

テキストマイニングによる 有価証券報告書からの因果関係文の抽出

Extraction of Causal Knowledge from Annual Securities Report by Text Mining

佐藤史仁¹ 佐久間洋明¹ 小寺俊哉¹ 田中良典¹ 坂地泰紀² 和泉潔²

Fumihito Sato¹, Hiroaki Sakuma¹, Shunya Kodera¹, Yoshinori Tanaka¹, Hiroki Sakaji², and Kiyoshi Izumi²

¹日興リサーチセンター株式会社 投資工学研究所

¹Institute of Investment Technology, Nikko Research Center, Inc.

²東京大学大学院工学系研究科

²Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

Abstract: 有価証券報告書には、業績の他、リスク対策や企業の施策等、決算短信にはない情報の記載もある。また、先行研究では、多くの情報から重要な文を効率よく抽出する方法として、因果関係文を重要文とした手法が提案されている。しかし、抽出対象を決算短信等とした報告はあるが有価証券報告書とした報告はない。そこで本稿では、この手法を応用し、有価証券報告書専用の因果関係文を抽出する判別モデルを提案した。そして、判別モデルの評価等を行い、高い性能であることなどを示した。この判別モデルにより有価証券報告書独自の投資判断に有益な情報の効率的な抽出が期待できる。

1. はじめに

投資判断に利用できる情報として、財務データやマーケットデータなどの数値データの他、ニュースや新聞記事、決算短信、有価証券報告書などに含まれるテキストデータがある。これらテキストデータの特徴は、過去又は将来の業績に対する理由及び根拠や経営戦略に関する情報、進行中の施策、新商品発表情報、抱えているリスク、企業の不祥事に関する情報など、投資判断において数値データにはない重要な情報を含んでいる点が挙げられる。しかしながら、構造化することが難しく、そのほとんどは投資家が直接読まなければ投資判断に利用できない場合が多かった。近年、この問題に対し、テキストマイニングなどの人工知能分野の技術を、金融市場における分析に導入して解決を試みる研究が盛んに行われている。例えば、ある企業に関連するニュースがその株価にとってポジティブに働くかネガティブに働くか（極性）でニュースを定量化し、株式リターンとの関係を分析した研究[1][5]が挙げられる。これらの研究は、投資家が直接そのニュースを読まなくとも、ニュースに極性を付与し定量化することで、投資戦略に活用できることを示唆している。

テキストデータの定量化以外にも、テキストデー

タから投資判断等に関する重要文を抽出する手法の研究が行われている。例えば、坂地ら[8][9]は、文の表現と機械学習によって、過去の業績や製品の売れ行きなどに対する因果関係文を経済新聞の記事や決算短信から抽出する手法を提案している。因果関係文とは、出来事（結果）とその理由（原因）の組から構成される文と定義される。例えば、原因「猛暑」による結果「冷房需要の盛り上がり」等の因果関係を提示することで、「猛暑」の際には「冷房需要」が高まる可能性があるという情報を得られるとした。因果関係文の抽出以外にも、決算短信から業績の要因を含む文を抽出した研究[7]や、業績の予測を示す文を抽出した研究[2]がある。さらに、抽出された重要文に極性を付与する研究[6]も行われている。このように、テキストデータからの重要文の抽出手法は、投資家が投資判断に有益な情報を効率良く把握することを可能にし、また、ある特定のテーマを持った重要文の定量化データを既存の分析や投資戦略等へ導入することで、新しい投資戦略や手法の開発に役立つだろう。しかしながら、多様なテキストデータからある特定のテーマを持った重要文についての抽出手法やその定量化が多岐にわたり研究されているが、現在のところ、それらの統一的な抽出手法や数量化モデルは存在しない。言い換えれば、抽出対象

となるテキストデータや重要文によって、抽出手法や定量化手法に工夫が必要であると言える。

有価証券報告書は、上場会社が証券取引所から求められている適時開示資料である決算短信に対し、金融商品取引法により提出が定められている開示資料である。有価証券報告書は、決算短信と比較して速報性はないものの¹、「業績等の概要」等の業績に関する情報だけでなく、「対処すべき課題」や「事業等のリスク」など投資判断に有益と考えられる情報をより多く含む。また、ニュースや新聞記事は限られた企業に関する情報が多いが、有価証券報告書は全ての上場企業から公表されているという利点もある²。投資判断に有益なテキスト情報としては、まずは業績に関する情報が考えられる。どんな事象が原因で、そのような業績結果となったのかを知るには、業績に関する項目の因果関係文を抽出すれば良い。また、何をリスク要因や経営課題として捉えて、それに対しどんな対策を講じているのかを知るには、リスクやその企業がもつ課題に関する項目の因果関係文を抽出することで把握できると考えられる。つまり、有価証券報告書の各項目から因果関係文を抽出することは、単純に業績に関する原因と結果だけでなく、その企業のリスク対策や目指している方向性などを把握するための有力情報を取得することになると言えるだろう。にもかかわらず、因果関係文の抽出に関する研究の中で、新聞記事や決算短信を対象とした研究はあるものの、有価証券報告書を対象にした報告はない。そこで、本稿では、有価証券報告書から「業績等の概要」、「対処すべき課題」、「事業等のリスク」を対象に因果関係文を抽出する判別モデルを提案する。具体的には、坂地ら[8]の手法を応用し、有価証券報告書専用の因果関係文を抽出する機械学習を用いた判別モデルを作成した。データはTOPIX1000を構成する企業の2008年から2016年までの有価証券報告書（本決算）に含まれるテキストデータを用いた。

2. 因果関係文の判別モデル

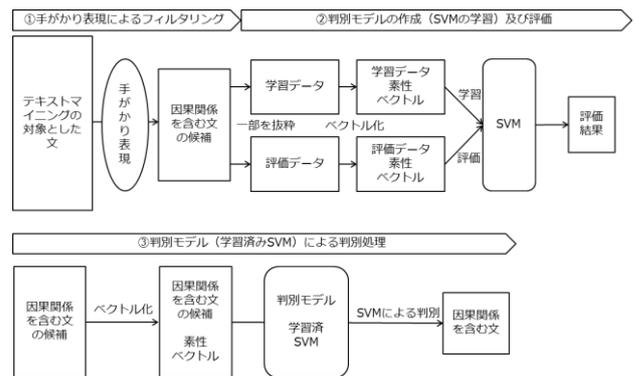
本稿では、新聞記事から因果関係を含む文を抽出する研究[8]で用いられた手法を応用した。この手法は、より広範の因果関係文を対象とできることや高

¹決算短信は、決算期末後45日以内の開示が適当とされ、30日以内の開示がより望ましいとされている。一方、有価証券報告書は、やむを得ない場合を除いて事業年度末から3ヵ月以内の公表が求められている。

²有価証券報告書は、金融商品取引法第二十四条により提出が定められている。企業のHPの他、金融庁のEDINETなどから入手可能。 <http://disclosure.edinet-fsa.go.jp/>

い抽出性能となったことが報告されている。本稿で行った因果関係を含む文の抽出の実際の処理として、まず、テキストマイニングの対象とした文から手がかり表現で因果関係を含む文の候補を抽出した。次に、この因果関係を含む文の候補の一部から学習データ及び評価データを作成した。そして、素性でベクトル化した学習データでサポートベクターマシン（以下、SVM）³を学習させ判別モデルを作成した。判別モデルの評価は、素性でベクトル化した評価データで行った。最後に、因果関係を含む文の候補を素性でベクトル化し、判別モデルで因果関係を含む文を抽出した。なお、SVMのカーネルは線形を用いた。手がかり表現と素性及び学習データと評価データについては後述する。図表1は因果関係文の抽出処理の概要を示す。また、抽出対象となる因果関係を含む文と抽出対象外である因果関係を含まない文の具体例を図表2に示す。ただし、太字は手がかり表現を示している。

図表1 因果関係文の抽出処理の概要



2.1 手がかり表現によるフィルタリング

手がかり表現とは因果関係文を判定する上で重要な手がかりとなる表現を示す。例えば、「猛暑日が連続したため、飲料水の売上が伸びた。」という文の「ため、」が手がかり表現となる。本稿では、決算短信と有価証券報告書は記載される文が類似していることから、決算短信の手がかり表現[9]を参考に37個の手がかり表現を選定した。これらの選定した手がかり表現を含む文が、因果関係を含む文の候補となる。ただし、2文にまたがる因果関係や、手がかり表現が含まれていない文は対象外とした。選定した手がかり表現の例を図表3に示す。

³本稿では、pythonの機械学習のオープンソースライブラリであるscikit-learn (<http://scikit-learn.org/stable/index.html>)を用いた。

図表 2 因果関係を含む文と含まない文の例

因果関係を含む文	シューズ部門では、ランニングブームの継続と、フィッティングの取組みを強化したことにより、ランニングシューズの販売が堅調に推移いたしました。
	また、新興国を中心とする旺盛な需要や新しいエネルギー資源の開発などを背景に、当社グループの事業環境は好転しております。
因果関係を含まない文	また、通商、独占禁止、特許、消費者、租税、為替管制、環境・リサイクル関連の法規制を受けております。
	平成 17 年 7 月 1 日から、製造たばこの販売に際しては、これらの規定に従っております。

図表 3 手がかり表現の例

から、	を背景に、	を受けております。
を反映し、	を反映して	に支えられて
によって	により	ためであります。
に伴う	に伴い、	を受け、

2.2 サポートベクターマシンによる因果関係文の抽出

(1) 学習データ及び評価データの作成方法

SVM の学習データ及び評価データは因果関係を含む文の候補から下記の手順 1-1～手順 1-4 の手順で抽出した後、因果関係を含む場合に正例、含まない場合に負例とするラベル付与を人手で行った。文の抽出においては、精度の高い判別モデルを作成するため、学習データについてより広範の表現を抽出できるような工夫を行った。具体的には、有価証券報告書に記載される文が時期や業種、項目によって特徴が異なることが考えられるため、これらが均一に抽出されるようにした。

手順1-1: 分析対象の有価証券報告書を、有価証券報告書の発表日ベースで年ごとに振り分ける。

手順1-2: 手順 1-1 の各年の有価証券報告書から業種ごとにランダムに 3 社を抽出。計 459 (3 社×17 業種×9 年) の有価証券報告書が抽出される。業種は東京証券取引所が定めた東証 17 業種分類を利用する。

手順1-3: 手順 1-2 で抽出した 459 の有価証券報告書から手がかり表現によるフィルタリングで因果関係を含む文の候補を抽出する。

手順1-4: 手順 1-3 で抽出した各有価証券報告書の文から、「業績等の概要」、「対処すべき課題」、「事業等のリスク」の各項目からランダムに 1 文ずつ抽出。合計 1377 (459 ×3) 文が抽出される。なお、1 文も抽出されなかった有価証券報告書があった場合は、既に抽出済みの有価証券報告書以

外で、同年、同業種内でランダムに取得された有価証券報告書を使用して同じ項目の 1 文をランダムに抽出する。

学習データ及び評価データをそれぞれ 1377 文抽出した後、人手で正例と負例のラベルを付与した。正例と負例の誤判定の発生を抑えるために、少なくとも 3 人の判定が一致するような判定手順で作業を行った。判定員は金融業務に従事する実務者が担当した。正例と負例のラベル付与の手順を手順 2-1～手順 2-4 に示した。学習データ及び評価データとも共通の手順となる。得られたラベル付きデータの内訳は、学習データが正例 782 文、負例 595 文、評価データが正例 733 文、負例 644 文となった。

手順2-1: 抽出した学習データ(または評価データ) 1377 文を 3 グループ (各 459 文) に分割する。

手順2-2: 判定員計 9 人を各グループに 3 人ずつ割り当てる。

手順2-3: グループ内のそれぞれの文に対して、判定員 3 人が同じ判定だった場合はその判定を採用し正例または負例のラベルを付与する。

手順2-4: 手順 2-3 でラベルが付与されなかった文に対しては、別の判定員 2 人が判定を行う。5 つの判定のうち、同じ判定が 3 つ以上となった判定を採用しラベルを付与する。

(2) 素性の作成

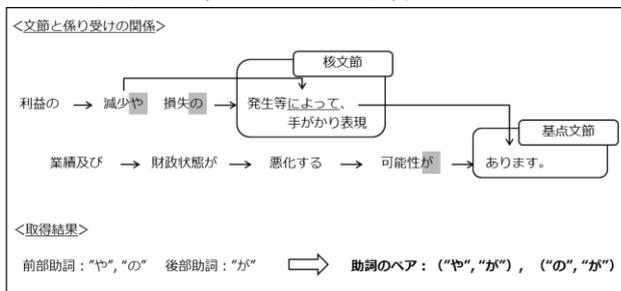
判別モデルとして SVM を用いる際、学習、評価及び学習後の判別処理において、文の特徴を表す素性が必要となる。本稿では坂地ら[8]を参考に 4 つの素性を利用した。各素性の概要を図表 4 に示す。ただし、図表 5<文節と係り受けの関係>は係り受け解析を行った文節と係り受けの関係を表しており、一塊の文字列が文節を、矢印が係り先を示している。因果関係を含む文の特徴を適切に捉えるために、文

図表 4 素性の概要

素性の名前	概要
助詞のペア	核文節に係る文節に含まれる助詞を前部助詞，基点文節に係る文節の助詞を後部助詞とし，前部助詞と後部助詞を合わせた全ての助詞のペア（重複を除く）。 ただし，前部助詞が取得できない場合は，核文節より前の最も近い文節の助詞を前部助詞とする．存在しない場合は欠損値．また，後部助詞が取得できない場合は，核文節より後で基点文節に最も近い助詞を後部助詞とする．存在しない場合は欠損値． ※核文節は手がかり表現を含む文節．基点文節は核文節の係り先の文節． ※助詞のペアの取得イメージは図表 5 を参照．
文に含まれる手がかり表現	図表 3 を参照．
形態素ユニグラム	因果関係を含む文の候補を形態素解析器で分解した形態素のうち，頻度が 2 以上のものを抽出し重複を除いたもの．
形態素バイグラム	因果関係を含む文の候補を形態素解析器で分解し，隣り合った全ての形態素ペア（重複を除く）．

に含まれる手がかり表現と構文的な素性である助詞のペアが素性として含まれている．SVM に入力される最終的なデータは，取得した全ての素性を並べて，文に含まれている素性を 1，含まれていない素性を 0 としたベクトルとなる．素性の作成においては，形態素解析では形態素解析器 MeCab⁴ [4] を，構文解析では係り受け解析器 CaboCha⁵ [3] を用いた．

図表 5 助詞のペアの取得イメージ



3. 判別モデルの評価結果

SVM を学習させ作成した判別モデルの評価結果を図表 6 に示す．ただし，平均／合計の欄は，精度，再現率，F 値について，因果関係を含む文と含まない文の数で加重平均した値を，データ数については合計を示している．

因果関係を含む文の場合も，含まない文の場合も，精度，再現率，F 値 とも 0.8 を超える結果となった．また，図表 7 に抽出された因果関係を含む文の例を示す．

図表 6 判別モデルの評価結果

	精度	再現率	F 値	データ数
因果関係を含む文	0.85	0.89	0.87	733
因果関係を含まない文	0.87	0.82	0.84	644
平均／合計	0.86	0.86	0.86	1377

4. 考察

判別モデルの評価は，因果関係を含む文の場合も，含まない文の場合も，精度，再現率，F 値 とも 0.8 を超え，良好な判別結果となったが，この要因としていくつかの理由が考えられる．1 つは，上手くモデルの学習が機能するような学習データが準備できたことが考えられる．実際に，年，業種，項目ごとに万遍なく文を取得していることや，手がかり表現でフィルタリングしたことで正例候補が絞られ，結果的に正例と負例の割合がおおよそ 6 対 4 となり，偏りなく広範の表現の学習データが準備できた．その他，本稿で対象とした有価証券報告書の因果関係を含む文の構文や単語は似たものが多かったという可能性や，本稿の素性で上手く捉えられるようなシンプルな特徴を持つ文が多かった可能性も考えられる．ここで，シンプルな特徴を持つ文は，因果関係を含むか否かの人による判別が容易であると考え，SVM の性能評価の追加確認を行った．評価データとしては，手順 2-3 において，最初の判定員 3 人の判定が一致した文を判別の容易な文としたデータ，反対に，3 人の判定が一致しなかった文を判別の難しい文としたデータのそれぞれを用いた．その結果を

⁴ <http://taku910.github.io/mecab/>

⁵ <https://taku910.github.io/cabocha/>

図表 7 判別モデルの因果関係文抽出結果例

項目名	因果関係文として抽出された文
業績等の概要	投資活動によるキャッシュ・フローは、船舶の取得による支出などにより、当連結会計年度は 1,455 億 40 百万円のマイナスとなりました。
事業等のリスク	一方、9 月以降には取引先からの返品が発生するため、第 4 四半期の収益が低下いたします。
対処すべき課題	ロール事業では、事務機の構造変化や高耐久化の加速による補修品市場の縮小といった環境変化により販売の低迷が想定されます。

図表 8 判別モデルの追加の評価結果

判別 難易	因果 関係 有無	精度	再現率	F 値	データ 数
易	有	0.93	0.93	0.93	590
	無	0.91	0.91	0.91	454
難	有	0.58	0.74	0.65	143
	無	0.75	0.60	0.67	190

図表 8 に示す。判別の容易な文については、判別性能の評価が高く、一方で、判別の難しい文は判別性能の評価が低い結果となった。判別の難しい文は 5 人の判定員で判別されており、単純にルール化できるような因果関係を含むか否かの基準だけではなく、判定員それぞれの異なる経験と様々な観点から判別されている。他方、SVM では、限られた学習データと決められた素性で学習しているため、ルール化できるような基準は反映できても、個々人の経験や様々な観点までは反映しきれなかったのかもしれない。このようなニュアンスと呼べる要素を加味するには、まず、判別が難しい文の学習データを増やすことや、判別の難しい文に対する因果関係が含まれるか否かの判別基準となる特徴などを、素性として新たに加える等の工夫が必要になると考えられる。

5. まとめ

本稿では、有価証券報告書から因果関係を含む文を抽出する判別モデルを提案した。作成したモデルの評価では、因果関係を含む文の場合も、含まない文の場合も、精度、再現率、F 値 とも 0.8 を超え、良好な判別結果となった。この判別モデルにより有価証券報告書独自の投資判断に有益な情報の効率的な抽出が期待できるだろう。

また本稿における SVM による判別モデルについて、判別が難しい文の学習データを増やすことや、

判別の難しい文の因果関係が含まれるか否かの判別基準となる特徴などを素性として新たに加える等の工夫をすることで、判別モデルのさらなる性能の向上が見込めるだろう。

参考文献

- [1] 五島圭一, 高橋大志, 寺野隆雄: 「ニュースのテキスト情報から株価を予測する」, 第 29 回人工知能学会全国大会 大会論文集, Vol.29, pp.1-3, (2015)
- [2] 北森詩織, 酒井浩之, 坂地泰紀: 「決算短信 PDF からの業績予測文の抽出」, 電子情報通信学会論文誌 (D), Vol.J100-D, No.2, pp150-161, (2017)
- [3] 工藤拓, 松本裕治: 「チャンキングの段階適用による日本語係り受け解析」, 情報処理学会論文誌, Vol.43, No.6, pp1834-1842, (2002)
- [4] 工藤拓, 山本薫, 松本裕治: 「Conditional Random Fields を用いた日本語形態素解析」, 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL), Vol.2004, No.47, pp89-96, (2004)
- [5] 沖本竜義, 平澤英司: 「ニュース指標による株式市場の予測可能性」, 証券アナリストジャーナル, Vol.52, No.4, pp.67-75, (2014)
- [6] 酒井浩之, 小林義和, 坂地泰紀: 「企業の決算短信 PDF から抽出した業績要因への極性付与」, 第 15 回金融情報学研究会, pp.7-12, (2015)
- [7] 酒井浩之, 西沢裕子, 松並祥吾, 坂地泰紀: 「企業の決算短信 PDF からの業績要因の抽出」, 人工知能学会論文誌, Vol.30, No.1, pp.172-182, (2015)
- [8] 坂地泰紀, 増山繁: 「新聞記事からの因果関係を含む文の抽出手法」, 電子情報通信学会論文誌 (D), Vol.J94-D, No.8, pp1496-1506, (2011)
- [9] 坂地泰紀, 酒井浩之, 増山繁: 「決算短信 PDF からの原因・結果表現の抽出」, 電子情報通信学会論文誌 (D), Vol.J98-D, No.5, pp811-822, (2015)