

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

西家 宏典 CMA・CIIA
津田 博史 CMA

目 次

- | | |
|---------------|-------------------------|
| 1. はじめに | 4. 組織文化スコアと企業の業績パフォーマンス |
| 2. 口コミデータ | 5. まとめと課題 |
| 3. 組織文化スコアの生成 | |

従業員口コミサイトの上場企業口コミテキストをテキストマイニング・機械学習によって定量化した「組織文化スコア」と、企業財務及び株式パフォーマンスとの関係を分析した。その結果、当該スコアが悪いまたは悪化した企業群には売上高の減少や負債比率の増加などの影響が見られた。また、改善企業群と悪化企業群のロングショート・ポートフォリオについて統計的に有意な正の超過リターンが観測された。

なお、本稿は本文と補論で構成されており、詳細を補論に譲る部分については本文中に注を付し、補論の図表を参照する場合はその旨を記載した。

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(注1)

や価格.com(注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



西家 宏典 (にしいえ ひろのり)

(株)クレジット・プライシング・コーポレーション チーフ・コンサルタント。2009年東京理科大学理工学部卒業、11年東京大学大学院理学系研究科修了。NTTデータ・フィナンシャル・ソリューションズ先端金融工学センターを経て、14年より現職。現在、横浜国立大学環境情報学府博士後期課程に在籍中。



津田 博史 (つだ ひろし)

同志社大学理工学部教授。専攻は、金融工学、データサイエンス。京都大学工学部卒業、東京大学大学院工学系修士課程修了。総合研究大学院大学数物科学研究科博士課程修了。博士(学術)。野村総合研究所、ニッセイ基礎研究所主席研究員を経て、2008年から現職。日本金融・証券計量・工学学会代議員、前会長。情報システム研究機構統計数理研究所客員教授。京都大学大学院医学研究科嘱託講師。著書に『株式の統計学』(朝倉書店)など。

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口コミサイトも存在する。会社口コミサイトでは、各会社の従業員が自社に対してどのように思っているの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口コミ情報がその会社の組織文化を表す代替情報となり得るという考えの下で、上場企業の口コミをテキストマイニングを用いて定量化した組織文化スコアを用いて、企業財務や株式パフォーマンスとの関連性を分析した。

このような会社口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（注3）の評価レビューデータを用いたものがある。Luo *et al.* [2016] 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 *et al.* [2018] では、Glassdoorの評価データ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得ること、を示している。一方、Ji *et al.* [2017] 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。

これらの主に米国での先行研究と本研究との大きな違いは、先行研究がGlassdoorに投稿され独自集計された5段階の評点データの集計値を用いている一方、本研究では生の口コミ文章をテキストマイニング及び機械学習によって解析した結果を用いている点である。

本論文の構成は次の通りである。まず使用する口コミデータについて説明した後、口コミの解析手法及び定量化手法について述べる。最後に口コミの定量化指標である組織文化スコアと企業の業績パフォーマンスの関係を分析した結果について述べる。

2. 口コミデータ

本研究では、(株)ヴォークーズが運営する転職・就職者向けの会社口コミサイトであるVorkersの、「組織体制・企業文化」カテゴリに投稿された2007年7月から17年11月末までの69,707件の上場企業口コミデータを用いた。Vorkersは07年7月から運営を開始し、17年11月時点でユーザー数約190万人、口コミ・評点件数約490万件を誇る国内最大級の会社口コミサイトである。Vorkers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「組織体制・企業文化」カテゴリを含む10項目の口コミを投稿する（注4）。また、Vorkersではその全ての口コミ投稿に対してシステマ的な審査及び人の目による審査を行い口コミの質の管理を行っている。図表1及び補論

（注1） <http://tabelog.com/>

（注2） <http://kakaku.com/>

（注3） <https://www.glassdoor.com/index.htm>

（注4） 補論表7・表8にVorkersで投稿者が投稿する評点・口コミカテゴリを示す。評点は5段階の選択式評価点であり、口コミは自由記載のテキスト情報である。

図表 1 本研究で利用した口コミデータ統計量 1

年 (12月末)	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	6.6	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	6.9	2,442	1,582	1,127	873

(図表注) ※2017年については11月末基準。

(出所) 筆者作成、以下同じ

表9に本研究で用いた「組織体制・企業文化」の 口コミデータの統計量を示す。

3. 組織文化スコアの生成

使用データ中の口コミ情報は投稿者単位に存在するテキスト情報である。まず投稿者ごとの口コミを「。」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確率を付与し、各文章のポジティブ確率を投稿者単位で集計する。それらを会社単位で集計することで「組織文化スコア」を算出する、という手順で口コミ情報の定量化を行った。

(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を用意しモデルを構築した。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Vorkersの上場企業口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、Vorkersの上場企業口コミデータのうち「企業の強み・弱み」のカテゴリに属する口コミについて「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(注5)。

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が一般的に用いられる。Zhang *et al.* [2015] やSatos and Gatti [2014]

(注5) 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 口コミデータ中の文章数は280,720件となる。

にて提案されているように、近年では文字データを入力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。

センチメント分析モデルのアルゴリズムとしては、facebook AI Research (FAIR) が開発した分類モデルであるfastText (Joulin *et al.* [2016]、Bojanowski *et al.* [2016]) を用いた (注6)。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」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 (注7)。検証データを用いた評価ではAUC=0.906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」の口コミデータ文章280,720件について、ポジティブ確率 [0,1] を付与した (注8)。

(2) 組織文化スコア算出

各文章単位に付与されたポジティブ確率を用いて、月末時点 T における会社 c の組織文化スコア

$VC_c(T)$ を算出する。ポジティブ確率を $X_{c,p,s} \in [0,1]$ 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 のポジティブ確率とする。また、 $c = \{1, 2, \dots, n_c | t \leq T\}$ 、 $p = \{1, 2, \dots, n_{p,c} | t \leq T\}$ 及び $s = \{1, 2, \dots, n_{sp,c} | t \leq T\}$ である。まず投稿者単位のポジティブ確率平均値 $\bar{X}_{c,p}(T)$ を

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

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確率平均値 $\bar{X}_{c,p}(T)$ の母分布を推定する (注9)。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った。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 w_i とする。 $i \in \{1, 2, 3\}$ である。最後に会社単位の組織文化スコア $VC_c(T)$ を算出する。ベイズ推定の考え方を用いて、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確率平均値群 $\{x_{c,p}\}$ によって更新する (注10)。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 の組織文化スコア $VC_c(T)$ を

$$VC_c(T) = \sum_i w_i \mu_{i,c}(T) \quad (2)$$

と求める。 T を月次でスライドさせながら各月末

(注6) <https://github.com/facebookresearch/fastText>

(注7) 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。

(注8) 補論図3に学習データ口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。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」「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。

(注9) 補論図5に投稿者単位のポジティブ確率平均値の分布を示す。

(注10) 正規分布のパラメータのベイズ更新式は丹後・Becque [2011] に従った。

についての各会社の組織文化スコアとして算出する。

(3) 口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口コミデータには様々なバイアスが含まれる。まず第一に会社ごとの投稿者数は一定ではなく、会社ごとに大きく異なる(注11)。口コミごとのポジティブ確率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。口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口コミのポジティブ確率の分布を推定し、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(注12)。

第三に口コミデータはあくまでも「口コミを投稿する」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という点である。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。Vorkersでは口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

稿を排除する枠組みを設けている。本研究ではそのような審査を通過した口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無いとは言いきれないことを認識する必要がある。

4. 組織文化スコアと企業の業績パフォーマンス

Vorkersの「組織体制・企業文化」の口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10年1月末から17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(注13)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(図表1、補論表9)。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。

(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

$$RVC_i(t) = \frac{VC_i(t) - VC_i(t-12)}{VC_i(t-12)} \quad (3)$$

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 $LVC_i(t) = VC_i(t-12)$

(注11) 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。

(注12) 補論図4に投稿者数と組織文化スコアの関係を示す。

(注13) 銀行業、保険業、証券業、その他金融業。

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 and Lyon [1996] や山田他 [2017] 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（注14）（注15）。分析は10～16年の3、6、9、12月の決算期を持つ会社を対象に、 $LVC_i(t)$ 及び $RVC_i(t)$ 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。図表2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。

図表2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。山田他 [2017] 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、前年スコアが悪く更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

図表2 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

指標名	企業数	スコア変化	前年スコア水準			
			悪い LV01	LV02	良い 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%

(図表注) ***、**、*はそれぞれ有意水準1%、5%、10%を示す。

(注14) 紙面の関係上、具体的な参照ポートフォリオの構築方法は補論を参照。基本的には、同業種でかつ過去の財務が似ている先の集団を参照ポートフォリオとして採用している。

(注15) 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。

の成長を阻害する要因となり得ることを示唆している。

(2) 組織文化スコアと株式パフォーマンス

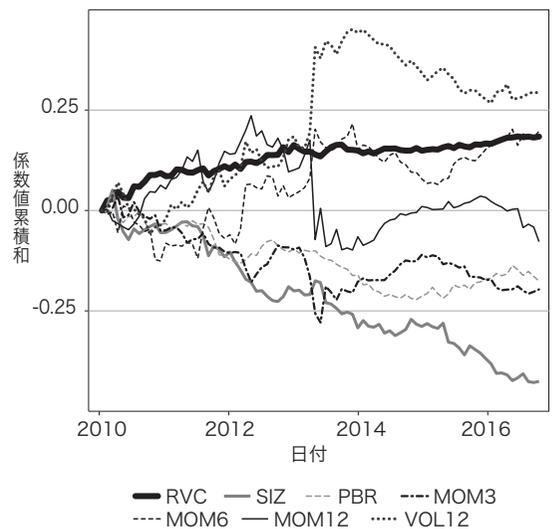
(a) Fama-MacBethクロスセクション回帰

Fama-MacBeth [1973] 回帰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か月モーメンタム (MOM3、MOM6、MOM12)、12か月ボラティリティ (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本決算値を用いる。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。

図表3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。図表4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)が図表3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。

図表3 各月の係数値の累積和の推移



図表4 Fama-MacBeth回帰分析の結果

	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

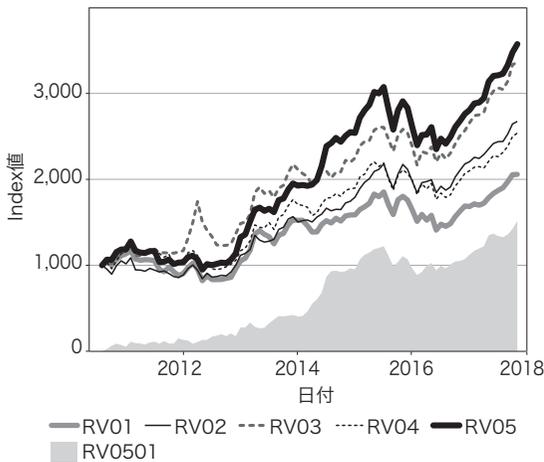
(図表注) **、*、*はそれぞれ有意水準1%、5%、10%を示す。

(b) 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10年8月から17年11月末まで繰り返し月次で運用する。図表5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-French3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図表6及び図表7に示す。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。

図表5 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



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

図表6 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%)	-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

(図表注1) 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。

(図表注2) **、*、*はそれぞれ有意水準1%、5%、10%を示す。

図表7 Fama-French5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

(図表注) ***, **, *はそれぞれ有意水準1%、5%、10%を示す。

5. まとめと課題

本研究では会社口コミサイトであるVorkersに寄せられた「組織体制・企業文化」の口コミテキスト情報を各社の組織文化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組織文化スコアを指標化し、会社の業績パフォーマンスとの比較分析を行った。このような従業員口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、筆者らが知る限り初めての研究である。本研究の特徴として、時系列的に指標化した組織文化スコアを用いることで、より細かく各社の組織文化の改善・悪化という変化を見ることが可能となった点が挙げられる。このような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、組織文化が悪い状態から更に悪化するような場合は売上高の減少を引き起こす可能性が高い。また、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の間に統計的に有意な正の超過リターンが観測された。以上のように、従

従業員口コミ情報には現状把握されていない有用な情報が含まれることが示唆されるが、一方で課題もある。第一に口コミデータ特有のバイアス（投稿者数・属性・動機・信頼性等）のより適切な補正方法の確立が必要である。第二に本研究の分析期間は10～17年と期間が短く、また株式相場としては上昇局面であり大きな下落期間が存在しないため、より長期的な業績パフォーマンスの分析が必要である。

本稿の執筆に当たり、(株)ヴォーカーズの皆様にはデータの提供のみならず多大なるご支援を賜った。また、本誌匿名のレフェリーの方々には示唆に富む貴重なご意見を頂いた。ここに記して深く感謝申し上げる。なお、本稿の内容に含まれる誤りは全て筆者らに帰するものであり、筆者らが所属する組織の公式見解ではない。

(参考文献)

- 丹後俊郎・T. Becque [2011] 『ベイジアン統計解析の実際—Win BUGSを利用して— (医学統計学シリーズ)』 朝倉書店。
 山田徹・白井健人・後藤晋吾 [2017] 「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』 Vol.55, No.11, pp. 75-86。
 Barber, B. M. and J. D. Lyon [1996] “Detecting

- abnormal operating performance: The empirical power and specification of test statistics,” *Journal of financial Economics*, Vol.41, No.3, pp. 359-399.
- Bojanowski, P., E. Grave, A. Joulin and T. Mikolov [2016] “Enriching word vectors with subword information,” arXiv preprint arXiv:1607.04606.
- Fama, E. F., J. D. MacBeth [1973] “Risk, return, and equilibrium: Empirical tests,” *Journal of political economy* Vol.81, No.3, pp. 607-636.
- Ji, Y., O. Rozenbaum and K. T. Welch [2017] “Corporate culture and financial reporting risk: Looking through the glassdoor” .
- Joulin, A., E. Grave, P. Bojanowski and T. Mikolov [2016] “Bag of tricks for efficient text classification,” arXiv preprint arXiv:1607.01759.
- Luo, N., Y. Zhou and J. Shon [2016] “Employee satisfaction and corporate performance: Mining employee reviews on glassdoor. com” .
- Santos, C. N. Dos. and M. Gatti [2014] “Deep convolutional neural networks for sentiment analysis of short texts” COLING, pp. 69-78.
- Symitsi, E., P. Stamolampros and G. Daskalakis [2018] “Employees’ online reviews and equity prices,” *Economics Letters* Vol.162, pp. 53-55.
- Zhang, X., J. Zhao and Y. LeCun [2015] “Character-level convolutional networks for text classification,” *Advances in neural information processing systems* pp. 649-657.
- (この論文は投稿論稿を採用したものです。)
- *この論文には補論があり、協会ウェブサイトでご覧いただけます。