

営業活動における意思決定プロセス発見手法とイベント推定 : プロセスマイニングの応用アプローチ

中山義人^{†1 †2} 森雅広^{†2} 成末義哲^{†1} 森川博之^{†1}

概要: 営業活動の意思決定プロセスでは、営業担当者の判断により結果が大きく左右される。そこで、個人の経験や直感といった属人的要素を意思決定プロセスから取り除くことにより、受注確率の高い営業活動プロセスを組織全体で確立するための手段が求められている。筆者らはこの課題に対し、機械学習モデルを用いた意思決定支援システムの構築を試みている。その構築には、営業活動の意思決定プロセスから効果のある規則性を抽出するプロセス発見技術が不可欠である。従来のプロセスマイニングにおけるプロセス発見手法では、システム出力されたイベントログに含まれるイベントの実行順序の情報から、業務プロセスの規則性やルールを抽出して、定型的な業務プロセスを作成することができる。しかし、営業活動の意思決定プロセスにおいては、事前に規則性やルールが分かっているだけでなく、入力情報が営業日誌などの非構造化データであるために、従来のプロセス発見手法を適用することは困難である。そこで本稿では、営業日報から機械学習によって受注確率の高いイベントの流れをプロセスとして抽出する手法を新たに提案するとともに、その最初のステップとなる「イベント推定」について、検証手順とその結果について述べる。

キーワード: 営業活動, 意思決定支援, プロセスマイニング, ディジションマイニング, プロセス発見

The process discovery technique and event estimation in the sales activity: The application approach of process mining

YOSHIHITO NAKAYAMA^{†1 †2} MASAHIRO MORI^{†2}
YOSHIAKI NARUSE^{†1} HIROYUKI MORIKAWA^{†1}

Abstract: In the decision-making process of sales activities, the result depends greatly on the judgment of sales personnel. Therefore, the means for establishing the efficiency of sales activities throughout the organization are required by eliminating individuals' factors such as experience and intuition from the decision-making process. In order to solve this problem, we are developing the business decision support system using a machine learning model. For that, the process discovery technology that extracts regularity from the decision making process of sales activities is essential.

In the process discovery method in conventional process mining, the regularity and rules of business process are extracted from information on execution order of events contained in the event logs output from the systems. However, in the decision making process of sales activities, it is difficult to apply the conventional process discovery method because the rules are not known in advance and the input information is unstructured data such as business diaries.

In this paper, we provide the new method to extract the process with high order acceptance probability from the business diaries, and describe the verification results of "event estimation" which is the first step of the new method.

Keywords: Sales activity, Decision making support, Process mining, Decision mining, Process discovery

1. はじめに

営業活動における意思決定プロセスには予め明確なルールが存在せず、営業担当者の経験や判断にもとづいて実施されるため、その成果も自ずと属人的なものとなる。筆者らは、機械学習モデルを用いることによって、属人性を意思決定プロセスから除外し、受注確率の高い営業活動を組織全体で実施することが可能となるような業務意思決定支援システムの構築を目指している。

受注確率の高い営業活動のプロセスを学習するためには、営業日誌などの非構造化データを入力情報として、予め明確なルールが存在しない非定型プロセスから、受注確率の高い営業プロセスの規則性を発見する、という営業活動に特有の課題を解決する必要がある。

従来のプロセスマイニング[1, 2]は、定型的な業務プロセスであることを前提に、システムから出力されたすべてのイベントログを包含した規則性のあるプロセスモデルを生成する手法である[3]。プロセスを構成するイベントの順序

†1 東京大学大学院工学系研究科
School of engineering, The University of Tokyo

†2 (株) NTT データイントラマート
NTT DATA INTRAMART Corporation

が明確に事前定義されている必要があり、最終的には BPMN 形式[4]でプロセスモデルが記述される。そのため、イベントの実行順序が事前に明確化することのできない業務意思決定のプロセス発見に対して、従来のプロセスマイニングを適用することは難しい。

そこで、近年はこのような条件分岐を含んだ業務意思決定プロセスを対象にした新しいプロセスマイニング手法であるディシジョンマイニング[5]に関する研究が始まっている。しかし、注目を集めてきているディシジョンマイニングも、ディシジョンツリーにある条件分岐の全ルートを網羅できるルールが予め明確化されていることが前提であり[6]、さらにインプット情報は仕様が明確なイベントログとなるため、非構造化データを対象にした非定型な業務プロセスの特徴を持つ「営業活動における意思決定」への適用は困難である。一般的に「営業活動における意思決定」では以下の特徴がある。

- ・ルール自体が予めわからない。過去の経験などの暗黙知をもとにした意思決定である。
- ・日常の営業担当者の活動結果は営業日報としてテキスト情報で登録され、また顧客とのやりとりは同じくメールによるテキスト情報となるので、仕様が明確なイベントログではなく自然文が対象となる。

そのため、従来のディシジョンマイニング手法を「営業活動における意思決定」のプロセス発見のステップに適用すると以下が課題となる。

- (1) 明確なルールが予めわからず、分岐条件となる情報を特定できないため、プロセスの抽出手法を新たに提示する必要がある。
- (2) 自然文などの非構造化データをインプット情報にした場合のプロセスマイニングの手法がない。インプット情報は、従来のプロセスマイニングが入力として扱うイベントログ(ケース、イベント、タイムスタンプ)ではなく、メールや営業日報をはじめとした自然文の非構造化データが中心となる。これらの非構造化データからのプロセス発見の手法を新たに提示する必要がある。

本稿では、これらの課題を解決するため、業務意思決定支援システムに向けた意思決定プロセス発見手法を新たに示すとともに、特に(2)で述べた営業日報などの非構造化データをインプット情報とした場合のプロセスマイニングの手法について述べる。具体的には、蓄積されている営業日報が営業プロセスの中でどのイベントに属するものなのかを機械学習で推定する手法の検証結果を示す。

2. 関連研究

システムのイベントログなどからプロセスを自動抽出する技術「プロセスマイニング」は、主に2000年前半から研究開発が活発化し、ようやくツールの安定化、データの標準化に向けた取り組みがなされつつあり、実用的な普及が

始まろうとしている。プロセスマイニングは一般的に以下の3つのステップからなる[7]。

- (1) プロセス発見 (process discovery)
イベントログを入力として、それを満たすプロセスモデルを出力する技術。いわばトレーニングのステップであり、ルールを抽出することが目的である。
- (2) 適合性評価 (conformance check)
プロセスモデルとイベントログを入力として、出力されたプロセスモデルの適合性を判定する技術。具体的には、(1)で抽出されたプロセスモデルをさまざまなイベントログと突き合わせることで、どれくらいの適合性があるかを評価する。
- (3) 強化 (enhancement)
実行されたプロセスモデルから出力された「flow time」や「waiting time」などのイベントログを入力として、より適合性の高いプロセスモデルを出力する技術。

しかし、プロセス発見のステップにおいて、従来のプロセスマイニング手法は BPMN の制約により手続き型であり柔軟性がないことから、ディシジョンマイニングが登場した。ディシジョンマイニングでは、意思決定のタイミングで提示された情報によって、ルールにもとづいてイベントの実施順序が決定するような意思決定プロセスを対象とした手法であり、意思決定の分岐が静的なディシジョンツリーで表記され、記述形式としては DMN (Decision Model and Notation) [8]が提唱されている。

ディシジョンマイニングにおいては、まず全ルートを網羅するプロセスを仕様の明確なイベントログから作成し、その中から分岐を伴う判断ポイントを見つけ、そこからディシジョンツリー分析のアルゴリズムで判断ルールを抽出して DMN を生成するという手順で進行する[9]。

つまり、ディシジョンツリー分析にもとづいて意思決定の判断ルールが事前に定義できることが当手法を適用するための前提となる。そのため、未知の競合先が出現した際にはその競合先を調査するプロセスへと分岐する、といった判断ルールを事前に定義できる場面には営業活動においても利用することができる。

しかし、一般の営業活動における意思決定においては、営業日報の中に意思決定に必要な情報が非構造化データの形式で組み込まれてルールが予めわからないため、ディシジョンマイニングと異なるアプローチを用いてプロセス発見のための解決策を提示する必要がある。

3. 営業活動における意思決定のユースケース

企業向けの営業活動を例にすると、図1に示すように、初期訪問から始まり、ヒヤリング、プレゼンテーション、見積もり、受注へと基本的なプロセスは進展していくものの、それぞれのステップの中は様々なイベントから構成されている。

また次に実施すべきイベントは事前に定義されておらずルールもないため、営業担当者の属人的な経験や状況判断で選択されることになり、受注率の高い営業担当者とうそでない営業担当者のイベント選択には差が出てくる。

例えば、図1中のステップ2「ヒヤリング」において客先に「提案体制の検討」のために出向いた経験のある営業担当者は、その際の顧客との対話や自社状況を鑑みながら、次のイベントとして、「プレゼンの実施」「キーマンとの深耕」「リーダーとの同行営業」の中から最適なイベントを選択することができるが、うそでない営業担当者はどれが最適なイベントかを判断できず、失注に至ることが多くなる。

通常、このような各イベントの活動内容は営業日報としてテキスト情報で蓄積され、またそれに関連するメールやスケジュールや顧客情報など社内システムに散財した非構造化情報を合わせていくと、意思決定の結果情報である「誰が、いつ、プロセス中のどのイベントで、どんな判断をしたのか、その判断の理由は何か、どのような手段で実現するのか」といった「5W+1H」の情報をつかむことができる。

これらの情報を活用することで、営業活動において効果の高い意思決定のプロセスを自動抽出することができる。さらには、人間の判断が必要な要素の場面で、次に取り組むべきイベントが関連情報とあわせてリコメンドされることで、属人性を排除した受注率の高い営業活動を組織全体で実施することが可能となる。

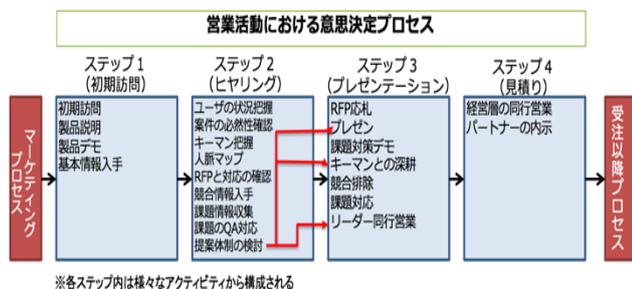


図1 営業活動における意思決定プロセス

Figure1 Decision making process in the sales activity

4. 意思決定支援システムの全体像

従来のプロセスマイニングやディシジョンマイニングは、すべてのログとルールからそれらを包含するプロセスを抽出する手法であった。そのためルールを事前に定義できることを前提としている。それに対して本稿では、ルールが予めわからない業務プロセスであることを前提に、営業日報から機械学習によって受注確率の高いイベントの流れをプロセスとして抽出する手法を新たに提案する。

過去の営業日報を、正例（受注データ）と負例（失注データ）に分け、双方ともに教師データとして扱うことで、確率的に正例を実現するためのプロセスモデルを学習させる。営業活動における意思決定プロセスにおけるプロセス

マイニングと従来のプロセスマイニングの差異を表1にまとめる。

従来のプロセスマイニングでは、OSSであるProM[16, 17]などを利用して、システムから出力されるイベントログをXES形式[18]を通じてBPMN形式に変換する。しかし、インプット情報として、従来のイベントログではなく、営業日報などのテキスト情報を主体にして効果的なプロセスを発見するために、本稿では以下3つのステップでプロセス発見を進める。

(1) イベント推定

ユースケースでも取り上げたように、営業活動における意思決定においては、メールや日報などの自然文を中心とした非構造化データが意思決定の証跡として残されている場合が多い。そのため、検証システムにおいても、まず蓄積されている営業日報が営業プロセスの中でどのイベントに属するものなのかを機械学習で推定することから始める。

(2) プロセス推定

イベント実施後に、次にやるべき理想的なイベントを機械学習で推定する。この繰り返しが、最終的に受注率の高い営業プロセスの推定結果となり、また事前にプロセスやルールが曖昧な条件でも理想的なプロセスを抽出することが可能となる。

(3) プロセスモデルの作成

プロセス推定結果はXES形式を通じてBPMN形式に変換される。ここからは従来のプロセスマイニングの手法を踏襲する。

図2にステップの流れを示す通り、従来手法である(3)プロセスモデルの生成に、(1)イベント推定、(2)プロセス推定の2つのステップを新たに追加することで、営業日報にもとづいた受注確率の高い営業プロセスをBPMN形式として生成することが可能になる。

表1 従来のマイニング手法と営業活動における意思決定を対象としたプロセスマイニングの違い

Table1 Difference between conventional mining method and process mining targeting decision making in sales activities

	従来のプロセスマイニング (Imperative/Declarative) と ディシジョンマイニング	営業活動における意思決定を対象としたプロセスマイニング
入力データ	過去のログは全て教師データとして扱う(ディシジョンマイニングではルールの条件も入力データとなる)	過去の営業日報を、正例(受注データ)と負例(失注データ)に分けて、双方とも教師データとして扱う
学習(プロセスマイニングでは「プロセス発見」)	全てのログとルール条件を包含するプロセスモデルを学習する。ルール条件からはディシジョンツリーを生成する。	正例と負例を教師として、確率的・統計的に、より正例を実現するためのプロセスモデルを学習する
モデルの評価観点	どれだけ効率的に全てのログを包含するモデルであるか どれだけ正確に全てのルールを表現するモデルであるか	確率的にどれだけ「受注」に近づけるモデルであるか
モデルの表現	分岐・反復を表現する場合には、必ず条件が必要である。	分岐・反復の実施に特に条件はなく、確率で発生すると捉える。

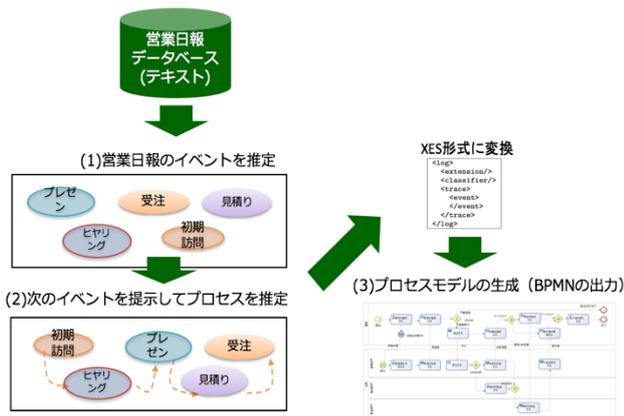


図2：営業日報からのプロセス発見の3ステップ

Figure2 The 3 steps of process discovery from business report

以下、本稿ではプロセス発見の3ステップの中で最初のステップとなる(1)イベント推定について、検証手順とその結果について述べる。

4.1 イベント推定のシステム設計と検証

まずは営業日報が営業プロセスの中でどのイベントに属するものなのかを、機械学習を活用して推定を試みた。イベント推定の学習モデルとして、LDA[13]によるトピックモデル方式を採用した。

既存の営業日報から判定モデルを作成し、その後、新規の営業日報に対してその判定モデルを適用することで、所属するイベントを推定した。結果として、トピック分析による営業日報の推定精度は、F値において最大値で34.3%と低いものになった(表2)。

表2 トピック分析による営業日報の推定精度

Table2 The estimation accuracy of business report by topic analysis

	Recall	Precision	F-measure
LDA 閾値0.001	55.4%	21.5%	31.0%
LDA 閾値0.0015	53.7%	24.0%	33.2%
LDA 閾値0.002	51.2%	25.8%	34.3%

原因としては、以下が考えられる。

- (1) 営業プロセス内のイベントの定義がはっきりとしていないために、精度が低下する。例えば、イベントの推定先が「課題情報の収集」なのか「課題対応」なのかはトピックモデルでは判断が難しい。
- (2) ひとつの営業日報内に複数のイベントに関する記述がある。例えば、「リーダー同行営業」と「競合排除」を同じ営業日報内で記述するケースがある。

そこで、学習精度を上げるための教師データとなる営業日報データを準備するために、図3のように該当するイベントを画面上から選択し、あらかじめ用意された入力項目に従って内容を記入する形式に変更した。

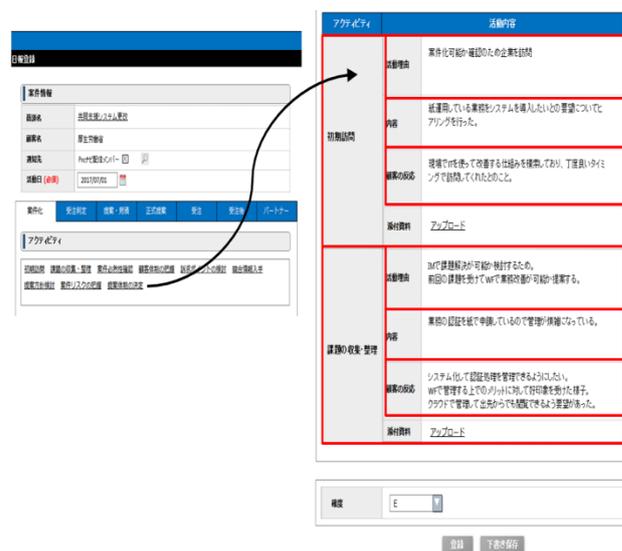


図3 教師データとなる営業日報データの作成

Figure3 The creation of business reports for teacher data

これにより、営業日報を登録する際には人が所属するイベントを選択すること、さらに、営業日報が必ずひとつのイベントに紐づけられるようになったことで、受注に繋がった正例データと失注に繋がった負例データを教師データとして用意することが可能となった(図4)。

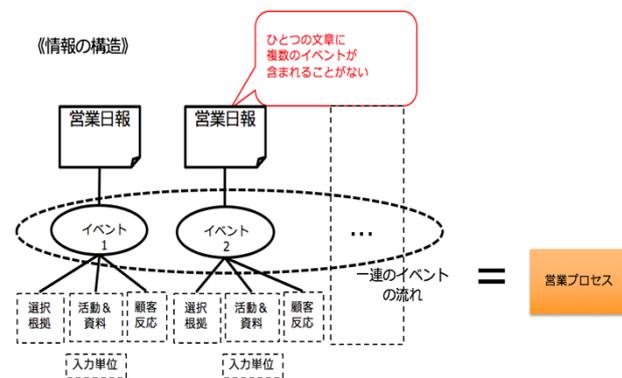


図4 営業日報とイベントとの関連

Figure4 The relationship between business reports and events

教師データが用意できたことで、LDAによるトピックモデル方式だけでなく、doc2vec[14]によるクラス分類も検討できることになったので、イベント推定の学習モデルとして精度評価比較を実施した。LDAおよびdoc2vecを用いて得られたイベント推定精度を表3にまとめる。その結果、doc2vecが75%、LDAの最大値で55%となっており、doc2vecの方がF値において高い精度が得られることが確認できた。

表3 イベント推定の実施結果比較

Table3 The comparison of execution result of event estimation

LDA (トピック分析、従来アルゴリズム)

	Recall	Precision	Sensitivity	Specificity	F-measure
LDA 閾値0.002	41.7%	80.6%	41.7%	80.6%	54.9%
LDA 閾値0.005	11.7%	70.0%	11.7%	90.3%	20.0%
LDA 閾値0.01	6.7%	80.0%	6.7%	96.8%	12.3%

doc2vec (新しく採用したアルゴリズム)

	Recall	Precision	Sensitivity	Specificity	F-measure
doc2vec	86.7%	66.7%	86.7%	23.5%	75.4%

5. 結論

従来人の判断が中心であった営業活動の意思決定の過程から、属人性を除外することで、受注確率の高い営業活動を組織全体で実施できるような意思決定支援システムが求められている。

本論文では、ルールが事前に定義できない非定型な業務プロセスであることを前提に、営業日報などのテキスト情報から機械学習によって確率的に有効なイベントの流れをプロセスとして抽出する手法を新たに提案した。具体的には、プロセス発見までのステップを(1)イベント推定、(2)プロセス推定、(3)プロセスモデルの作成の3つに分けて新たに構築し、機械学習モデルを適用することで、効果的な意思決定支援システムの構築を試みた。

その中で、(1)イベント推定においては、非構造化データを対象にした際に学習精度の高い教師データを集めるためのシステム上の工夫点と、doc2vecによるクラス分類の有効性を確認できた。

本稿の解決策を通じて、非構造化データから精度の高いイベント推定ができたことは大きな成果であり、今後は(2)プロセス推定、(3)プロセスモデルの作成の各ステップにおけるシステム設計と検証へとつなげていく予定である。最終的に、効果的なプロセス発見の手法が確立できれば、今後の営業活動の意思決定プロセスの標準化と効率化への寄与が期待できる。

また当手法は営業活動に特化した手法は使っていないため、営業活動に限らず、ルールが事前に定義できない業務意思決定のプロセス発見にも有効である。開発した検証システムの効果検証実施とともに、当検証システムを数多くのユーザーに適用導入することでさらなる性能評価を詰めていきたい。

参考文献

[1] W. van der Aalst, *Process Mining: Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes*, Springer, 2011, <http://www.springer.com/jp/book/9783642193446>, <http://www.processmining.org/book/start>.

[2] 飯島 正, 田端 啓一, 斎藤 忍, “プロセスマイニング・サーベイ(第01回: 概要と基本概念)”, *情報システム学会誌* Vol. 11, No. 2, 2017, pp. 20-22.

[3] Fahland, D. Lübke, J. Mendling, H. A. Reijers, B. Weber, M. Weidlich, and S. Zugal. *Declarative versus Imperative Process Modeling Languages: The Issue of Understandability*. In T. Halpin, J. Krogstie, S. Nurcan, E. Proper, R. Schmidt, P. Soffer, and R. Ukor, editors, *Proceedings of the 14th International Workshop on Exploring Modeling Methods in Systems Analysis and Design 2009 (EMMSAD 2009)*, *Lecture Notes in Business Information Processing* 29, 353-366, 2009.

[4] OMG(Object Management Group), “Business Process Model And Notation(BPMN), Version 2. 0, ”, 2011-01-03 2011, <http://www.omg.org/spec/BPMN/2.0/PDF>.

[5] A. Rozinat, W. M. P. van der Aalst, “Decision mining in business processes”, Technische Universiteit Eindhoven, 2006 16p.

[6] De Leoni, Dumas, García-Bañuelos: “Discovering Branching Conditions from Business Process Execution Logs”. *FASE'2013*

[7] W. van der Aalst, A. Adriansyah, de Medeiros, et al., “プロセスマイニングマニフェスト(最終版)”, 2012, <http://www.win.tue.nl/ieeetfpm/lib/execute/fetch.php?media=shared:pmm-japanese-v1.pdf>.

[8] Biard T., Le Mauff A., Bigand M., Bourey JP. (2015) Separation of Decision Modeling from Business Process Modeling Using New “Decision Model and Notation” (DMN) for Automating Operational Decision-Making. In: Camarinha-Matos L., Bénaben F., Picard W. (eds) *Risks and Resilience of Collaborative Networks*. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, vol 463. Springer, Cham

[9] A. Rozinat, W. M. P. van der Aalst, “Decision mining in business processes”, Technische Universiteit Eindhoven, 2006 16p.

[10] W. van der Aalst, B. van Dongen, C. Gunther, A. Rozinat, H. Verbeek, and A. Weijters, “Prom: The process mining toolkit”, *Proceedings of the BPM 2009 Demonstration Track*, (ed.) B. W. A. K. Alves de Medeiros, 2009, <http://ceur-ws.org/Vol-489/paper3.pdf>.

[11] H. Verbeek, J. Buijs, B. van Dongen, and W. van der Aalst, “Prom 6: The process mining toolkit”, *Business Process Management Demonstration Track 2010*, (ed.) M. L. Rosa, 2010, <http://ceur-ws.org/Vol-615/paper13.pdf>.

[12] H. M. W. Verbeek, J. C. A. M. Buijs, B. F. Dongen, and W. M. P. Aalst, “XES, XESame, and ProM 6”, *Information Systems Evolution: CAiSE Forum 2010*, (eds.) P. Soer, and E. Proper, *LNBIP-72*, pp. 60-75, Springer, 2011, doi:10.1007/978-3-642-17722-4_5, http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-17722-4_5.

[13] 本村陽一, 佐藤泰介, and 東京工業大学. “ベイジアンネットワーク: 不確定性のモデリング技術.” *人工知能学会誌* 15. 4 (2000): 575-582.

[14] G. Shani, D. Heckerman, and R. I. Brafman, “Anmdp-based recommender system”, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 6, 2005, pp. 1265-1295.