ の平均値 $\mu_i(T)$ 及び分散 $\sigma_i^2(T)$ を会社 c の投稿者のポジティブ強度平均値群 $\{x_{c,p}\}$ によって更新する。更新後の会社 c の各正規分布の平均値を $\mu_{i,c}(T)$ と置き、会社 c の社風スコア $VC_c(T)$ を

$$VC_c(T) = \sum_i \pi_i \mu_{i,c}(T) \quad (16)$$

と求める。 T を月次でスライドさせながら各月末についての各カテゴリ別および各会社の社風スコアとして算出する。図8に社風スコアの生成の模式図を、図9に自動車業界での主な上場企業のそれぞれのカテゴリでのスコアの時系列推移を示す。

5.5 社風スコアの妥当性の確認

クチコミ文章情報から生成した社風スコアが妥当なスコアとなっているかどうかの確認は、(1) 人の目による個別企業の社風スコアの時系列推移の確認、(2) 社風スコアと OpenWork 定量評点との相関関係の確認、の二種類の観点での検証により行なった。

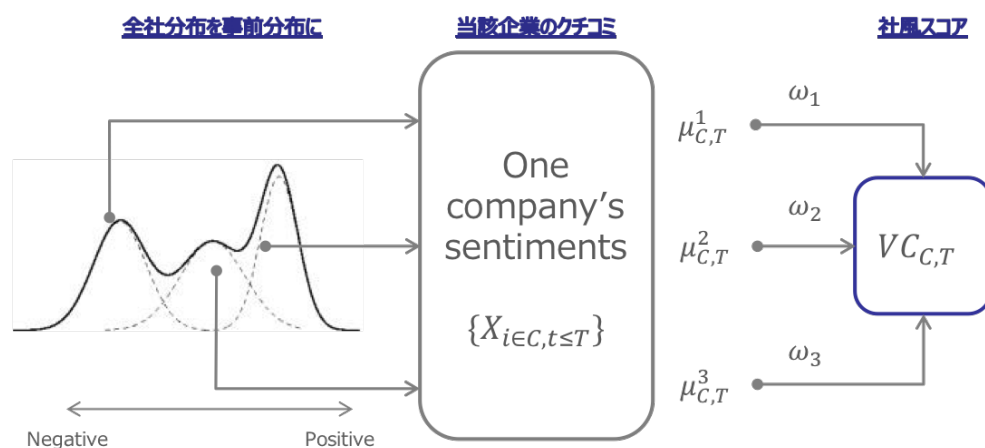


図 8 社風スコア生成の模式図



図 9 自動車業界での各スコアのサンプル (ALL は東証一部二部平均スコア)

5.5.1 個別企業の社風スコア時系列推移の確認

典型的な個別企業を抽出し、社風スコアの時系列推移を人の目により確認することで、妥当な推移となっていることを確認する。個別企業は過去に不祥事が明らかになった上場企業を複数社選択し、不祥事発覚時点から社風スコアが変動することを確認した。例として、図 9 に図示した三菱自動車を挙げる。

三菱自動車では 2016 年 4 月に燃費試験の不正及びリコール隠しが発覚し大きく報道された。その

ため、このようなネガティブなイベントの前後では社風スコアが急変動している可能性がある。図 9 を見ると、自動車業界の中で三菱自動車の「働きがいスコア」が 2016 年を境に急激に下落していることが確認される。同様に「組織文化スコア」についても同時期に下落が確認できる。このような不祥事の発覚は、そこで働く多くの従業員がネガティブな印象を抱くため、投稿されるクチコミに影響を与える。そのため、社風スコアに対しても大きな下落というネガティブな影響が現れることが確認できる。

5.5.2 社風スコアと OpenWork 定量評点の相関関係

クチコミ文章情報から生成した「組織文化スコア」「働きがいスコア」「働きやすさスコア」の三種類の社風スコアの妥当性を確認するために、2019 年 3 月末時点での社風スコアと同時点での OpenWork で別に集計されている企業ごとの定量評点との相関係数を確認する。社風スコアおよび定量評点については東証一部二部上場企業のうち 10 件以上投稿者数が存在する企業のみ限定した。

	組織文化	働きがい	働きやすさ
組織文化	-	-	-
働きがい	0.394	-	-
働きやすさ	0.189	-0.132	-
総合評価	0.513	0.316	0.270
待遇の満足度	0.122	0.019	0.237
社員の士気	0.544	0.475	0.025
風通しの良さ	0.596	0.189	0.333
社員の相互尊重	0.462	0.315	0.153
20 代成長環境	0.461	0.401	-0.052
人材の長期育成	0.218	0.114	0.213
法令順守意識	0.088	-0.136	0.507
人事評価の適正感	0.357	0.464	-0.110
平均残業時間	0.09	0.251	-0.493
有給休暇消化率	0.092	-0.195	0.602

表 9 社風スコアと OpenWork 定量評点との 2019 年 3 月末時点での相関係数

表 9 を見ると、「働きがいスコア」については社員の士気および 20 代の成長環境といった評点との相関がやや高い。「働きやすさスコア」を見ると、平均残業時間と逆相関となり、また有給休暇消化率や法令遵守意識との相関が見られる。これらの関係は、それぞれのスコアに対する定性的な意味づけと整合的である。また、「組織文化スコア」については、総合評価を始め多くの定量評点と弱い相関が見られる。

5.6 クチコミデータのバイアス

インターネットにより収集されたクチコミデータには様々なバイアスが含まれる。まず第一に各会社毎の投稿者数は一定ではなく会社毎に大きく異なる。一般的に会社の規模が大きい場合投稿者数は多くなり、規模が小さい場合少なくなる。クチコミごとのポジティブ強度の集計値としての定量化を考えた場合、単純な算術平均値では大数の法則のため投稿者数が多い会社の集計値と少ない会社の集計値では会社間の分散が異なり、規模が大きい会社ほど同じような集計値になってしまう。第二に投稿者属性が会社間で異なる。クチコミは様々な会社業種、雇用形態、在籍年数、性別、などを持った投稿者によって投稿されており、投稿者の属性は同じではない。以上二点を考慮した集計値を得るため、本研究ではある時点での全クチコミのポジティブ強度の分布を推定し、それを事前情報とすることで会社間の投稿者数の違い、投稿者間の属性の違いを是正するような集計方法を採用した。図 10 に投稿者数と組織文化スコアの関係を示す。

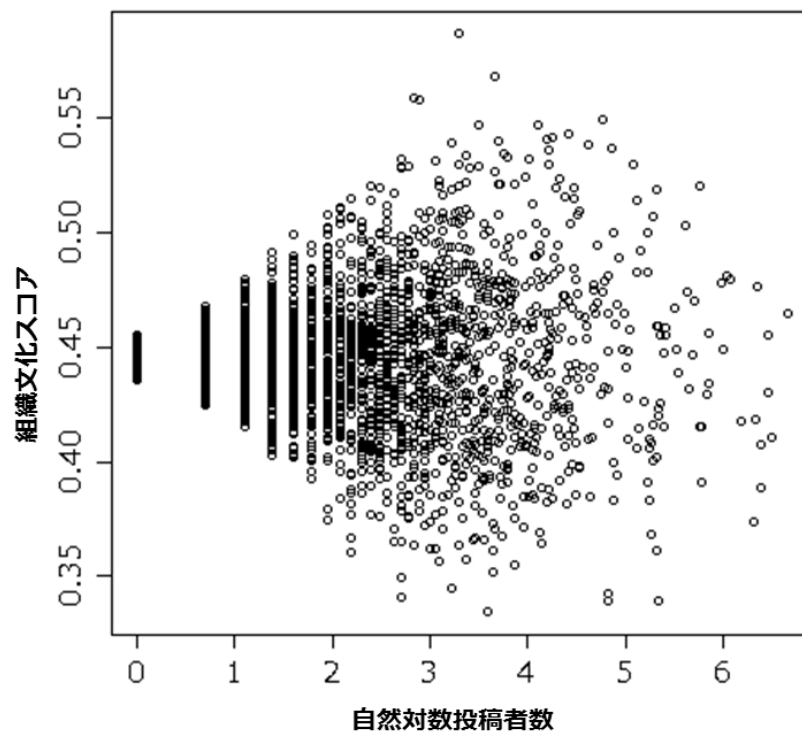


図 10 各社の対数投稿者数と組織文化スコア

第三にクチコミデータはあくまでも「クチコミを投稿する」という何かしらの動機を持った投稿者のみによる情報であり、必ずしも会社の総意ではない。本バイアスについてはインターネットを用いた受動的なデータ収集において避けられない問題であり、今後の研究における課題である。

第四に虚偽や作為的な投稿の可能性がある点である。OpenWork ではクチコミデータの質を高く保つために、全投稿に対するシステムの審査及び人の目による審査を行っており、このような投稿を排除する仕組みを設けている。本研究ではそのような審査を通過したクチコミデータのみを用いているが、完全に虚偽の投稿などがないとは言い切れないことを認識する必要がある。

6 組織文化スコアと企業の業績パフォーマンス

OpenWork の「組織体制・企業文化」のクチコミのセンチメント分析により得られた会社単位の「組織文化スコア」と業績パフォーマンスとの関係を見る。ここで t 月末の会社 i の組織文化スコアを $VC_i(t)$ とする。分析には 2010 年 1 月末から 2017 年 11 月末の期間中の各月末に、東証一部二部に上場する会社群のうち金融法人^{*11}を排除した会社群から、各月末において投稿者数が 15 件以上ある会社のみを抽出して使用した (表 4、表 5 参照)。なお、財務データ及び株価・時価総額データは東洋経済新報社の「有価証券報告書データ」及び「月次修正株価・時価総額データ」を用いた。

6.1 組織文化スコアと企業財務

組織文化スコアが良いということ、また組織文化スコアが改善するということが将来の企業財務にどのような影響を与えるのかを分析する。組織文化の改善・悪化を表す指標として、組織文化スコア年次変化率を

$$RVC_i(t) = \frac{VC_i(t) - VC_i(t-12)}{VC_i(t-12)} \quad (17)$$

のように定義する。また、組織文化スコアの水準の良い悪いの把握のために $LVC_i(t) = VC_i(t-12)$ として、前年の組織文化スコアを考える。これにより、「どのような組織文化の状態」から「どう変化」したのかを把握することができる。企業財務は業種や規模などの要因により直接的な比較ができないため、本研究では Barber[1] や山田 [35] を参考に、各社に対して構築した参照ポートフォリオ (類似企業群) との比較を行った。

6.1.1 参照ポートフォリオの構築

ある決算時点 d における会社 i についての参照ポートフォリオの構築方法について述べる。Barber[1] では、決算時点 d から翌決算 $d+1$ の間にイベントがあった場合の効果について分析する際に、同一業種で決算時点の会社 i の評価対象財務指標の 90% – 110% の間に入る同一会社群を会社 i の参照ポートフォリオとして採用している。本研究では、その他に山田 [35] も参考に、以下のように参照ポートフォリオを構築する。

まず、評価対象財務指標 Y を決定する。そして東証一部二部の集団の中で、会社 i の決算期 d 時点から過去 1 年以内に決算のあった会社群を収集する。

1. 東証小業種分類にて会社 i と同一業種となる会社群のうち、会社 i の評価対象財務指標 $Y_i(d)$ の 90% – 110% の会社群を抽出する。
2. 上記にて抽出された会社数が 3 社未満の場合、東証中業種分類にて同様の抽出を行う。
3. 上記にて抽出された会社数が 3 社未満の場合、東証大業種分類にて同様の抽出を行う。

^{*11} 銀行業、保険業、証券業、その他金融業

4. 上記にて抽出された会社数が3社未満の場合、業種条件を外し会社 i の評価対象財務指標 $Y_i(d)$ との絶対値誤差が小さい順に3社選択する。

以上のような形で抽出を行った結果、1番目条件で78%、2番目条件で5%、3番目条件で9%、4番目条件で8%のような構成比にて参照ポートフォリオが構築された。Barber[1]では、会社規模を用いて類似企業を探すよりも上記の様に過去の業績と比較して類似企業を探す方法の方が望ましいと主張しており、本研究でもこの方法を採用した。しかし、各社の業績に与える要因は様々であり、本手法を用いたとしても完全にその他のコントロール変数の効果を排除できているとは限らない点に注意する必要がある。

6.1.2 Wilcoxon 符号付順位和検定

Wilcoxon 符号付順位和検定 (Wilcoxon signed rank test)[39] は、与えられた対応関係のある2群のデータに対して代表値に差があるかどうか、を検定するノンパラメトリック検定である。財務指標が正規分布に従うとは仮定できないため、パラメトリック検定である t 検定は使用できない。そのため、本研究では、よりロバストな検定である Wilcoxon 符号付順位和検定を用いて、2群の中央値の差を検定する。

今、対応する2群の標本を

$$\text{標本 } X \in \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\} \quad (18)$$

$$\text{標本 } Y \in \{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_n\} \quad (19)$$

とする。ここで、 n は標本数である。それぞれ対応する差分の絶対値を

$$|d_i| = |x_i - y_i| \quad (20)$$

とする。与えられた差分の絶対値に対して、小さい順に順位を割り当てる。そして、 $d_i < 0$ であるものの、 $d_i > 0$ であるものの順位の値をそれぞれ合計し、小さい方の値を J とする。この時、以下の統計量 Z は標準正規分布 $N(0, 1)$ に従う。

$$Z = \frac{J - \frac{n(n+1)}{4}}{\sqrt{\frac{n(n+1)(2n+1)}{24}}} \quad (21)$$

Wilcoxon 符号付順位和検定の帰無仮説 (H_0) は2群の間の代表値に差がないこと、である。

6.1.3 Wilcoxon 符号付順位和検定による分析結果

分析は2010年から2016年の3,6,9,12月の決算期を持つ会社を対象に、 $LVC_i(t)$ および $RVC_i(t)$ を用いて 3×3 の9分位ポートフォリオを構築し、各分位中で会社 i の翌期財務指標 $Y_i(t+12)$ と、その参照ポートフォリオの翌期財務指標中央値 $\hat{Y}_i(t+12)$ と当期財務指標中央値 $\hat{Y}_i(t)$ から期待される会社 i の期待財務 $E[Y_i(t+12)] = Y_i(t) + [\hat{Y}_i(t+12) - \hat{Y}_i(t)]$ を比較し、ノンパラメトリック検定

である Wilcoxon 符号付順位和検定を用いて期待財務対比で有意に差があるか、の検定を行った。^{*12} 表 10 に評価指標別での結果を示す。表中の値は各分位内での $Y_i(t+12) - E[Y_i(t+12)]$ の中央値である。

指標名	企業数	スコア変化		悪い	前年スコア水準		良い
				LV01	LV02		LV03
ROE	1,140	悪化	RV01	0.098%	0.424%	.	0.132%
			RV02	0.847% *	0.664% **		0.378%
		改善	RV03	0.333%	0.303%		0.201%
売上高純利益率	1,140	悪化	RV01	0.243%	0.198%		0.239%
			RV02	0.163%	0.455% **		0.073%
		改善	RV03	0.052%	0.352% *		0.002%
総資産回転率	1,140	悪化	RV01	-0.769%	-0.552%		-0.166%
			RV02	-0.740%	-0.545%		-0.154%
		改善	RV03	-0.658%	0.615%		-0.304%
財務レバレッジ	1,140	悪化	RV01	-0.016	-0.022		0.013 *
			RV02	-0.012	-0.011		0.009 *
		改善	RV03	-0.004	0.002		-0.006
ROA	1,140	悪化	RV01	0.110%	0.335%	.	0.090%
			RV02	0.091%	0.293%	*	0.248%
		改善	RV03	0.161%	0.253%	.	-0.021%
売上変化率	1,140	悪化	RV01	-1.571% **	-0.790%		-0.511%
			RV02	-1.743% *	-0.504%		0.402%
		改善	RV03	-0.944%	1.487% *		0.071%
負債比率	1,140	悪化	RV01	-1.285%	-1.815%		3.475% ***
			RV02	1.556%	-1.731%		1.391% **
		改善	RV03	-0.218%	2.274%	.	-1.024%

表 10 組織文化スコア 3 × 3 ポートフォリオによる類似企業対比翌期業績の中央値

表 10 を見ると、前年スコアが良い領域において負債比率が正に有意となっている。山田 [35] においても同様の結果が確認されているものの、より細かくは負債比率は良いスコア水準から悪化した会社群について大きくなる傾向がある。このような組織文化の急な悪化が将来の財務的なリスクに影響を与えている可能性がある。また、前年スコアが悪くさらに悪化した領域について、売上変化率が大きく負に有意となっている。そのため、組織文化が悪いということは、将来の企業の成長を阻害する要因となり得ることを示唆している。

6.2 組織文化スコアと株式パフォーマンス

組織文化スコア年次変化率と株式パフォーマンスの関係について分析する。具体的には組織文化スコアの年次変化率が過去に高かった企業群もしくは低かった企業群の株価リターンが、想定される株価変動要因からは説明できないかどうか、つまり株式市場に関するアノマリー (anomaly) となり得る

^{*12} 有意性記号：p 値 0 *** 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1

か、という検証を行う。

株式市場に関するアノマリーとは、現代ポートフォリオ理論では説明の難しい市場の変動性のことを指す。現代ポートフォリオ理論の基礎となるのは、個別株の株価リターンがマーケットリスクプレミアムに比例する、とした資本資産評価モデル CAPM(Capital Asset Pricing Model) である。CAPM は以下の式で表される。

$$R_i - R_f = \beta_i [R_m - R_f] \quad (22)$$

R_i は株式 i のリターン、 R_f は無リスク資産のリターン、 R_m は市場リターン^{*13}である。CAPM では、個別株式 i の無リスク資産超過リターンは無リスク資産超過市場リターン (マーケットリスクプレミアム) に比例し、その比例係数が β_i であるとしている。しかし一般に R_i, R_f, R_m に実際のデータを用いて最小二乗法によって推定すると、切片項 α_i が統計的に有意に 0 とならない。切片項 α_i が統計的に有意に 0 とならないということは、個別株式の変動要因が市場変動要因で説明しきれない、ということを示しており、これをアノマリーと呼ぶ。アノマリーとされていたものが実証分析を経て市場変動の要因の一つとして確認されることで、リスクファクターとして認知されるようになる。

このようなアノマリーを説明するために、実証的に様々な研究がされている。主要なものとしては、Fama-French による 3 Factor Model[14] や 5 Factor Model[15]、Carhart による 4 Factor Model[7] などが挙げられる。また、より多数の変動要因を組み入れたマルチファクターモデルもある [8][16]。

分析は二種類の方法を用いて行った。一つはマルチファクターベースの Fama-MacBeth クロスセクション回帰 [16][43][40] を用いた方法、二つ目は Fama-French のファクターモデル [14][15][34] を用いた方法である。後続の章にて本研究で用いる分析手法を整理する。

6.2.1 Fama-MacBeth クロスセクション回帰

Fama-MacBeth クロスセクション回帰 [16][43][40] は、2 段階の回帰分析を行うことで、変動要因の代理変数 (ファクター) が個別株式の変動を説明する要因として、安定的に存在しているかどうかを測定する手法である。まず、測定したいアノマリーを表すファクターを個別株式ごとおよび月次で用意する。その上で、東証一部などの市場全体を考え、ある月次時点 t および銘柄 i について、以下のようなクロスセクション型の回帰モデルを考える。

$$R_{i,t} = \gamma_t^0 + \gamma_t^1 F_{i,t-1} + \sum_{j=2}^J \gamma_t^j f_{i,t-1}^j + \epsilon_{i,t} \quad (23)$$

ここで、 $R_{i,t}$ は時点 t 銘柄 i のリターン、 $F_{i,t-1}$ は $t-1$ 時点での銘柄 i の測定したいファクター、 $f_{i,t-1}^j$ は $t-1$ 時点での銘柄 i の j 番目の既知のファクターである。つまり、 $t-1$ 時点でのファクターが翌月 t のリターンを説明できるかどうかを測定する。この時各ファクター値は同一時点内において平均 0 分散 1 となるように標準化を行う。この回帰分析を、存在する時系列データポイント分 ($0 \leq t \leq T$) 行うことで、アノマリーファクターの回帰係数 γ_t^1 を得ることができる。

次に回帰係数 γ_t^1 ($0 \leq t \leq T$) を集計し、その平均値が統計的に有意に 0 から離れているか、また累積和が安定的に積み上がっているか、を検定する。この時、正 (負) 方向に統計的に有意に平均値が

^{*13} 国内においては東証株価指数 (TOPIX) が用いられることが多い。

離れていれば、このアノマリーファクターが増加すると翌月のリターンに正 (負) 方向に寄与することを表す。

Fama-MacBeth クロスセクション回帰モデルでは、多数のファクターをクロスセクション回帰に含めることができる一方で、各ファクター間に相関関係が存在する場合、多重共線性が生じる可能性がある。そのため、各ファクターを増減させながら分析を行うことが重要となる。

6.2.2 時価総額加重と等金額加重

複数の株式を一定期間保有する場合の保有の方法には、何単位の株式を保有するか、によって様々な保有方法がある。代表的な保有方法である「時価総額加重」と「等金額加重」について述べる。

今、ある S 個の銘柄群 $s = 1, 2, \dots, S$ を一定期間保有することを考える。それぞれの時点 t での価格を $p_{s,t}$ とすると、次時点 $t+1$ での個別株式の変化率 (リターン) $r_{s,t+1}$ は

$$r_{s,t+1} = \frac{p_{s,t+1}}{p_{s,t}} - 1 \quad (24)$$

と表される。

この時、時点 t にて時価総額加重にて保有するポートフォリオとは、各銘柄の時点 t での時価総額を $m_{s,t}$ と置くと、そのポートフォリオ価値 V_t は

$$V_t = \sum_s \frac{m_{s,t}}{\sum_s m_{s,t}} p_{s,t} \quad (25)$$

となり、ポートフォリオの時点 $t+1$ でのリターン R_{t+1} は

$$R_{t+1} = \sum_s \frac{m_{s,t}}{\sum_s m_{s,t}} r_{s,t+1} \quad (26)$$

となる。時価総額加重では、株式の時価総額に比例した保有比率となるため、保有時点 t において、大型の株式に対して高い加重がかかり、小型の株式に対して小さい加重がかかる保有方法である。また、 V_{t+1} を見ると、 V_t と同じ形式となっており、加重が株価の変動によって自動で調整されるため、どの時点を見てもその時点での時価総額の比率での加重となっている。そのため、一般にリバランスと呼ばれる保有比率の変更を行う必要がなく、新規に株式を購入および売却するといったコストが発生しない。

これに対して、時点 t にて等金額加重にて保有するポートフォリオとは、各銘柄を等金額 v_t で保有する。そのため、ポートフォリオ価値 V_t は

$$V_t = \sum_s \frac{v_t}{S v_t} p_{s,t} \quad (27)$$

となり、ポートフォリオの時点 $t+1$ でのリターン R_{t+1} は

$$R_{t+1} = \sum_s \frac{v_t}{S v_t} r_{s,t+1} \quad (28)$$

となる。等金額加重とは大型株式でも小型株式でも均等に保有する保有方法である。

6.2.3 Fama-French ファクターモデル

Fama-French ファクターモデル [14][15] は、あるポートフォリオのリターンの時系列変動を市場変動だけではなく、企業規模と時価簿価比率などにより説明するモデルである。市場変動 (MKT) に加えて企業規模 (SMB) と時価簿価比率 (HML) を組み入れたものを Fama-French の 3 ファクターモデル、さらに収益性 (RMW) と投資 (CMA) に関するファクターを組み入れたものを Fama-French の 5 ファクターモデルと呼ぶ。Fama-French ファクターモデルは、金融の実証分析において現在最も一般的に用いられるモデルである。

Fama-French の 3 ファクターモデルは以下の式で表される。

$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_i^{MKT}(R_{M,t} - R_{f,t}) + \beta_i^{SMB}SMB_t + \beta_i^{HML}HML_t + \epsilon_{i,t} \quad (29)$$

ここで、 $R_{i,t}$ はポートフォリオ i の時点 t でのリターン、 $R_{f,t}$ は時点 t でのリスクフリーレート、 $R_{M,t}$ は時点 t での市場ポートフォリオのリターン、 SMB_t および HML_t は、時点 t での企業規模に関わるサイズリスクファクターおよび時価簿価比率に関わるバリュースコアリスクファクターである。Fama-French の 3 ファクターモデルでは、ポートフォリオ i の時系列リターン系列に対して、時系列方向での回帰分析を行う。この時、切片項 α_i が統計的に有意に正となれば、ポートフォリオ i は考慮されているファクターで説明できない変動要因を含んでいることが確認される。

一般的には、測定したいアノマリーを表す代理変数ファクターを用いて、ある時点での銘柄群を分位ポートフォリオと呼ばれる分割ポートフォリオに分けた上で、上位ポートフォリオと下位ポートフォリオの α_i を見る。上位ポートフォリオの α_i が統計的に有意に正であり、また下位ポートフォリオの α_i が統計的に有意に負であれば、アノマリーファクターが増加すると上位ポートフォリオは正の変動要因をもたらすことが示される。

6.2.4 Fama-MacBeth クロスセクション回帰による分析結果

Fama-MacBeth 回帰 [16] を用いて組織文化スコア年次変化率が翌月の株価リターンに効いているかを見る。具体的には各企業の翌月のリターンを被説明変数、説明変数を組織文化スコア年次変化率 (RVC) に加え、コントロール変数として時価総額規模 (SIZ)、株価純資産倍率 (PBR)、3,6,12 ヶ月モーメンタム ($MOM3$ 、 $MOM6$ 、 $MOM12$)、12 ヶ月ボラティリティ ($VOL12$) としたクロスセクション回帰を毎月行い、各月の推定された係数値の累積和及び時系列平均を評価する。財務データについては各月にて認識できる最新の決算値を用いる。また、各説明変数は同一月内で平均 0 分散 1 となるように標準化を行う。

図 11 にクロスセクション回帰にて推定された各月の係数値の累積和の推移を示す。これを見ると、 RVC にて表される組織文化スコア年次変化率ファクターの係数値は安定的に正方向に積みあがっている。表 11 にコントロール変数を変えた場合の Fama-MacBeth 回帰分析の結果を示す。モデル (5) が図 11 のものである。係数値の有意性としては SIZ で表される時価総額規模が有意であると同時に、 RVC も有意性が高い。つまり、 RVC はこれらのコントロール変数とは異なる情報を有していることが確認される。

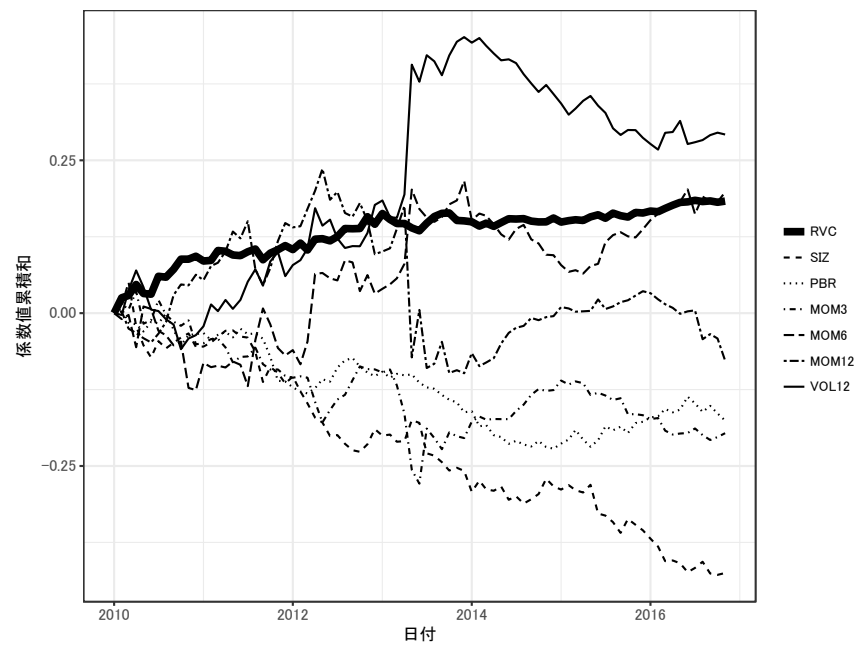


図 11 各月の係数値の累積和の推移

	モデル				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
定数項	0.014 *	0.014 *	0.014 *	0.014 *	0.014 *
t 値	2.351	2.349	2.360	2.368	2.369
RVC	0.002 .	0.002 *	0.002 .	0.001	0.002 **
t 値	1.717	2.052	1.860	1.556	2.656
SIZ	-0.006 **	-0.006 *	-0.006 **	-0.006 **	-0.005 **
t 値	-2.716	-2.624	-2.758	-2.938	-2.644
PBR	-0.002 .	-0.003 .	-0.001	-0.002 .	-0.002
t 値	-1.671	-1.957	-1.065	-1.729	-1.645
MOM3		0.000	-0.002	-0.002	-0.002
t 値		0.015	-0.508	-0.618	-0.962
MOM6			0.002	0.003	0.002
t 値			0.499	0.658	0.716
MOM12				-0.000	-0.001
t 値				-0.041	-0.254
VOL12					0.004
t 値					1.008

表 11 Fama-Macbeth 回帰分析の結果

6.2.5 変化率分位ポートフォリオと Fama-French ファクターモデルによる評価

次に組織文化スコア年次変化率 $RVC_i(t)$ による 5 分位ポートフォリオを考えインデックスを構成する。ポートフォリオ構築は毎年 8 月末時点の $RVC_i(t)$ を用いて行い、そこから 1 年間等金額加重にて保有する。これを 2010 年 8 月から 2017 年 11 月末まで繰り返し月次で運用する。図 13 に 5 分位ポートフォリオのインデックスと、 $RVC_i(t)$ が高いポートフォリオ (RV05) から低いポートフォリオ (RV01) を引いた差分を示す。RV05 と RV01 の差分は時間を経るごとに広がっていく。同時に、各分位ポートフォリオについて、Fama-French 3 ファクターモデル及び 5 ファクターモデルによる分析を行った結果を表 13 及び表 14 に示す。^{*14}これを見ると、RV05 と RV01 のロングショートポートフォリオでは α が有意となり正の超過リターンが観測される。また、RV01 で表される組織文化スコア年次変化率の悪いポートフォリオは、大きな負の超過リターンが観測される。

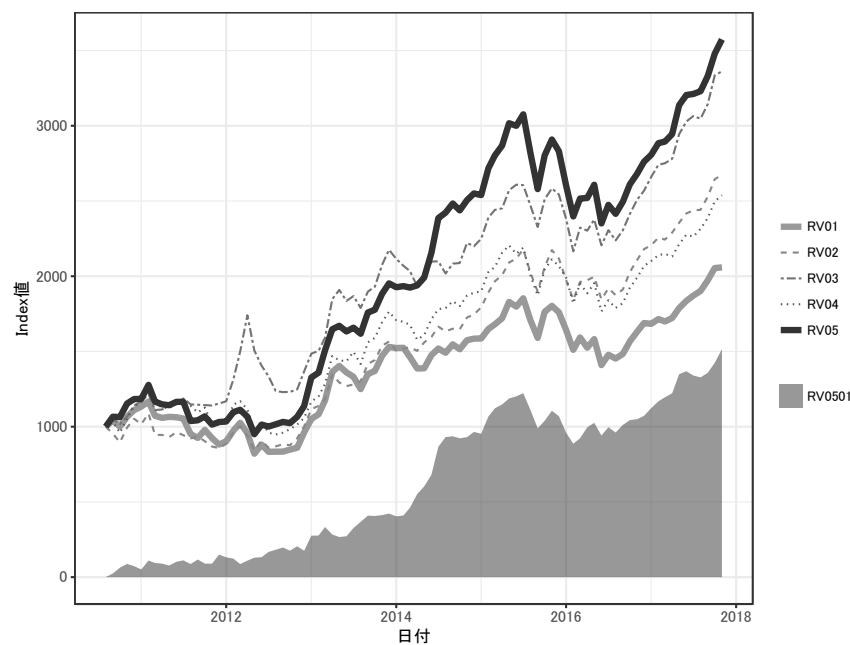


図 12 組織文化スコア年次変化率による 5 分位ポートフォリオ

^{*14} MKT ファクターについては TOPIX リターンを用いた。その他のファクターについては Ken.French の Web サイト http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html より取得した。

入替月	RV01	RV02	RV03	RV04	RV05
2010/08	11	10	11	10	11
2011/08	15	14	14	14	14
2012/08	22	22	21	22	22
2013/08	35	34	35	34	35
2014/08	55	54	53	53	54
2015/08	72	71	71	71	72
2016/08	108	106	107	107	106
2017/08	145	144	145	144	145

表 12 各分位ポートフォリオ銘柄数

	RV01	RV02	RV03	RV04	RV05	RV05-RV01
α (年率 %)	-5.146 *	-0.491	2.474	-3.018	3.715	9.299 **
t 値	-2.035	-0.172	0.527	-1.221	1.296	2.660
MKT	1.083 ***	0.956 ***	0.897 ***	1.051 ***	0.996 ***	-0.087
t 値	23.750	19.000	10.981	23.827	20.074	-1.469
SMB	0.269 *	0.359 **	0.497 **	0.458 ***	0.216 .	-0.052
t 値	2.569	3.106	2.649	4.524	1.902	-0.385
HML	-0.212 *	-0.018	-0.222	-0.134	-0.318 **	-0.106
t 値	-2.233	-0.175	-1.305	-1.456	-3.078	-0.862
adjR2	0.873	0.815	0.579	0.871	0.830	0.007

表 13 Fama-French 3 ファクターモデルによる分析結果

	RV01	RV02	RV03	RV04	RV05	RV05-RV01
α (年率 %)	-7.429 **	-1.136	-0.808	-5.454 *	1.755	9.854 *
t 値	-2.872	-0.373	-0.169	-2.179	0.588	2.625
MKT	1.111 ***	0.968 ***	0.949 ***	1.085 ***	1.023 ***	-0.088
t 値	24.208	18.445	11.559	24.679	20.155	-1.436
SMB	0.302 **	0.375 **	0.571 **	0.516 ***	0.256 *	-0.046
t 値	2.923	3.172	3.084	5.202	2.242	-0.331
HML	-0.104	-0.003	0.017	-0.028	-0.199	-0.095
t 値	-0.944	-0.025	0.085	-0.262	-1.636	-0.644
RMW	0.517 *	0.167	0.870 *	0.540 **	0.457 *	-0.061
t 値	2.505	0.709	2.356	2.731	2.000	-0.220
CMA	0.295 .	-0.058	-0.097	0.178	0.076	-0.219
t 値	1.855	-0.317	-0.342	1.165	0.435	-1.024
adjR2	0.880	0.813	0.604	0.881	0.834	-0.005

表 14 Fama-French 5 ファクターモデルによる分析結果

7 働きがい・働きやすさと企業業績の関係

従業員クチコミから生成した働きがい・働きやすさの修正スコア変化と企業財務との関係及び株式パフォーマンスとの関連性を分析する。分析は2011年3月末から2019年3月末の期間のうち、各月末に東証一部二部に上場する企業群のうち金融法人^{*15}を排除した企業群で、各月末に10件以上の投稿者数が存在する企業のみを抽出して用いた。企業財務データ及び株価・時価総額データは東洋経済新報社の「有価証券報告書データ」及び「月次修正株価・時価総額データ」を用いた。

7.1 働きがい・働きやすさ修正スコア変化

本分析では働きがいと働きやすさのスコアの時系列変化に着目する。ある二時点間のある企業のスコア変化を考えた場合、その間の投稿者数は企業毎に異なる。そのため、ある月末時点 T でのある企業 i の修正スコア変化 DVC_T^i を、 T 月末のスコア値 VC_T^i 及び $T-12$ 月末のスコア値 VC_{T-12}^i 及びその間の投稿者数増分 $\Delta N_{T-12 \rightarrow T}^i$ を用いて

$$DVC_T^i \equiv \sqrt{1 + \Delta N_{T-12 \rightarrow T}^i} (VC_T^i - VC_{T-12}^i) \quad (30)$$

と定義し、企業毎の投稿者数増分の違いを補正する。以後、企業 i の働きがいスコアの時点 t におけるスコア値と修正スコア変化を $VC_t^i(M)$ 、 $DVC_t^i(M)$ 、同じく働きやすさスコアについても $VC_t^i(W)$ 、 $DVC_t^i(W)$ と示す。

7.2 企業財務との関係

働きがいスコア及び働きやすさスコアの変化が企業財務にどのような影響を与えるか、また逆に企業財務は働きがいや働きやすさにどのような影響を与えるのか、を分析する。Barber[1] 及び西家他[37] などで指摘されている通り、企業財務は様々な要因により直接的な比較ができない。そのため、Barber[1] を参考にしたパフォーマンスマッチングによる時点毎企業毎の参照ポートフォリオ対比での超過財務を用いることとした。詳細は section 6.1.1 を参照されたい。

企業 i 決算時点 T の超過財務 ΔY_T^i を、当期財務 Y_T^i とその参照ポートフォリオの財務指標中央値 \hat{Y}_T^i と前決算期財務指標中央値 \hat{Y}_{T-12}^i から期待される期待財務 $E[Y_T^i] = Y_{T-12}^i + [\hat{Y}_T^i - \hat{Y}_{T-12}^i]$ の差分として、

$$\Delta Y_T^i \equiv Y_T^i - E[Y_T^i] \quad (31)$$

と定義する。各社の超過財務データは各月末時点 t にて認識できる直近の決算の超過財務を用い、2011年から2019年までの3月のデータを抽出した年次データとした。これに各社の決算年月末の働きがい・働きやすさ修正スコア変化 $DVC_T^i(M)$ 、 $DVC_T^i(W)$ を結合し、企業 \times 年次のパネルデータ

^{*15} 銀行業, 保険業, 証券業, その他金融業

とした。認識時点 t の修正スコア変化を結合した場合、修正スコア変化の認識遅れが発生するため、決算年月末の修正スコア変化を結合した。

7.2.1 VAR(Vector Auto Regression)

本分析では、パネルデータを用いた多変量時系列モデルを扱う。そのため、基本となる多変量時系列モデルである VAR(Vector Auto Regression) モデルについて説明する。[33][26] VAR モデルはベクトル自己回帰モデルとも呼ばれ、AR モデルを多変量ベクトルに一般化したものである。一般に VAR(p) モデルは多変量ベクトル \vec{y}_t を定数と自身の p 期の過去の値に回帰したモデルである。

$$\vec{y}_t = \vec{\mu} + \sum_{l=1}^p A_l \vec{y}_{t-l} + \vec{\epsilon}_t \quad (32)$$

ここで $\vec{\mu}$ は $n \times 1$ の定数ベクトルであり、 A_l は $n \times n$ の係数行列である。VAR モデルはすべての回帰式が同一の説明変数を持つ見かけ上無関係な回帰 (SUR) モデル (seemingly unrelated regression model) となり、各方程式を個別に最小二乗法で推定した係数推定量が、最良線形不偏推定量になる。また、かく乱項 $\vec{\epsilon}$ が多変量正規分布に従うと仮定した場合、係数推定量は最尤推定量と一致することが確認でき、VAR モデルの推定は各方程式を個別に最小二乗法で推定するだけで良いので、非常に容易に扱うことができる。

7.2.2 PVAR(Panel Vector Auto Regression)

VAR モデルをパネルデータに拡張したものが Panel Vector Auto Regression(PVAR) である。本分析ではパネルデータを用いた企業業績との関係分析のために、企業 i 時点 t とした式 (33) で表される Panel Vector Auto Regression(PVAR) を用いた。

$$\vec{x}_{i,t} = \vec{\mu}_i + \sum_{l=1}^p A_l \vec{x}_{i,t-l} + \vec{\epsilon}_{i,t} \quad (33)$$

ここで $\vec{x}_{i,t}$ は企業 i 、時点 t の m 個の内生変数を要素に持つベクトルである。本研究では $m = 3$ とし、内生変数は財務指標の種類を変えた超過財務、及び働きがい・働きやすさ修正スコア変化とした。またラグは $p = 3$ (年) で固定した。PVAR は多変量時系列モデルである VAR をパネルデータに拡張したモデルであり、近年主に計量経済学の分野で研究が進んでいる。(Canova[6]、Sigmund[28]) PVAR は通常の VAR と異なり、最小二乗法による推定ではパネルデータ固有のバイアスが排除できないため、GMM(一般化積率法) による二段階推定を行う。

7.2.3 PVAR による分析結果

表 22 に PVAR の推定結果を示す。^{*16} ^{*17}

^{*16} 推定係数値と有意性記号 (***, **, * はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10% を示す)、括弧内は標準誤差である。

^{*17} ROE は当期利益/(前期・当期自己資本平均値)、売上高営業利益率は営業利益/売上高、配当性向は配当/当期利益、サステイナブル成長率は ROE×(1-配当性向) とした。

表 22 を見ると、まず過去の ROE が将来の働きがいに対してプラスに寄与している。またサステイナブル成長率も同様に将来の働きがいプラスに寄与している。サステイナブル成長率は企業の利益がどの程度内部投資に回るかを表しており、仮説として内部投資が増加することで新規事業などへの投資も増加し、従業員のモチベーション等を含む働きがい向上することが考えられる。

働きがいを基点とした場合、過去の働きがい修正スコア変化は将来の売上高変化率に対してプラスに寄与している。同時に、将来の売上原価変化率に対してもプラスに寄与している。つまり働きがいの上昇は企業規模の成長の要因となっていると考えられる。

次に働きやすさの変化に焦点を当てた場合、過去の働きやすさ修正スコア変化は将来の売上高営業利益率に対してプラスに寄与する。これは山田他 [35] との結果とも整合的である。また、過去の働きやすさが将来の配当性向に対してプラスに寄与している点も興味深い。働きやすさの向上は企業の成熟を促しており、そのため配当性向の上昇に繋がっているものと推察される。

表 22 によると、従業員の働きがいは企業の売上高をはじめとした将来の成長性に、従業員の働きやすさは営業利益率等の将来の収益性に寄与すると考えられる。また、サステイナブル成長率で表した企業の内部投資は従業員の働きがいを向上させることが示唆される。^{*18}

働きがいや働きやすさの変化が企業財務に影響を与えるのは 2~3 年程度の遅れがある。逆にサステイナブル成長率が働きがいに影響を与える時間差は 1~2 年程度である。これは働きがいや働きやすさは従業員一人一人から生じるボトムアップな効果であり、サステイナブル成長率で表される内部投資の増加は企業の経営層から落とし込まれるトップダウンな効果であるためと考えられる。

7.3 株式パフォーマンスとの関連性

働きがい・働きやすさが企業財務に与えた影響が決算として顕在化するまでにおよそ 2~3 年程度の遅れが観測される。過去の働きがいの向上は将来の企業の成長性に、また過去の働きやすさの向上は将来の企業の収益性に寄与している。そのため、働きがい・働きやすさが向上してから実際の決算に影響を与えるまでの間、株式市場においてはそのような企業に対してミス・プライシングが生じている可能性がある。その検証のため、毎年 3 月末の前年同月時点での修正スコア変化を用いて、働きがい・働きやすさについて改善・安定・悪化の $3 \times 3 = 9$ 分位ポートフォリオを構築し 1 年間保有する。^{*19} 分位ポートフォリオ内の銘柄を毎年入れ替えながら 2011 年 3 月から 2019 年 3 月まで運用する。当年の修正スコア変化ではなく前年同月の修正スコア変化を用いる理由は、当年の修正スコア変化は企業財務の影響を一定程度受けてしまうことが示唆されるためである。構築した分位ポートフォリオのうち、改善 × 改善のポートフォリオ及び悪化 × 悪化のポートフォリオに注目する。表 15 にポートフォリオ内の加重を時価総額加重・等金額加重とした場合の、それぞれの Fama-French 5 Factor Model による分析の結果を示す。^{*20} 表 15 を見ると、加重方式を変えたとしても改善 × 改善の

^{*18} 本研究では企業財務の内生性を排除するため、参照ポートフォリオ対比での超過財務を考えさらに自己回帰項を含めたが、それであっても完全に内生性を排除できていないことに注意が必要である。

^{*19} 例えば 2011 年 3 月時点の分位ポートフォリオは 2009 年 3 月から 2010 年 3 月の修正スコア変化を用いて構築される。

^{*20} MKT ファクターについては TOPIX リターンを用いた。その他のファクターについては Ken.French の Web サイト http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html より取得した。

ポートフォリオには統計的に有意な正の超過リターンが観測される。逆に悪化 × 悪化のポートフォリオには超過リターンは観測されない。このことは、少なくとも Fama-French 5 Factor Model の考慮するファクター群では捕えられないファクターの存在を示唆しており、働きがい・働きやすさが改善 × 改善となる企業群について、株式市場でのミス・プライシングが生じていることを示唆している。図 13 及び表 16 に TOPIX 及び改善 × 改善ポートフォリオのインデックス時系列と、銘柄入替時点での当該ポートフォリオ及び全分位の銘柄数を示す。

次に働きがい・働きやすさそれぞれでの改善・悪化でのポートフォリオのパフォーマンスを見る。前年同月修正スコア変化の認識時点を当月から 12 ヶ月前までずらしながら、働きがいのみ及び働きやすさのみ、及び組み合わせた場合の分位ポートフォリオを構築し、Fama-French 5 Factor Model を用いて α の統計的有意性を見る。表 17 にラグ月数を変えたそれぞれの年率 % 換算での α を示す。^{*21}表 17 を見ると、改善 × 改善のポートフォリオは過去 9 ヶ月から 12 ヶ月の遅れを持って統計的に有意な α をもたらすことが示唆される。働きがいに注目した場合、改善ポートフォリオは 0 ヶ月から 4 ヶ月程度の遅れとなり、修正スコア変化の改善の認識から比較的早い段階で株価へと影響を与えることが分かる。この結果は、Green[18] や Symitsi[29] にて報告されている結果と整合的である。一方働きやすさに注目した場合、悪化ポートフォリオ、改善ポートフォリオ共に統計的に有意な α は観測されない。これは Work Life Balance が株価に影響を与えないとした Green[18] と整合的な結果である。

変数	時価総額加重			等金額加重		
	悪化悪化	改善改善		悪化悪化	改善改善	
α (年率 %)	0.312	8.481	***	1.707	5.724	***
t 値	(0.112)	(3.088)		(0.733)	(2.957)	
MKT	0.998	***	0.915	***	1.041	***
t 値	(18.629)		(17.918)		(23.321)	(24.361)
SMB	-0.209	*	-0.028	0.277	***	0.212
t 値	-(1.814)		-(0.259)	(2.894)		(2.716)
HML	-0.064		-0.272	0.036		-0.065
t 値	-(0.498)		-(2.214)	(0.336)		-(0.738)
RMW	0.203		-0.066	0.445	**	0.119
t 値	(0.896)		-(0.304)	(2.355)		(0.772)
CMA	0.132		0.107	0.303	**	-0.017
t 値	(0.729)		(0.618)	(2.004)		-(0.141)
adjR2	0.837	0.824		0.873	0.890	

表 15 Fama-French 5 Factor Model による推定結果

改善 × 改善ポートフォリオと働きがい改善、働きやすさ改善のそれぞれ単独のポートフォリオを比較する。働きがい改善ポートフォリオでは 0 ヶ月から 4 ヶ月程度の遅れで統計的に有意な α が観測さ

^{*21} ラグ月数 = 12 のものが表 15 の時価総額加重に対応する。

入替月末	当分位銘柄数	全銘柄数
2011/03	9	49
2012/03	10	97
2013/03	13	168
2014/03	23	226
2015/03	41	345
2016/03	61	480
2017/03	84	667
2018/03	96	861

表 16 分位ポートフォリオ銘柄数

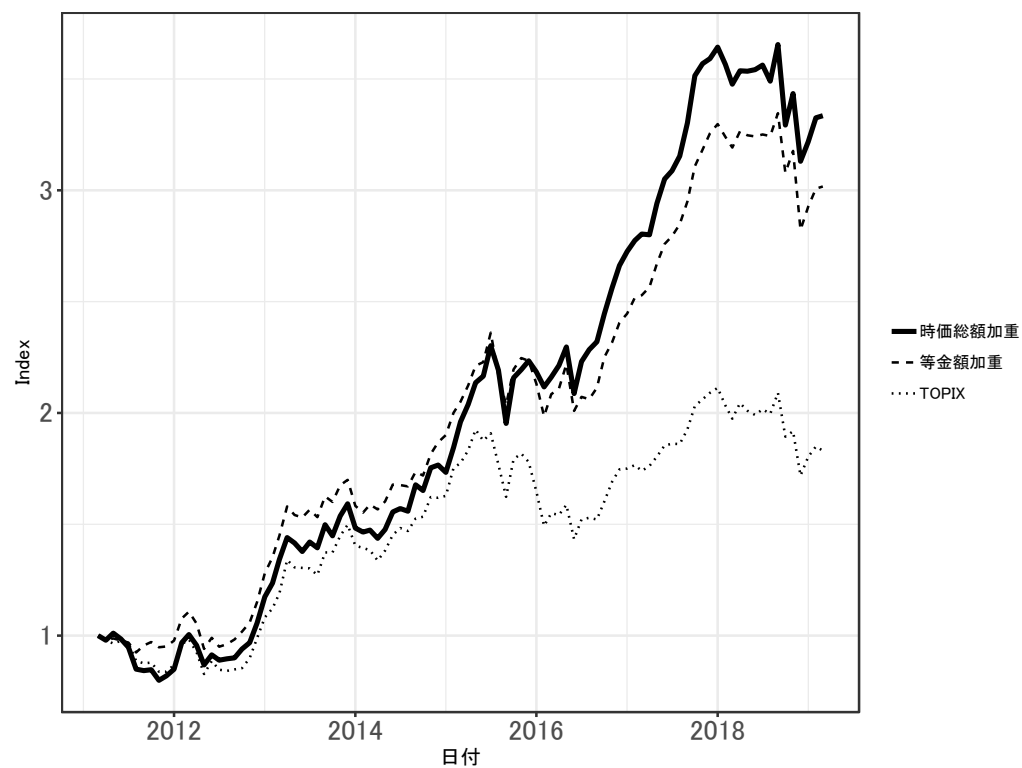


図 13 前年働きがい・働きやすさ修正スコア変化が共に改善したポートフォリオ

れるのに対して、改善 × 改善ポートフォリオでは同時期の α の統計的な有意性は高くない。また逆に、改善 × 改善ポートフォリオでは 9 ヶ月から 12 ヶ月程度の遅れで統計的に有意な α が観測されるのに対して、働きがい改善ポートフォリオでは同時期の α の統計的な有意性は高くない。

この要因を分析するために、働きがい改善および悪化ポートフォリオの月次リターンを用いて計算した *MMU*(Motivative Minus Unmotivative) ファクターと、働きやすさ改善および悪化ポートフォリオの月次リターンを用いて計算した *EMD*(Easy Minus Difficult) ファクターを Fama-French 5

働きがい	悪化	改善		悪化	改善		
働きやすさ	悪化	改善				悪化	改善
ラグ月数	α (年率 %)	α (年率 %)		α (年率 %)	α (年率 %)	α (年率 %)	α (年率 %)
0	-1.660	-0.016		1.002	3.376 **	-1.194	2.632
1	-1.176	7.521 **		-0.898	5.399 ***	0.801	2.310
2	0.314	2.394		0.228	4.525 ***	-0.345	0.467
3	1.435	2.924		0.425	4.399 ***	0.374	0.770
4	-1.417	4.669 *		-0.718	4.132 **	-1.100	1.165
5	1.660	2.173		-1.310	2.508	-0.291	1.576
6	0.623	1.620		1.292	1.713	0.627	1.114
7	-0.970	3.381		0.838	1.554	0.237	1.678
8	-0.827	2.124		-1.870	4.034 **	-0.993	1.000
9	0.268	7.390 **		-1.149	4.251 **	0.346	1.504
10	-2.571	7.463 **		-0.993	2.950	-0.710	1.658
11	-4.186 *	9.806 ***		-2.536	4.758 **	-0.322	2.512
12	0.312	8.481 ***		0.523	2.876	0.734	2.118

表 17 FF5 Factor Model による働きがい・働きやすさ修正スコア変化の分位ポートフォリオの α (時価総額加重)

Factor Model に加えた回帰モデルを構築する。*MMU* ファクターは働きがい改善時価総額加重ポートフォリオの月次リターンから悪化ポートフォリオの月次リターンを引いたものであり、*EMD* ファクターは働きやすさ改善時価総額加重ポートフォリオの月次リターンから悪化ポートフォリオの月次リターンを引いたものとしてそれぞれ定義した。

表 18 にラグ月数を変えた場合に被説明変数を改善 \times 改善ポートフォリオの月次リターンとした場合の FF5 + *MMU*、*EMD* Factor Model の分析結果を示す。表 18 を見ると、表 17 で 0 ヶ月から 4 ヶ月程度の遅れで観測されていた改善 \times 改善ポートフォリオの α は消失する。つまり表 17 で観測されていた α は、*MMU* ファクター及び *EMD* ファクターで表される単独の働きがい改善及び働きやすさ改善という要因で説明できるということである。一方で、表 18 では表 17 で 10 ヶ月から 12 ヶ月程度の遅れで観測されていた改善 \times 改善ポートフォリオの α は消失しない。つまり表 17 の 10 ヶ月から 12 ヶ月程度の遅れで観測されていた α には、働きがい改善及び働きやすさ改善単独では説明できない要因が含まれることを示している。そのため、働きがいと働きやすさが両方同時に改善することで一定の遅れをもってそのポートフォリオに統計的に有意な正の超過リターンをもたらすことが示唆される。

表 18 FF5 + MMU,EMD Factor によるラグ月数別の改善改善ポートフォリオの分析 (時価総額加重)

ラグ月数	α (年率 %)	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MMU	EMD	adjR2
0	-1.798 (-0.835)	0.964 *** (21.908)	0.105 (1.187)	-0.213 ** (-2.145)	0.033 (0.192)	0.332 ** (2.352)	0.419 *** (5.135)	0.216 ** (2.006)	0.887
1	3.046 (1.345)	0.954 *** (21.405)	-0.144 (-1.575)	-0.129 (-1.21)	0.102 (0.55)	0.086 (0.575)	0.521 *** (6.137)	0.708 *** (6.781)	0.913
2	0.566 (0.234)	0.998 *** (20.327)	-0.117 (-1.159)	0.198 * (1.703)	0.647 *** (3.255)	0.033 (0.199)	0.372 *** (3.576)	0.292 ** (2.377)	0.878
3	0.558 (0.343)	0.957 *** (30.381)	-0.219 *** (-3.268)	0.005 (0.068)	0.357 *** (2.651)	0.061 (0.572)	0.559 *** (7.313)	0.397 *** (5.155)	0.937
4	0.999 (0.575)	0.991 *** (29.957)	-0.188 *** (-2.64)	-0.139 * (-1.668)	0.216 (1.531)	0.003 (0.03)	0.603 *** (8.485)	0.308 *** (4.298)	0.938
5	0.007 (0.004)	1.026 *** (29.153)	0.080 (1.034)	-0.042 (-0.477)	0.224 (1.482)	0.034 (0.28)	0.384 *** (4.887)	0.370 *** (4.595)	0.924
6	1.112 (0.583)	1.048 *** (27.917)	-0.294 *** (-3.727)	-0.200 ** (-2.182)	0.225 (1.451)	0.127 (1.004)	0.736 *** (9.547)	0.407 *** (5.085)	0.932
7	2.498 (1.222)	1.045 *** (26.123)	-0.362 *** (-4.277)	-0.136 (-1.392)	0.258 (1.554)	0.153 (1.157)	0.734 *** (8.196)	0.239 *** (2.697)	0.919
8	-1.443 (-0.566)	1.069 *** (21.749)	-0.179 * (-1.704)	-0.109 (-0.846)	0.500 ** (2.42)	0.465 *** (2.798)	0.474 *** (4.729)	0.392 *** (3.478)	0.875
9	3.335 (1.241)	1.013 *** (19.893)	-0.170 (-1.554)	-0.034 (-0.273)	0.341 (1.621)	0.292 * (1.727)	0.601 *** (4.9)	0.578 *** (4.655)	0.866
10	3.926 * (1.82)	0.934 *** (22.286)	-0.218 ** (-2.454)	-0.186 * (-1.85)	0.109 (0.637)	0.076 (0.536)	0.571 *** (6.994)	0.480 *** (4.98)	0.891
11	5.237 ** (2.281)	0.989 *** (22.934)	-0.228 ** (-2.537)	0.114 (1.093)	0.458 ** (2.581)	0.086 (0.605)	0.375 *** (4.461)	0.557 *** (5.405)	0.901
12	6.948 *** (2.921)	0.938 *** (20.299)	-0.152 (-1.556)	-0.256 ** (-2.382)	-0.048 (-0.256)	0.094 (0.62)	0.435 *** (4.941)	0.311 *** (2.935)	0.868

働きがいと働きやすさが両方同時に改善することで、一定の遅れをもってポートフォリオに統計的に有意な正の超過リターンをもたらすことを確認するために、Fama-MacBeth 回帰 ([16]) を用いて検証を行う。具体的には各企業の翌月のリターンを被説明変数、説明変数に「一定の遅れ」をもって「働きがいと働きやすさが同時に改善した」ことを表す変数 (MAW) に加え、コントロール変数を [37] を参考に時価総額規模 (SIZ)、株価純資産倍率 (PBR)、売上高純利益率 (SER)、3、6、12 ヶ月モーメンタム ($MOM3, MOM6, MOM12$)、12 ヶ月ボラティリティ ($VOL12$) としたクロスセクション回帰を毎月行い、各月の推定係数値の累積和と時系列平均の評価を行う。また、財務データについては各月に認識できる最新の本決算値を用いることとし、各説明変数は同一月内で平均 0 分散 1 となるように標準化を行う。分析対象期間は 2011 年 3 月末から 2019 年 3 月末とした。

「働きがいと働きやすさが同時に改善した」ことを一つの変数にて表現するために、まず時点 t に存在する企業の働きがい修正スコア変化 $DVC_t^i(M)$ と働きやすさ修正スコア変化 $DVC_t^i(W)$ について $[0, 1]$ の範囲となるように同月内パーセンタイル点を計算し、それぞれ $PS_t^i(M), PS_t^i(W)$ とおく。その後各企業について両者の和を取り、さらに同一月内にてパーセンタイル点を計算することで一様化した変数を MAW_t^i とする。これにより働きがいスコアと働きやすさスコアが同時に改善した場合 MAW_t^i の値は増加する。

「一定の遅れ」を表現するため、 MAW についてラグ月数 0, 6, 12 ヶ月をとり、それぞれラグ月数について Fama-MacBeth 回帰を行う。

表 19 から表 21 に MAW のラグ月数を 0, 6, 12 ヶ月とした場合の Fama-MacBeth 回帰の結果を示す。各行の括弧内は t 値であり、有意性記号 (***, **, *) はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10% を表す。また、表 21 の MAW のラグ月数 12 ヶ月でのモデル (4) の係数値の累積和を図 14 に示す。

これらの結果を見ると、ラグ月数が 0, 6 ヶ月では働きがいと働きやすさが同時に改善することを表す MAW について統計的な有意性は確認されない一方で、ラグ月数が 12 ヶ月のモデル (4) では MAW について 5% 有意水準にて統計的有意性が確認される。

そのため働きがいと働きやすさは両方同時に改善することで、一定の遅れをもってポートフォリオに統計的に有意な超過リターンをもたらすと考えられる。

表 19 *MAW* ラグ月数 = 0 ヶ月での Fama-MacBeth 回帰結果

	(1)	(2)	(3)	(4)
切片項	0.0142 *** (3.158)	0.0142 *** (3.155)	0.0142 *** (3.157)	0.0142 *** (3.163)
<i>MAW</i>	-0.0003 (-0.558)	-0.0005 (-0.879)	-0.0005 (-0.886)	-0.0005 (-0.948)
<i>SIZ</i>	-0.0057 *** (-4.046)	-0.0052 *** (-3.925)	-0.0053 *** (-3.996)	-0.0049 *** (-3.947)
<i>PBR</i>	-0.0028 (-1.227)	-0.0032 (-1.462)	-0.0034 (-1.545)	-0.0032 (-1.647)
<i>SER</i>	0.0015 (1.553)	0.0016 (1.598)	0.0016 * (1.715)	0.0018 ** (2.042)
<i>MOM01</i>		0.0016 (1.032)	-0.0035 (-0.620)	-0.0198 (-0.927)
<i>MOM03</i>			0.0047 (0.825)	0.0078 (0.858)
<i>MOM12</i>				-0.0023 (-0.620)
<i>VOL12</i>				0.0162 (1.020)

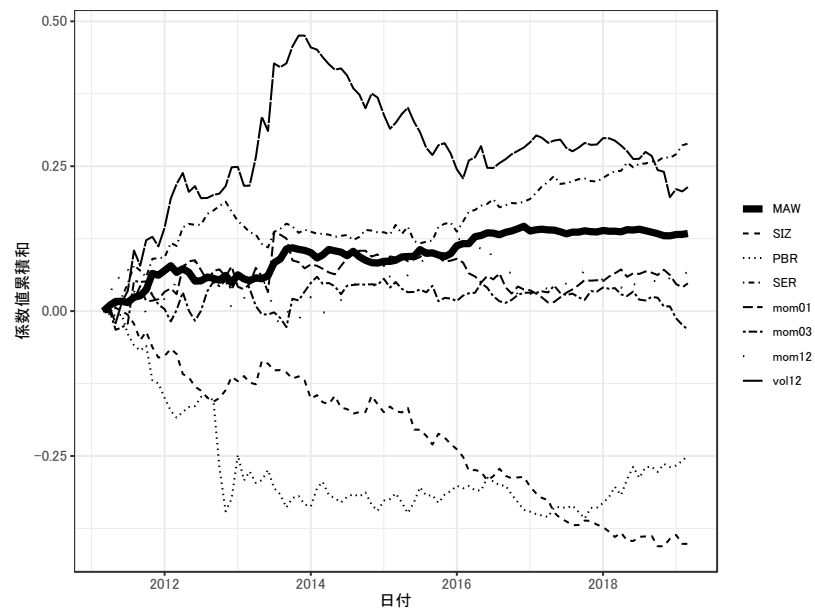


図 14 *MAW* ラグ 12 ヶ月でのモデル (4) の係数累積和

表 20 *MAW* ラグ月数 = 6 ヶ月での Fama-MacBeth 回帰結果

	(1)	(2)	(3)	(4)
切片項	0.0142 *** (3.169)	0.0133 *** (2.921)	0.0134 *** (2.941)	0.0135 *** (3.024)
<i>MAW</i>	-0.0002 (-0.294)	-0.0001 (-0.138)	-0.0000 (-0.048)	-0.0000 (-0.055)
<i>SIZ</i>	-0.0055 *** (-3.737)	-0.0050 *** (-3.662)	-0.0050 *** (-3.645)	-0.0046 *** (-3.708)
<i>PBR</i>	-0.0039 (-1.531)	-0.0044 * (-1.830)	-0.0045 * (-1.896)	-0.0050 ** (-2.202)
<i>SER</i>	0.0028 *** (2.780)	0.0028 *** (2.682)	0.0028 *** (2.785)	0.0034 *** (3.372)
<i>MOM01</i>		-0.0302 (-0.983)	-0.0391 (-0.987)	-0.0363 (-0.992)
<i>MOM03</i>			0.0093 (1.005)	0.0116 (1.017)
<i>MOM12</i>				-0.0059 (-0.881)
<i>VOL12</i>				0.0102 (1.079)

表 21 *MAW* ラグ月数 = 12 ヶ月での Fama-MacBeth 回帰結果

	(1)	(2)	(3)	(4)
切片項	0.0145 *** (3.160)	0.0136 *** (2.923)	0.0138 *** (2.950)	0.0138 *** (3.026)
<i>MAW</i>	0.0009 (1.200)	0.0010 (1.410)	0.0010 (1.409)	0.0014 ** (2.022)
<i>SIZ</i>	-0.0054 *** (-3.600)	-0.0049 *** (-3.562)	-0.0049 *** (-3.482)	-0.0041 *** (-3.179)
<i>PBR</i>	-0.0016 (-0.674)	-0.0023 (-0.984)	-0.0025 (-1.109)	-0.0026 (-1.142)
<i>SER</i>	0.0021 * (1.858)	0.0019 * (1.729)	0.0020 * (1.777)	0.0030 *** (2.735)
<i>MOM01</i>		-0.0302 (-0.989)	-0.0363 (-0.981)	-0.0321 (-0.989)
<i>MOM03</i>			0.0064 (0.945)	0.0083 (0.951)
<i>MOM12</i>				-0.0073 (-0.892)
<i>VOL12</i>				0.0170 (1.141)

	ROE	働きがい	働きやすさ			売上高営業利益率	働きがい	働きやすさ
const	-0.055 (0.059)	-0.008 *** (0.002)	-0.000 (0.002)		const	0.002 (0.002)	-0.008 *** (0.002)	0.002 (0.002)
lag1_ROE	-0.464 * (0.258)	0.030 ** (0.014)	0.022 * (0.013)		lag1_売上高営業利益率	-0.040 (0.075)	0.050 (0.049)	-0.098 * (0.052)
lag2_ROE	0.160 (0.153)	0.026 ** (0.012)	0.005 (0.011)		lag2_売上高営業利益率	-0.101 (0.080)	0.045 (0.049)	-0.057 (0.050)
lag3_ROE	0.126 (0.176)	-0.001 (0.009)	0.010 (0.009)		lag3_売上高営業利益率	0.017 (0.044)	0.028 (0.043)	-0.054 (0.044)
lag1_働きがい	-2.154 (2.080)	0.102 ** (0.040)	-0.054 (0.047)		lag1_働きがい	0.011 (0.041)	0.105 *** (0.036)	-0.031 (0.033)
lag2_働きがい	-1.112 (1.133)	0.075 * (0.043)	-0.085 * (0.044)		lag2_働きがい	0.024 (0.028)	0.071 (0.051)	-0.055 (0.039)
lag3_働きがい	-0.230 (0.402)	0.033 (0.030)	-0.027 (0.032)		lag3_働きがい	0.022 (0.028)	0.050 (0.034)	-0.006 (0.028)
lag1_働きやすさ	1.288 (1.278)	-0.037 (0.047)	0.054 (0.050)		lag1_働きやすさ	0.053 (0.044)	-0.024 (0.039)	0.041 (0.042)
lag2_働きやすさ	0.990 (0.789)	0.006 (0.045)	0.083 * (0.047)		lag2_働きやすさ	0.087 * (0.046)	0.010 (0.038)	0.047 (0.040)
lag3_働きやすさ	0.752 (0.752)	-0.041 (0.044)	0.014 (0.049)		lag3_働きやすさ	0.105 ** (0.041)	0.003 (0.039)	0.018 (0.044)
	売上高変化率	働きがい	働きやすさ			売上原価変化率	働きがい	働きやすさ
const	0.010 (0.006)	-0.009 *** (0.002)	0.002 (0.002)		const	0.015 (0.009)	-0.008 *** (0.002)	0.000 (0.002)
lag1_売上高変化率	-0.087 (0.070)	0.005 (0.010)	-0.007 (0.010)		lag1_売上原価変化率	-0.022 (0.053)	0.003 (0.007)	0.000 (0.007)
lag2_売上高変化率	-0.131 ** (0.058)	-0.008 (0.013)	-0.001 (0.012)		lag2_売上原価変化率	-0.069 (0.043)	0.004 (0.008)	0.003 (0.011)
lag3_売上高変化率	-0.055 * (0.030)	-0.003 (0.009)	-0.012 (0.010)		lag3_売上原価変化率	0.025 (0.035)	-0.000 (0.006)	0.004 (0.009)
lag1_働きがい	0.142 (0.119)	0.091 *** (0.033)	-0.041 (0.032)		lag1_働きがい	0.119 (0.169)	0.107 *** (0.033)	-0.043 (0.036)
lag2_働きがい	0.091 (0.114)	0.057 (0.046)	-0.052 (0.037)		lag2_働きがい	0.269 (0.184)	0.085 * (0.045)	-0.048 (0.039)
lag3_働きがい	0.277 *** (0.101)	0.021 (0.032)	-0.008 (0.030)		lag3_働きがい	0.349 ** (0.152)	0.011 (0.032)	-0.029 (0.032)
lag1_働きやすさ	0.137 (0.154)	0.009 (0.037)	0.054 (0.038)		lag1_働きやすさ	-0.167 (0.240)	-0.003 (0.039)	0.048 (0.043)
lag2_働きやすさ	0.045 (0.127)	0.013 (0.035)	0.052 (0.039)		lag2_働きやすさ	-0.214 (0.202)	0.002 (0.039)	0.075 * (0.044)
lag3_働きやすさ	0.084 (0.126)	0.009 (0.038)	0.032 (0.043)		lag3_働きやすさ	-0.156 (0.185)	-0.007 (0.036)	0.019 (0.049)
	配当性向	働きがい	働きやすさ			サステイナブル 成長率	働きがい	働きやすさ
const	0.083 ** (0.039)	-0.007 *** (0.002)	0.000 (0.002)		const	-0.058 (0.060)	-0.008 *** (0.002)	0.000 (0.002)
lag1_配当性向	-0.082 (0.110)	-0.001 (0.003)	0.004 (0.005)		lag1_サステイナブル成長率	-0.424 * (0.247)	0.030 ** (0.014)	0.017 (0.013)
lag2_配当性向	0.054 (0.055)	-0.002 (0.003)	0.002 (0.003)		lag2_サステイナブル成長率	0.109 (0.149)	0.023 * (0.012)	0.010 (0.011)
lag3_配当性向	0.169 (0.116)	0.000 (0.003)	0.002 (0.003)		lag3_サステイナブル成長率	0.172 (0.207)	-0.004 (0.008)	0.009 (0.008)
lag1_働きがい	0.627 (0.991)	0.090 ** (0.045)	-0.045 (0.044)		lag1_働きがい	-2.286 (2.127)	0.105 ** (0.048)	-0.043 (0.039)
lag2_働きがい	0.238 (0.642)	0.071 (0.051)	-0.051 (0.045)		lag2_働きがい	-1.212 (1.147)	0.078 * (0.043)	-0.077 ** (0.038)
lag3_働きがい	0.402 (0.725)	0.058 (0.037)	-0.029 (0.036)		lag3_働きがい	-0.261 (0.417)	0.032 (0.030)	-0.015 (0.032)
lag1_働きやすさ	1.533 (1.085)	0.001 (0.047)	0.041 (0.051)		lag1_働きやすさ	1.253 (1.249)	-0.038 (0.043)	0.067 (0.050)
lag2_働きやすさ	1.250 (0.969)	-0.008 (0.045)	0.049 (0.051)		lag2_働きやすさ	0.848 (0.716)	-0.015 (0.040)	0.071 (0.044)
lag3_働きやすさ	2.464 ** (1.023)	-0.034 (0.052)	0.008 (0.056)		lag3_働きやすさ	0.694 (0.670)	-0.035 (0.038)	-0.004 (0.047)

表 22 超過財務、働きがい・働きやすさ修正スコア変化による 3 変量 PVAR の推定結果 (企業数 = 3620)

8 結論

8.1 まとめ

本研究では会社クチコミサイトである OpenWork に寄せられた「組織体制・企業文化」「働きがい」「働きやすさ」カテゴリのクチコミテキスト情報を各社の社風を表す代替情報として用い、テキストマイニング・機械学習の技術を用いて社風スコアを指標化し、会社の業績パフォーマンスおよび株式パフォーマンスとの関係性分析を行った。このような従業員クチコミテキスト情報と会社業績との関連性の包括的な分析は、筆者が知る限り初めての研究である。

教師データとして実際の会社クチコミ文章情報を複数人で読み込むことで、ポジティブかネガティブかのフラグをつけたデータを用意し、センチメント分析モデルを学習した。学習済みのセンチメント分析モデルに、各カテゴリのクチコミ文章を入力することで、それぞれにポジティブ強度を付与した。

文章単位に付与したポジティブ強度をベイズ更新を応用した手法を用いて、会社単位および月次で集計することで、会社単位・カテゴリ別の時系列社風スコアを定量化した。「組織体制・企業文化」カテゴリから生成した社風スコアを組織文化スコア、「働きがい」カテゴリから生成したスコアを働きがいスコア、「働きやすさ」カテゴリから生成したスコアを働きやすさスコアとした。

組織文化スコアと企業業績との関連性分析では組織文化の変化に着目し、その代替指標として組織文化スコアの年次変化率を用いた。分析の結果、組織文化の悪化は企業財務に対して負債比率の増加などの影響を与え、また組織文化スコアの水準で見た組織文化の悪い状態から、さらに悪化するような場合においては売上高が減少する傾向が見られた。組織文化スコア年次変化率を用いた株式パフォーマンスの分析では、Fama-Macbeth クロスセクション回帰を用いた分析において同変化率が有意に正に効いており、分位ポートフォリオでは、同変化率が高いポートフォリオと低いポートフォリオとの間に統計的に有意な正の超過リターンが観測された。

「働きがい」「働きやすさ」と企業業績との関連性分析ではそれらの時系列的な関係に着目し、Panel Vector Auto Regression(PVAR)を用いた時系列分析を行った。分析の結果、従業員の感じる働きがいの改善・働きやすさの改善は、一定程度遅れて将来の企業の売上高成長性や利益率で見た収益性に影響を与える一方で、企業の内部投資の増加は従業員の働きがいを向上させることが示唆された。また、Fama-French 5 Factor Model による働きがい・働きやすさの改善 × 改善ポートフォリオの分析により、それぞれの改善から決算までの間には、統計的に有意な正の超過リターンが観測され、このような企業群では株式市場においてミス・プライシングが生じていることが観測された。また働きがいのみで見た場合、その遅れは短くなることが観測され、働きやすさ単独の改善は株価リターンに対して影響を与えないことが分かった。「働きがい」「働きやすさ」が過去の企業業績から影響を受ける点について、本研究では PVAR を用いることでその内生性を一定程度排除することを試みているが、完全に内生性が排除されているわけではない点に注意が必要である。

8.2 今後の課題

本研究では従業員クチコミを用いることでこれまで定量化することが難しかった企業の社風を定量化し、またそれが金融実務において有用であることを示した一方で、課題も多く残っている。

従業員クチコミ特有のバイアスの適切な処理方法の検討

§5において、クチコミデータ特有のバイアス(投稿者数・属性・動機・信頼性等)について述べた。本研究では特に投稿者数による会社ごとの違いを是正するようなポジティブ強度の集計方法を用いたが、それであっても完全にクチコミに含まれるバイアスを排除できるわけではない。特に「クチコミが存在する」ということが既にその会社の社風の一部を表している可能性がある。また、投稿されるクチコミはあくまでも「クチコミを投稿しよう」とした人のみのものであり、企業ごとに投稿者の属性が偏っている可能性もある。本課題については受動的にクチコミを収集するクチコミサイトにおいて、潜在的に存在するバイアスであり、今後の研究の中で是正する方法を検討していきたい。

長期時系列データでの検証

本研究で主に使用したデータ分析期間は、クチコミが存在する2010年～2019年を主に対象としている。この期間の日本経済および株式市場は、景気回復局面であり上場企業の業績が好調であった期間である。そのため、景気後退局面を含む期間での追加分析が求められる。

投稿者数が増加していった場合の社風スコアの生成方法の検討

表4および表7に示したように、毎年投稿者数は指数関数的に増大している。そのため、今後投稿者数がより増えていった場合に本研究で用いた社風スコアの生成方法が妥当であるかについては追加的な検証および分析が必要である。また、現状では評価時点において投稿されている全てのクチコミを使用しているが、より直近の社風を表現するのであれば、使用するクチコミの期間を絞るなどの方法も検討すべきであると考えられる。

時系列ウィンドウ型での社風スコアの生成についての検討

本研究では、各社の社風スコアをその時点までのすべてのクチコミを用いて行っている。その場合、最初期時点のクチコミの影響がその後のすべての時点の社風スコアに影響を与えることになる。そのため景気循環や在籍者の入れ替わり等を考慮した場合、時系列ウィンドウ型での生成が望ましい可能性もある。本課題については追加分析が必要であると考えられる。

社風スコアがなぜ上昇したのか下落したのかについての示唆

社風スコアは機械学習を用いたセンチメント分析モデルの結果であるポジティブ強度を元にして定量化を行っている。そのため、社風スコアが上昇もしくは下落した場合に「なぜ上昇(下落)したのか」についての示唆を与えることができない。金融実務・株式投資での利用を考えた場合、これらの

示唆を一定程度与えることは極めて重要である。

社風がなぜ企業業績に対して影響を与えるのか、また株式パフォーマンスに対して影響を与えるのか
についての追加分析

社風や組織文化および働きがい、働きやすさとの企業業績・株式パフォーマンスとの関連性を分析した先行研究は多いが、なぜ定性的な社風等が定量的な企業業績や株式パフォーマンスに対して影響を与え得るのかについての明確な答えは現状存在しない。本研究のように従業員のクチコミ文章をより深く分析およびカテゴリ化していくことで、その理由についての追加分析をする必要がある。

謝辞

まず、博士後期課程への進学のお機ゐおよび本研究の機ゐをいただき、叱咤激励しながらご指導くださいました長尾智晴教授に心より御礼申し上げます。

本研究および後期課程での様々な場面でご支援をいただきました長尾研究室の皆さまに感謝申し上げます。また、仕事と研究の両立の中で時間の調整など、様々な場面でご協力くださいました会社の皆様に感謝申し上げます。

最後に、子育てもある中、博士後期課程への進学および研究について応援してくれた家族に感謝いたします。

参考文献

- [1] Brad M Barber and John D Lyon. Detecting abnormal operating performance: The empirical power and specification of test statistics. *Journal of financial Economics*, 41(3):359–399, 1996.
- [2] Christopher M. Bishop, 浩 元田, 多喜夫 栗田, 知之 樋口, 裕治 松本, and 昇 村田. パターン認識と機械学習 : ベイズ理論による統計的予測. シュプリンガー・ジャパン, 2007.
- [3] David M Blei, Andrew Y Ng, and Michael I Jordan. Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan):993–1022, 2003.
- [4] Piotr Bojanowski, Edouard Grave, Armand Joulin, and Tomas Mikolov. Enriching word vectors with subword information. *arXiv preprint arXiv:1607.04606*, 2016.
- [5] Piotr Bojanowski, Edouard Grave, Armand Joulin, and Tomas Mikolov. Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 5:135–146, 2017.
- [6] Fabio Canova and Matteo Ciccarelli. Panel vector autoregressive models: A survey ☆ the views expressed in this article are those of the authors and do not necessarily reflect those of the ecb or the eurosystem. In *VAR Models in Macroeconomics–New Developments and Applications: Essays in Honor of Christopher A. Sims*, pages 205–246. Emerald Group Publishing Limited, 2013.
- [7] Mark Carhart. On persistence in mutual fund performance. *Journal of Finance*, 52(1):57–82, 1997.
- [8] Gregory Connor. The three types of factor models: A comparison of their explanatory power. *Financial Analysts Journal*, 51:42–46, 05 1995.
- [9] Scott Deerwester, Susan T Dumais, George W Furnas, Thomas K Landauer, and Richard Harshman. Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the American society for information science*, 41(6):391–407, 1990.
- [10] Arthur P Dempster, Nan M Laird, and Donald B Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 39(1):1–22, 1977.
- [11] Daniel R Denison. *Corporate culture and organizational effectiveness*. John Wiley & Sons, 1990.
- [12] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.
- [13] Cícero Nogueira Dos Santos and Maira Gatti. Deep convolutional neural networks for sentiment analysis of short texts. In *COLING*, pages 69–78, 2014.

- [14] Eugene F Fama and Kenneth R French. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 33(1):3–56, 1993.
- [15] Eugene F Fama and Kenneth R French. A five-factor asset pricing model. *Journal of financial economics*, 116(1):1–22, 2015.
- [16] Eugene F Fama and James D MacBeth. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests. *Journal of political economy*, 81(3):607–636, 1973.
- [17] George G Gordon and Nancy DiTomaso. Predicting corporate performance from organizational culture. *Journal of management studies*, 29(6):783–798, 1992.
- [18] T Clifton Green, Ruoyan Huang, Quan Wen, and Dexin Zhou. Crowdsourced employer reviews and stock returns. *Journal of Financial Economics*, 2019.
- [19] Geoffrey Hinton, Oriol Vinyals, and Jeff Dean. Distilling the knowledge in a neural network. *arXiv preprint arXiv:1503.02531*, 2015.
- [20] Yuan Ji, Oded Rozenbaum, and Kyle T Welch. Corporate culture and financial reporting risk: Looking through the glassdoor. 2017.
- [21] Armand Joulin, Edouard Grave, Piotr Bojanowski, and Tomas Mikolov. Bag of tricks for efficient text classification. *arXiv preprint arXiv:1607.01759*, 2016.
- [22] Armand Joulin, Edouard Grave, Piotr Bojanowski, and Tomas Mikolov. Bag of tricks for efficient text classification. In *Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 2, Short Papers*, pages 427–431. Association for Computational Linguistics, April 2017.
- [23] Ning Luo, Yilu Zhou, and John Shon. Employee satisfaction and corporate performance: Mining employee reviews on glassdoor. com. 2016.
- [24] Geoffrey J McLachlan, Thriyambakam Krishnan, and See Ket Ng. The em algorithm. Technical report, Papers/Humboldt-Universität Berlin, Center for Applied Statistics and ..., 2004.
- [25] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013.
- [26] Tatsuyoshi Okimoto and Eiji Hirasawa. Stock market predictability using news indexes. *Security Analysis Journal*, 52(4):67–75, 2014.
- [27] Frank Rosenblatt. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6):386, 1958.
- [28] Michael Sigmund and Robert Ferstl. Panel vector autoregression in r with the package panelvar. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 2019.
- [29] Efthymia Symitsi, Panagiotis Stamolampros, and George Daskalakis. Employees’ online reviews and equity prices. *Economics Letters*, 162:53–55, 2018.
- [30] Vivienne Sze, Yu-Hsin Chen, Tien-Ju Yang, and Joel S Emer. Efficient processing of deep neural networks: A tutorial and survey. *Proceedings of the IEEE*, 105(12):2295–2329, 2017.

- [31] Xiang Zhang, Junbo Zhao, and Yann LeCun. Character-level convolutional networks for text classification. In *Advances in neural information processing systems*, pages 649–657, 2015.
- [32] 井手剛. 入門機械学習による異常検知 : R による実践ガイド. コロナ社, 2015.
- [33] 沖本竜義. 経済・ファイナンスデータの計量時系列分析. 統計ライブラリー. 朝倉書店, 2010.
- [34] 久保田敬一 and 竹原均. Fama-french ファクターモデルの有効性の再検証. 現代ファイナンス, 22:3–23, 2007.
- [35] 山田徹, 臼井健人, and 後藤晋吾. 働きやすい会社のパフォーマンス. 証券アナリストジャーナル *Securities analysts journal*, 55(11):75–86, 2017.
- [36] 新納浩幸. *Chainer* による実践深層学習 (ディープラーニング). オーム社, 2016.
- [37] 西家宏典 and 津田博史. 従業員口コミを用いた企業の組織文化と業績パフォーマンスとの関係. 証券アナリストジャーナル *Securities analysts journal*, 56(7):69–78, 2018.
- [38] 丹後俊郎 and Taeko Becque. ベイジアン統計解析の実際 (医学統計学シリーズ). 朝倉書店, 10 2011.
- [39] 竹村彰通. 現代数理統計学. Number 8 in 現代経済学選書 / 熊谷尚夫監修. 創文社, 1991.
- [40] 津田博史 and 吉野貴晶. 株式の計量分析入門 : バリュエーションとファクターモデル = *Quantitative analysis of stocks*. FinTech ライブラリー. 朝倉書店, 2016.
- [41] 飛田努. 日本企業の組織文化・経営理念と財務業績に関する実証分析. 立命館経営学, 48(5), 2010.
- [42] 北居明. 組織文化の測定 : 経営組織における下位文化の定量的研究. PhD thesis, 神戸大学, 1995.
- [43] 磯貝 明文, 川口 宗紀, and 小林 寛司. サプライヤー・カスタマーのつながりに基づくクロスモメンタムの株価予測可能性. 現代ファイナンス, 40:25–48, 2019.

研究業績

論文誌

西家宏典, 津田博史. 従業員口コミを用いた企業の組織文化と業績パフォーマンスとの関係, 証券アナリストジャーナル Securities analysts journal, Vol.56(7) ,pp69-78, 2018,
(2018 年度 証券アナリストジャーナル賞受賞)

西家宏典, 長尾智晴. 従業員口コミを用いた働きがいと働きやすさの企業業績との関係, 日本金融・証券計量・工学学会, ジャフィー・ジャーナル, Vol.19, pp79-96, 2021

国際会議発表

Hironori NISHIIE. Analysis of the Relationship between Corporate Organizational Culture and Financial Performance using Company Employee Reviews. December 10th, 2018 Digital Innovation in Finance , Keio University, Tokyo, Japan, 2018.

国内学会発表

西家宏典, 従業員口コミを用いた企業の組織文化と業績パフォーマンスとの関係, 第 297 回 MPT フォーラム例会, 2019 年 10 月 3 日.