

# プロセスマイニング手法を活用した業務意思決定支援システムの設計について

## The design of decision-making support system using process mining

中山義人<sup>†</sup>      森雅広<sup>‡</sup>      成末義哲<sup>†</sup>      森川博之<sup>†</sup>  
Yoshihito NAKAYAMA<sup>†</sup> Masahiro MORI<sup>‡</sup> Yoshiaki NARUSUE<sup>†</sup> Hiroyuki MORIKAWA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 東京大学大学院工学系研究科

<sup>‡</sup> (株) NTTデータイントラマート

<sup>†</sup> School of engineering, The University of Tokyo.

<sup>‡</sup> NTT DATA INTRAMART Corporation

### 要旨

属人性が高く、規則性の把握が難しい意思決定プロセスの効率化を目的として、プロセスマイニング手法を活用した業務意思決定の支援システムを構築している。定型的な業務プロセスを対象とした従来のプロセスマイニング手法と比較すると、メール文章などの非構造化データを対象としたプロセス発見、さらには意思決定選択肢の理由を含めたリコmend、またそのフィードバックによるプロセス強化などで多くの課題がある。筆者はそれぞれに機械学習モデルを適用することで、効果的な業務意思決定支援システムの構築を試みており、その設計段階において多くの知見を得ることができた。

## 1. はじめに

業務における意思決定は、通常、様々な業務システムのデータを参照・比較した上で、過去の経験などを加味した人の判断によるところが多いため、通常の業務プロセスに比べてケアレスミスや属人性が課題となっている。これらの業務意思決定プロセスの規則性を可視化して属人性を排除するとともに、そのプロセスを大幅に効率化するための手段が求められている。筆者らはプロセスマイニング手法を応用して、意思決定の過程をメールなどの非構造化データからプロセスとして抽出し、そのプロセス実行時に出力されたイベントログと意思決定の際の参考情報などから、人間が「どんなタイミングで」「どのような情報を見て」「どのような条件で」「どのような判断をして」「どのようなアクションをしたのか」「その結果何が起きたのか」などの情報を自動的に抽出することに着目し、業務における意思決定をリコmendする業務意思決定支援システムの開発を進めている。本稿では当システムのユースケース、従来のプロセスマイニング手法との違い、および検証システムの概要について述べる。

## 2. 業務意思決定のユースケース

人間の経験や属人的な判断が中心となる典型的な業務プロセスである「営業活動における意思決定」をユースケースとして取り上げる。

企業向けの営業活動を例にすると、図1に示すように、潜在顧客への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には様々なアクティビティから構成されており、また次に実施すべきアクティビティは営業マンの状況判断で選択されるため、受注率の高い営業マンとそうでない営業マンのアクティビティ選択には差が出てくる。

例えば、図1にあるように、ステップ2の「ヒヤリング」において客先に「提案体制の検討」のために出向いた営業マンは、その際の顧客との対話や自社の状況を鑑みながら、次のアクティビティとして、「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」などから最適なアクティビティを選択することになる。

通常、このような各アクティビティ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定型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、プロセス中のどのアクティビティで、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」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所要所の場面で、次に取り組むべきアクティビティが関連情報とあわせてリコmendされることで、属人性を排除した受注率の高い営業活動が可能となる。

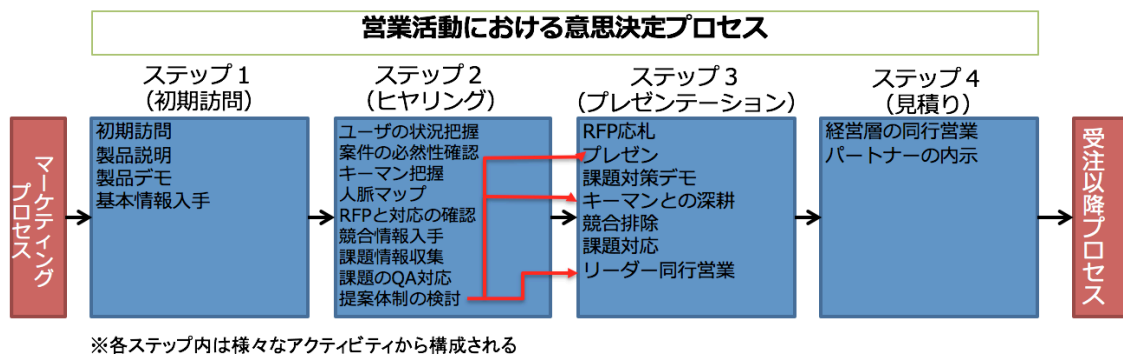


図1 営業活動における意思決定プロセス

### 3. 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[1]。

#### (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。リコメンドとそのフィードバックによるプロセスモデルの強化が目的となる。

従来のプロセスマイニングは、レガシーシステムなどの基幹システムの運用に代表されるような固定的な仕事の流れ（プロセス）を明確にすることで、そのプロセスから仕事が逸脱しないような統制の強化を目的としていた。しかし近年は、基幹システムを中心とした固定的な仕事のプロセスを対象とするだけでなく、非定型で属人性と柔軟性の高い業務プロセスにおけるプロセスマイニングの適用が求められ始めているが応用例はまだ少ない[2]。そのためにも当該分野での適用に特有の課題と解決策を提示する必要がある。

### 4. 業務意思決定支援システムの設計

そこで、業務意思決定を対象としたプロセスマイニングの課題とその対処方法を明らかにするため、ユースケースで述べた「営業活動における意思決定」を検証対象として支援システムを開発する。今回の検証システムでは、上記プロセスマイニングのステップにおいて、そのまま利用できる「適合性評価」のステップを除く下記のステップにおける課題を考慮する必要がある。

#### 1) 「プロセス発見」のステップ

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、アクティビティ、タイムスタンプ）だけではなく、メールや営業日報をはじめとした非構造化データが中心となる。例えばユースケースにある営業活動においては、日常の営業マン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。これらの非構造化データからのプロセス発見の手法についての課題と解決策を整理する必要がある。

## 2) 「強化」のステップ

意思決定プロセスを適合性の高いプロセスへと強化していくには、判断理由などを伴ったより納得性の高く効果的なリコメンド情報を出力する必要がある。そのためには、実行された業務プロセスから出力されるイベントログをインプット情報とするだけでは足りず、各アクティビティで効果のあった提案書など、過去に意思決定した有識者がおこなった判断根拠・その判断をする上での参照情報等の付加情報を新たに定義し、その場でリファレンス情報として記録に残して関連付けておく必要がある。これらの強化に必要な情報を取得、及びそれを提供するための手法を検討する必要がある。

これら課題を解決するために検証システムにおいては以下の設計をおこなった。

### (1) 営業日報から効果の高いプロセスを抽出(プロセス発見のステップ)

図2で示すように、膨大な営業日報システム内のテキスト情報や関連するメールなどの非構造化データをもとに、LDA 推論アルゴリズム[3]を利用した機械学習によりピック分析を行い、営業日報をアクティビティに分類する。この中から受注率の高いアクティビティの流れをプロセスとして抽出する。

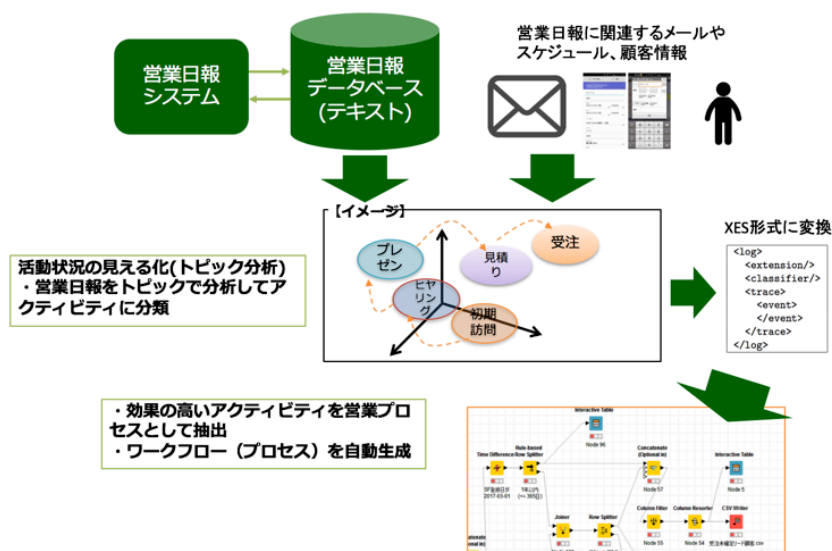


図2 営業日報から効果の高いプロセスを抽出(プロセス発見)

営業日報は図3のように構造化されるため、一連のアクティビティの流れをプロセスとして抽出できるようになる。

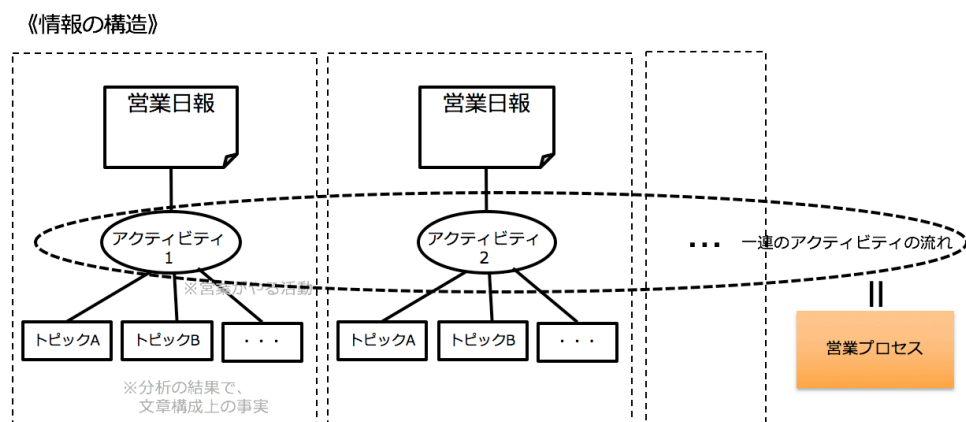


図3 営業日報情報の構造

このプロセス抽出する作業を、営業対象となる顧客の属性情報(大手企業か、中堅中小企業か)と提案対象製品(売り切り製品か、サービス込みの製品か)によりあらかじめグループ分類しておいた営業日報ごとに繰り返す。これにより、図4で示すようにグループごとに複数の営業プロセスが抽出される。

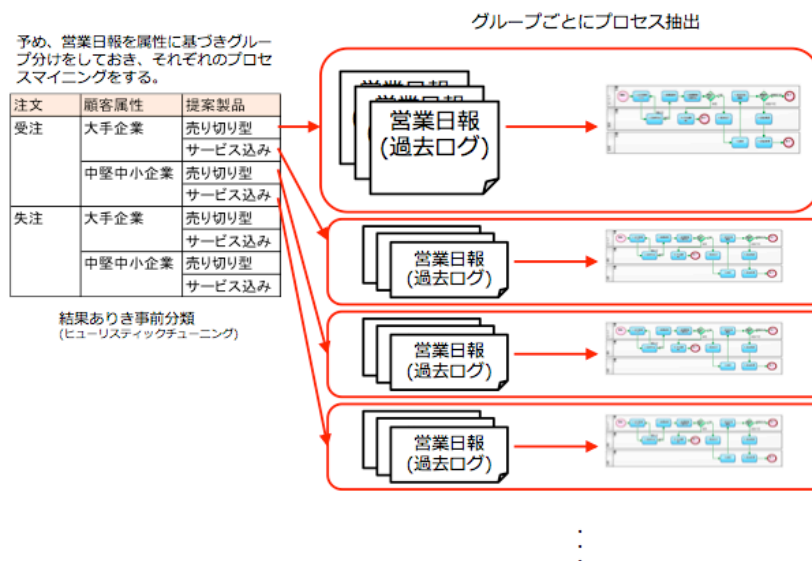


図4 グループごとのプロセス抽出

このあと、活動中の案件のイベントログを活用して、抽出された営業プロセスに対する適合性を評価し、適合性の高いプロセスを判定することになる。

以降は図5で示すように、抽出されたプロセスにもとづいて営業マンに次のアクティビティが支援システムからマルコフモデル[4]を利用した機械学習により複数リコmendされるため、効果の高い営業プロセスを全員で実施できることとなる。またアクティビティの選択結果は強化のステップでインプット情報として活用される。

#### 《プロセスのリコmend》

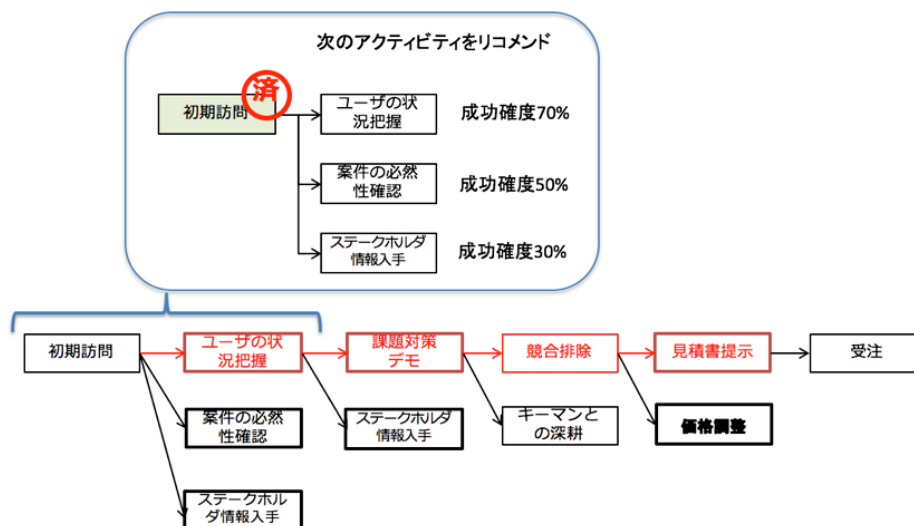


図5 次のアクティビティをリコmend

#### (2) 強化に向けた支援システムからのログ取得

リコmendにもとづいた人の判断結果を機械学習にフィードバックしてプロセスを強化するためには、インプット情報(5W+1H)を効率的に取得することが必要であり、そのために営業日報登録や次のア

クティビティの選択結果などの種々の営業活動情報は全て支援システムから入力する仕組みとする。これにより、実行された支援システムのイベントログからの情報((a) who 誰が (b) when いつ (c) where プロセス中のどのアクティビティで (d) what どんな判断をしたのか)、あわせて判断時の付加的な情報((d) why その判断の理由は何か (e) how どのような手段で実現するのか)も取得できる。

#### 1) イベントログからの取得情報

支援システムからリコメンドされた次のアクティビティ候補の中から営業マンが最適と考えるものを選択して活動し、その結果は営業日報として支援システムから登録される。そのため、図5に示すように、支援システムのイベントログから取得できる「(a)who 誰が (b)when いつ (c)where プロセス中のどのアクティビティで (d)what どんな判断をしたのか」といった情報が営業日報データと紐づくことで機械学習の強化に必要なインプット情報になる。特に営業日報はプロセス内のアクティビティと関係付けられることで、(c)(d)の情報が取得できる。

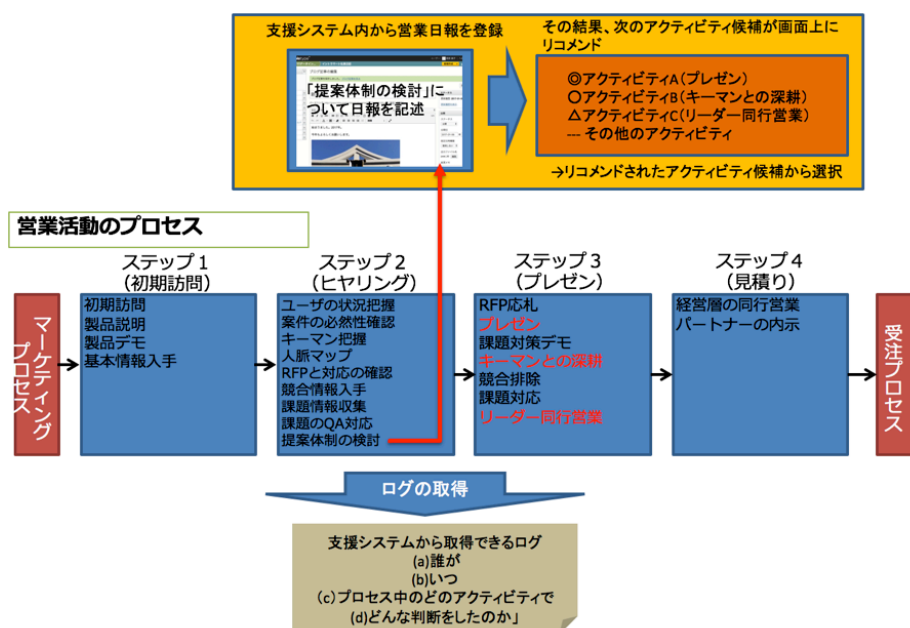


図5 強化に向けた支援システムからのイベントログ取得

#### 2) 営業プロセスのさらなる強化に向けた付加情報の取得

意思決定というプロセスに特有の判断理由などの付加情報を追加取得する仕組みを設計する。具体的には、提案書などの添付ファイル情報や実行手段など判断の根拠となった情報も支援システム内にデータとして蓄積し、意思決定に有効な付加情報を取得できるようにする。これにより意思決定に有効な学習モデルを構築し、後続のアクティビティをリコメンドする際に、判断理由の根拠となる情報(why)や実行手段(how)なども、支援システム上であわせて提示可能となる。



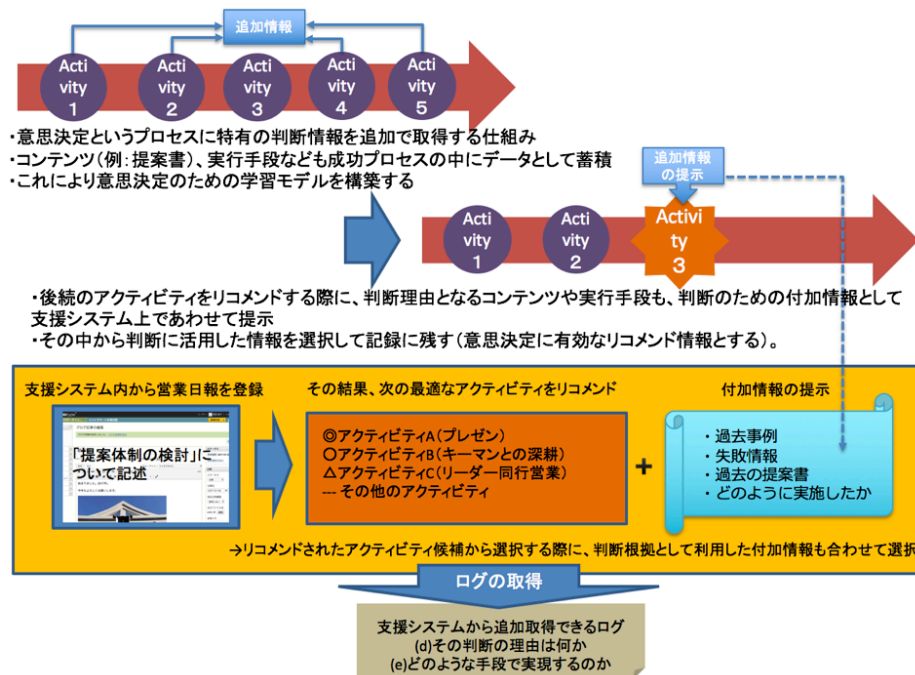


図6 営業プロセスの強化に向けた付加情報の取得

## 5. 評価

今後、構築された検証システムを社内導入して評価を進めていく予定である。まず、プロセス発見のステップでは、出力されたプロセスモデル内にベテランの営業マンでも気づかなかったアクティビティが抽出できているかどうかのひとつの評価指標となる。また強化のステップにおける評価では、受注率、受注までの期間(効率性)、さらには受注の手前の段階においてもいくつかのKPIを評価指標として設定し、一定期間中の実運用結果でどれくらいの効果が出たのかを比較検証していく予定である。

## 6. まとめ

本稿では、従来人の判断が中心であった意思決定の過程をプロセス化することにより、そこから出力されるイベントログを活用したリコメンドで支援するシステムについて説明した。業務意思決定プロセスの精度向上と大幅な効率化への寄与が期待できる。今後は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く予定である。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] F. Mannhardt, M. de Leoni, and H.A. Reijers, “Extending Process Logs with Events from Supplementary Sources,” Business Process Management Workshops: BPM 2014, (eds.) F. Fournier, and J. Mendling, LNBP-202, pp.235–247, Springer, 2015
- [3] David M. Blei, Andrew Y. Ng, Michael I. Jordan, “Latent Dirichlet Allocation”, Journal of Machine Learning Research, vol.3, 2003, pp. 993-1022.
- [4] G. Shani, D. Heckerman, and R. I. Brafman, “An mdp-based recommender system”, Journal of Machine Learning Research, Vol. 6, 2005, pp. 1265–1295.