

説得コミュニケーションの構造化フレームワーク

Knowledge Discovery from the Structure of Persuasive Communication

矢田勝俊*¹
Katsutoshi Yada

松村真宏*²
Matsumura Naohiro

*¹ 関西大学商学部
Faculty of Commerce, Kansai University

*² 大阪大学大学院経済学研究科
Graduate School of Economics, Osaka University

The purpose of this research is to develop a knowledge management framework and process to transform tacit knowledge in conversation and persuasive skills for the overdue payment collection into explicit knowledge. It is difficult to carry out quantitative measurements of the persuasive skills of business communications because such skills are likely to involve difficult to understand, unseen and unknown knowledge. In this paper we present skill mining system, named SMPC (Skill Mining from Persuasive Communication), to discover distinctive patterns from a large amount of communication data using the text mining and the statistical methods. Applying this framework to communication data between operators and customers in a Japanese telecommunications company, we were successful in converting a part of the tacit skills of the operators to explicit knowledge.

1. はじめに

近年、日本ではある世代の大量の労働者が定年を迎えることによって生じる熟練労働者の不足、いわゆる「2007年問題」に多くの企業が直面している。熟練労働者は長期間かかって育成されるもので、企業にとって持続的競争優位の源泉であり、取替えがきかない価値ある資産 [Barney 02] である。彼らが持つスキルは企業に大きな価値をもたらすものであり、言葉で表現することが難しく暗黙的な知識 (tacit knowledge) と呼ばれる [Nonaka 95]。様々な研究がそうした暗黙的な知識の重要性 [Yada 04] を指摘しており、熟練労働者の不足は企業に大きな危機をもたらす。しかしながら、こうした暗黙的な知識であるスキルはその伝承が難しく、明示的な知識に変換し組織メンバーに共有させることは企業にとって重要な課題である。本論文で我々は、こうしたスキルの1つである顧客との交渉における説得コミュニケーションに関するスキルを扱う。

電気通信に関連するある日本企業は近年の不景気によって、未払い債権が増加している [矢田 05]。この会社では、その商品やサービスを利用するための料金支払を遅延している顧客と専門のオペレーターが電話によって交渉し、未払い債権を回収している。債権回収率によって評価されているオペレーターには継続的に高い回収率を達成する交渉に熟練したグループと低い回収率のグループが存在していた。これらから高回収率者は何らかの交渉スキルを持っているものと推測できる。そのようなオペレーターが数年の間に大量に定年退職していくことは、企業に深刻な影響を与えるであろう。企業は早急にオペレーターたちが持つスキルを他のメンバーに伝えるために、それらを理解可能な明示的な知識へと変換する必要に迫られていた。しかしながら、複数の管理者やオペレーターにインタビュー調査、アンケート調査を行っても、一貫した債権回収の交渉スキルを発見することはできなかった。

そこで我々は、オペレーターと顧客の間の交渉における会話であるコミュニケーションデータを蓄積した大規模な業務データベースに注目した。我々は、顧客とオペレーターの会話がすべ

て記録されているこのデータベースから、回収率に影響を与える何らかの交渉の会話内容の傾向を抽出できるのではないかと考えた。しかしながら、このような会話の内容を記述したテキストデータ、コミュニケーションデータは構造化されていない、大量のデータであり、我々が知る限り、これらを解析する定量的かつ汎用的な手法は存在しない。

本研究の目的は、債権回収オペレーターの会話、交渉スキルに関する暗黙的な知識を理解可能な明示的な知識に表出化する知識管理のフレームワークとプロセスを開発し、企業のデータを用いてその有用性を検証することである。本論文で我々は、テキストマイニングや統計手法などを統合することによって、大量のコミュニケーションデータから効果的な説得を生み出す有用な知識を発見する定量的かつ汎用的な方法論を提案する。本論文で扱ったケースでは、日本の通信関連企業における顧客との交渉データに我々の手法を適用することによって、オペレーターが持つ暗黙的なスキルの一部を明示的な知識へと変換することに成功している。

本論文の構成は以下のとおりである。次のセクションは説得コミュニケーションと内容分析に関する既存の研究を紹介している。それから我々は説得コミュニケーションデータから有用な知識を発見するフレームワークを説明する。次に日本の通信企業における顧客とのコミュニケーションデータに我々が提案する手法を適用し、新しい知識を発見したケースを説明する。最後に本論文のまとめと残された将来の研究課題を指摘する。

2. 説得コミュニケーションと内容分析

従来、本論文で扱っているような顧客との交渉に関するコミュニケーションの分析は説得コミュニケーション [Bettinghaus 68] という研究領域で行われてきた。説得とはコミュニケーションを通して相手に問題を納得させ、態度や行動を意図する方向に変化させようとする影響行為 [Erwin 01] [Perloff 93] [Seiler 99] である。説得を研究する分野では、説得を促進する要因や説得のメカニズムの解明、説得の成功の予測問題など [McGuire 85] が検討されてきた。しかしながら、これらの既存研究の多くは質問表調査や実験室実験などの手法を用いて行われており、こうした手法は本研究で扱う現実のビジネスで発生した大量の会話情報を定量的、かつ汎用的に扱えるものではない [Araki 05]。

本論文で扱うような会話のテキストデータから特徴抽出する手法としては、従来、内容分析 [Krippendorff 80] という方法が用いられてきた。内容分析とは、言語やその他のシンボルを用いたコミュニケーションデータから推論を導き出す科学的方法のことである。質問表調査やインタビュー調査の多くが後でコード化しやすいように、いくつかの選択肢を設けてデータを構造化しておく。内容分析は構造化されていないデータを主に扱うため、事前にデータ生成に意図的なコントロールを行わなくてよい。このような手法は頻出単語の算出に計算機を利用することによって、大量の文字データを扱えるようになり、心理学や社会学、政治学など様々な実践的問題に利用されている [Pool 59] [Stone 66]。

しかしながら、それらの研究の多くは、分析の文脈があらかじめ決まっただけで、分析者が何らかの仮説を持ち、その検証を行うものである。具体的には事前に複数の単語群で構成される単語リストが生成され、その頻度や共起度、文章内の距離などを計算することで、何らかの意味解釈を生み出そうとする。残念ながら、我々がオペレーターや管理者に行った事前のインタビュー調査からは、信頼できる仮説を生成することはできなかった。したがって、我々は大量の会話情報から仮説そのものを発見する手法を開発する必要がある。

3. 説得コミュニケーションデータのマイニング

3.1 説得コミュニケーションデータと分析目的

本研究の目的は、顧客と行う説得コミュニケーションに関するデータから、高回収率のオペレーターと低回収率のオペレーターの交渉スキルの違いを抽出するため、テキストマイニングと統計解析を統合したフレームワークを提示することである。我々は、オペレーターが未払い債権に関する顧客との交渉において、どのようなタイミングでどのような言葉が話すときに回収率が高くなるかを明らかにしようとする。本論文で扱う未払い債権の回収交渉に関する説得コミュニケーションデータは、通常の会話データであり、構造化されていない膨大なデータである。我々はオペレーター間の分類モデルを構築するため、テキストマイニングと統計解析を統合し、そうしたデータを会話内の時間情報を持たせたまま構造化するプロセスを開発する。本論文において開発されるこうしたプロセス、システムを **SMPC**(Skill Mining from Persuasive Communication Data)と呼ぶ。

本論文における未払い債権とはある企業の商品（もしくはサービス）の利用料の未払いに関するもので、債務者とはその未払いの顧客のことである。オペレーターとは未払い料金の支払について顧客と電話によって交渉する債権回収担当者である。通話とは一人の顧客に要した1回の電話での交渉を単位とし、オペレーターと債務者とのメッセージのやり取りによって構成される。メッセージとはオペレーター（もしくは債務者）の会話が始まり、相手が応答するまでの文章のかたまりで、メッセージは名詞や動詞、形容詞、感嘆詞などの単語から構成される。

3.2 説得コミュニケーションからのスキル抽出のフレームワーク

SMPC は、1) オペレーターの分類、2) メッセージの定量化、3) キーワードのグループ化、そして 4) オペレーターの特徴抽出の4つのフェーズから構成されている。以下では、これら4つのフェーズのそれぞれの手続きについて詳細に説明する。

オペレーターはそれぞれ割り当てられた債権に関する情報とその回収状況によって管理されており、その成績は業務データとして継続的に蓄積されている。業務データベースから抽出さ

れたそうしたデータをもとに、未払い債権回収率(r)は、割り当てられた債権の合計金額に占める、回収済み債権の合計金額の割合として定義される。オペレーターごとに未払い債権回収率を算出し、**k-means** によるクラスタリングによってオペレーターを高回収率者と低回収率者に分類する。

次にメッセージの定量化にはテキストマイニングを利用する。未払い債権の支払に関する顧客とオペレーターとの会話データは、構造化されていない扱いにくい膨大なデータである。我々は説得コミュニケーションにおけるオペレーターが使う単語とそのタイミングに焦点を当て、次のようなプロセスでメッセージの定量化を行う。

- 通話内におけるメッセージの時間情報のデータを生成する。
- 形態素解析によって、通話内の対象のメッセージを単語に分割する。
- 2文字以上からなる形容詞、動詞、感動詞、カタカナ、人名、地名、普通名詞以外を削除する。
- 残った単語の頻度を数え、頻出単語の上位 N 語からなるキーワードリストを作成する。
- 縦軸にメッセージ、横軸に上のキーワードリストに含まれる単語を取り、メッセージごとにキーワードが含まれていれば1、含まれていなければ0とするテーブルデータを作成する。
- 最後にこのテーブルデータと最初に生成した通話内のメッセージの時間情報データを結合する。

このプロセスによって、メッセージに含まれるキーワードとその通話内のタイミングに関する情報を定量化することができる。

こうしたプロセスによって抽出されるキーワードは膨大であるため、何らかの意味を抽出するためにキーワードへの前処理が必要となる。出現頻度が極端に低い単語は債権固有のものである可能性が高く、我々の分析対象からは除外した。それでも全通話に含まれる単語は膨大になるため、これらをそのまま用いても有用な情報は得られない。そこで、我々は因子分析によって単語群に含まれる潜在因子(単語グループ)を抽出し、それらの意味を解釈することが現実的な解決につながると考えた。抽出された因子の単語グループのキーワードリストを作成し、メッセージがどの単語グループのキーワードをどのタイミングで含まれているかについて、テーブルデータを生成した。

最後のフェーズでは、上述のプロセスで生成されたデータを用いてオペレーターの特徴抽出を行う。第一フェーズで定義されたオペレーター分類を目的変数、メッセージに含まれる単語グループとそのタイミング情報を説明変数として分類モデルを生成する。

4. 実験

本研究の対象となるデータは、日本のある企業における未払い債権回収に関するオペレーターと顧客の間の会話データである。顧客との利用代金の支払交渉を行うオペレーターは、交渉相手の情報(過去の支払状況や契約条件、債権金額など)を検索するためのPC、ヘッドフォンとハンディマイクを使って顧客と会話する。我々はPCでの検索情報を蓄積するシステムと会話内容を録音する機器をオペレーター16人に対して設置した。2005年3月の2週間にわたってデータを蓄積し、108件の債権回収交渉を分析対象にした。これらの通話内で交わされたメッセージのうち、オペレーターが発した顧客へのメッセージは約15000であった。平均通話時間は約6分、1通話当たりの平均メッセージ数は約72メッセージであった。

4.1 オペレーターの分類とキーワードリストの生成

未払い債権の回収率を基準にオペレーターを2つのグループ(高回収率者と低回収率者)に分類した。高回収率者の平均回収率は16.56%, 低回収率者は11.91% ($p < 0.05$)であった。2つのグループ間に債権金額や滞納期間、通話時間など間に有意な差はなかった。次に通話内の頻出単語を抽出し、キーワードリストを生成した。このケースの場合、頻出単語の上位200単語をキーワードとして設定した。そして通話内のメッセージの時間情報を結合し、データセットを作成した。

4.2 因子分析によるキーワードのグループ化

我々は因子分析によってデータセットから、オペレーターが利用するキーワード群として、以下の4つの潜在因子(表1を参照)を発見した。Kaiser-Meyer-Olkin(KMO)の値は0.587で適用できる範囲内 [Hutcheson 99] であり、パートレット検定では1%水準で有意であった。

表1:メッセージ内で用いられたキーワードの因子分析結果

words	Factors			
	1	2	3	4
確認	0.74		-0.241	
願う	0.662	0.387		
送る	0.637			
分割	0.607	0.271		0.305
入金	0.574			
一括	0.495			
手紙	0.486		0.34	0.285
金額	0.415		0.216	
全額	0.226			
届く	0.213			
がんばる		0.689		
裁判		0.653		
払える		0.589		
もらえる		0.515		
入る	0.316	0.496		
延滞			0.777	
利息			0.675	
シヨップ			0.436	
弁護			0.366	
使える			0.239	
約束			0.224	
いえない				0.617
書類				0.539
わかる				0.529
解除				0.413
いや				0.412
はいはい			0.228	0.267
責任				0.218

Rotation method: Kaiser Method (Vari-max method for normalization, 6 rotations)

第一因子には、支払への具体的な手続きを債務者と一緒に作り上げる際に用いられるキーワード、「分割」「入金」そして「一括」などに高い負荷量が付与された。我々はこの因子を「支払い方法の共同作成」と名づけた。

第二因子には、会話の最後の支払確認で使う「払える」「がんばる」そして「もらえる」などのキーワードに高い負荷量が付与された。これらは、オペレーターが様々な交渉を行った後に最後の確認を行うために使う言葉で、我々はこの因子を「支払確認」と名づけた。

第三因子にはオペレーターが現在の債務者の不利な状況を説明する際に使われる「延滞」「利息」そして「弁護」などのキーワードに高い負荷量が付与された。オペレーターが顧客の支払遅延を指摘したり、弁護士からの手紙が着いているかなどを確認しているときに使う言葉であり、我々はこの因子を「債務者への状況説明」とした。

最後の因子は、「わかる」「いや」「ええ」など、債務者の遅延の言い訳に対して、オペレーターが受動的に話しているときに良く使われる言葉が含まれていた。これを「言い訳への受動的応答」とする。このようにオペレーターの使っている言葉は4つの単語グループによって分類される。このように抽出された4つの単語グループの利用頻度を、オペレーターの特徴を抽出するために、メッセージごとに算出し、前フェーズで生成されたデータセットに結合する。

4.3 オペレーターの特徴抽出

この最後のフェーズにおいて、抽出された4つの単語グループの情報と通話内の位置情報を用いて、高回収率者と低回収率者の説得コミュニケーションの違いを明らかにする。最初に通話内の時間情報を利用しなくても、第一因子、第二因子、そして第四因子の通話内の出現(利用)頻度において高回収率者と低回収率者の間に有意な差が見られた。

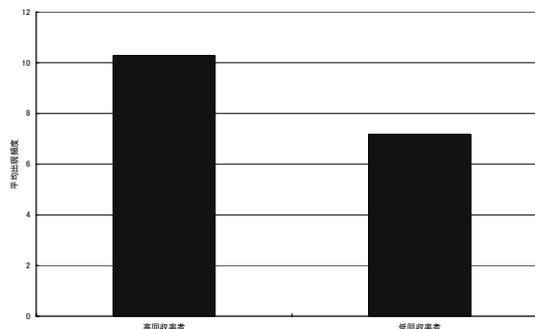


図1:「支払い方法の共同作成」の単語グループの出現頻度

例えば、高回収率のオペレーターは「支払い方法の共同作成」の単語グループを平均10.28回で、低回収率のそれ(7.18回)より多く使っていた(図1を参照)。同様に、「支払確認」の単語グループも高回収率のオペレーターはより多く使っていた。一方、低回収率者は「言い訳への受動的応答」の単語グループを平均7.85回と高回収率者の3.11回より多く使っていた。つまり、高回収率者は債務者と支払い方法を一緒に作成していく作業に多くの時間を費やし、交渉の最後にきちんと念をおし、確認することを忘れないと考えられ、低回収率者はそうした会話よりも、債務者の遅延の言い訳を受動的に聞きすぎてしまい、相手のペースで交渉が進んでいると思われる。

さらに通話内の時間情報と4つの単語グループの出現頻度の関係を分析すると、第三因子の「債務者への状況説明」の単語グループの使い方のタイミングに有意な差が見つかった。低回収率のオペレーターは「債務者への状況説明」の単語群を通話の後半まで繰り返し利用しているのである。図2は低回収率者の「債務者への状況説明」単語グループを使うタイミングを示

している。ここからわかるように、彼らは「債務者への状況説明」単語グループの65%を通話の後半で用いている。つまり、高回収率のオペレーターは通話の前半で債務者に伝えるべきことをきちんと終わっているのに対し、低回収率のオペレーターは通話の後半まで債務者に対し状況説明を繰り返していると推測できる。

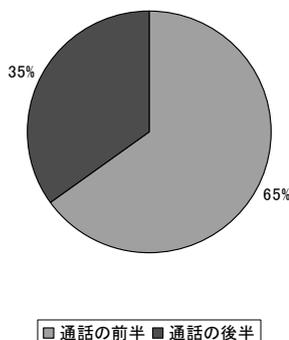


図2: 低回収率者における「債務者への状況説明」の単語グループの通話内出現タイミング

4.4 ビジネスへのインプリケーション

これらの得られた結果をオペレーターにフィードバックし、彼らにインタビューを行い、次のようなビジネスへのインプリケーションを得ることができた。

- **支払い方法の作成は具体的な内容を検討するために、十分な時間を使って債務者を説得する。** あるオペレーターは「債務者からより具体的な支払金額と期日、その方法を自ら言わせるかが回収に大きく関わってくるような気がする。そのためにはじっくり相手の話を聞きますね。」と述べている。支払い方法を債務者自らが作成に加わり、債務者の十分な理解とコミットメントを引き出すことで回収率が向上すると考えられる。債務者の話を聞く際には相手の発言の内容に注意をし、支払い方法のより具体的な内容へと発言を誘導すべきである。
- **自分の主張を相手に理解させるために、交渉中に相手のペースに巻き込まれることなく、自分がコミュニケーションをリードする。** 通常、このような債務者は自らの非を認めず、彼らの状況をオペレーターに理解し、同情してもらい、あわよくば支払いを逃れようとする。オペレーターが彼らの言い訳を延々と聞かされることはよい交渉をしているとはいえない。ある高回収率のオペレーターが「確かに債務者の言い訳はほとんど聞いていません。すぐに話題を変えるようにしています。」と言うように、交渉中に相手のペースで会話を進めるのではなく、自分がコミュニケーションをリードすることが重要である。そのために、支払遅延の言い訳などを話し始めたら、支払い方法へ話題を戻すことを心がける必要がある。

こうしたインプリケーションは従来の手法では発見できなかったものであり、高回収率のオペレーターが持つ暗黙的な知識の一部を明示的な知識に変換したものである。これらの知見を基礎に研修プログラムの見直しなどによって未払い債権の回収率向上への貢献が期待できる。

5. 結論

本論文で我々は債権回収のオペレーターがもつ説得コミュニケーションの暗黙的なスキルを明らかにする手法を提案した。我々が開発した手法を日本の通信企業のデータに適用したところ、高回収率者と低回収率者のコミュニケーションの内容の違いという、従来の手法では得られなかった新しい知識を発見することができた。我々の手法は大量の会話情報から有用な知識を発見する定量的かつ汎用的なものであり、様々な領域への応用が可能である。

しかしながら、本論文には残されたいくつかの問題がある。本論文のケースで扱ったオペレーターの人数は比較的少なかった。我々はより多くのオペレーターのデータを我々の手法で解析することによって、見つけた仮説の妥当性を検証する必要がある。また、本研究では債権金額や顧客の個人属性といった定量的なデータと仮説の間の関係性を明らかにすることができなかった。最後に、我々の手法は会話の中の時間情報の一部しか扱っていない。我々は説得コミュニケーションにおけるダイナミックなプロセスの解析のためのフレームワークを開発しなければならない。

参考文献

- [Araki 05] Araki, T., Hamada, S., Matsumura, N., Niwase, S., Ohsawa, Y. and Yada, K.: Chance Discovery from Consumer Research Using KeyGraph, Readings in Chance Discovery, Advanced Knowledge International, pp. 373-384 (2005).
- [Barney 02] Barney, J. B.: Gaining and Sustainable Competitive Advantage, Second Edition, Prentice-Hall (2002).
- [Bettinghaus 68] Bettinghaus, E. P.: Persuasive Communication, Holt Rinehart & Winston (1968).
- [Erwin 01] Erwin, P.: Attitudes and Persuasion, Psychology Press (2001).
- [Hutcheson 99] Hutcheson, G. D. and Sofroniou, N.: The Multivariate Social Scientist, Sage Publication (1999).
- [Krippendorff 80] Krippendorff, K.: Content Analysis: An Introduction to Its Methodology, Sage Publication (1980).
- [McGuire 85] McGuire, W. J.: Attitudes and Attitude Change, Lindzey, G. and Aronson, E. (Eds.), The Handbook of Social Psychology, Third Edition, Random House, pp. 233-346 (1985).
- [Nonaka 95] Nonaka, I. and Takeuchi, H.: The knowledge-Creating Company, Oxford University Press (1995).
- [Perloff 93] Perloff, R. M.: The Dynamics of Persuasion, Lawrence Erlbaum Associates (1993).
- [Pool 59] Pool, I. D. S.: Trends in Content Analysis, University of Illinois Press (1959).
- [Seiler 99] Seiler, W. J. and Beall, M. L.: Communication: Making Connections, 4th Edition, Allyn and Bacon (1999).
- [Stone 66] Stone, P. J., Dunphy, D. C., Smith, M. S. and Ogilvie, D. M.: The General Inquirer System: A Computer Approach to Content Analysis, MIT Press (1966).
- [Yada 04] Yada, K.: Knowledge Discovery Process and Introduction of Domain Knowledge, Montano, B. (Ed.), Innovations of Knowledge Management, IRM Press, pp. 86-98 (2004).
- [矢田 05] 矢田勝俊・松村真宏: コミュニケーションデータからのスキル表抽出手法, 2006 年度組織学会年次大会報告要旨集, pp.37-42 (2005).