

[論文]

営業活動における意思決定のプロセス発見手法： プロセスマイニングの応用アプローチ

The Process Discovery Technique of Decision-Making in the Sales Activity: The Application Approach of Process Mining

中山 義人^{†‡}, 森 雅広[‡], 成末 義哲[†], 森川 博之[†]
Yoshihito NAKAYAMA, Masahiro MORI, Yoshiaki NARUSUE, Hiroyuki MORIKAWA

[†] 東京大学大学院工学系研究科

[‡] (株)NTT データイントラマート

[†] School of Engineering, The University of Tokyo

[‡] NTT DATA INTRAMART Corporation

要旨

営業活動における意思決定から、営業担当者個人の経験や直感といった属人的要素を取り除くことにより、営業活動を大幅に効率化するための手段が求められている。筆者らはこの課題に対し、機械学習モデルを用いた業務意思決定支援システムの構築を試みている。その構築に際し、受注確率が高い営業活動のプロセスを学習する必要があるため、営業活動の意思決定から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、定型的な業務プロセスを対象として、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する。しかし、営業活動の意思決定においては、ルールが予め分かっていないだけでなく、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。そこで本稿では業務意思決定支援システムに向けた営業活動の意思決定のプロセス発見手法に対し、非構造化データに基づいたアクティビティ推定、および、非定型プロセスにおける規則性を確率的に表現するためのプロセス推定を用いたプロセス発見手法を示す。

Abstract

In the decision-making of sales activities, the means for greatly increasing the efficiency of sales activities are required by eliminating individuals' factors such as experience and intuition. In order to solve this problem we are developing the business decision support system using a machine learning model. For that, it is necessary to learn the process of sales activities with high order acceptance probability, so the process discovery technology that extracts regularity from the decision-making 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 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 process discovery method using the activity estimation based on unstructured data and the process estimation for stochastic expression of regularity in an atypical process for the process discovery method of decision-making in sales activities.

1. はじめに

初期折衝から受注に至るまでの営業活動における意思決定は、その場面ごとの営業担当者個人の経験や直感を拠り所にした半判断によって構成される。つまり、営業活動の意思決定のプロセスには予め明確なルールが存在せず、それゆえ判断結果は属人性を内包し、その属人性が営業活動の結果に対して影響を及ぼす。もし適切な判断結果を根拠とともにレコメンドできる業務意思決定支援システムがあれば、属人性を意思決定から除外し、受注確率の高

[論文]

2018年2月13日受付, 2018年5月22日改訂, 2018年6月26日受理

© 情報システム学会

い営業活動を組織全体で実施することが可能となる。筆者らは機械学習モデルを用いることによって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り、「Imperative Process Mining」とも呼ばれる[3]。プロセスを構成するイベントの順序が明確に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されていない営業活動の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ジションマイニング[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ジションマイニングも、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、従来のディジシ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ないために、営業活動のプロセスの抽出ができないことから、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営業活動の意思決定のプロセス発見手法を示し、検証結果について述べる。

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。

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が、これに対して、イベントの順序を事前に決める必要のない柔軟性ある宣言型の記述言語[8][9][10]も登場しており、Declare[11]/ Case Management Model and Notation(CMMN)[9]などの形式で表記される。最近では、BPMNの

補完としてこれらの宣言型表記を組み合わせたHybrid手法で業務プロセスを表現することも進展してきた[12].

しかし、この宣言型表記を用いても、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のプロセスは表記できなかつたため、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) [13]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一網打尽のプロセスを作成し、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[5]。つまり、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、といった予め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ものの、一般にルールが予めわからない営業活動における意思決定においては、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、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の選択には事前に定義できるルールがなく、営業担当者の経験や状況判断で選択されるため、受注率の高い営業担当者とうそでない営業担当者のアクティビティ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」の中から最適なアクティビティを選択することができるが、そうでない営業担当者はどれが最適なアクティビティかを判断できず、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が可能となる。

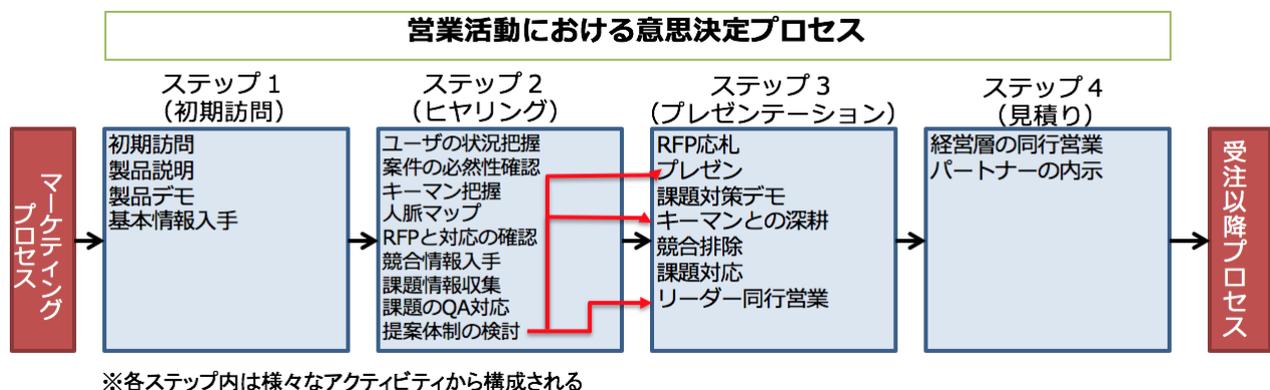


図1：営業活動における意思決定プロセス

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営業活動の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アクティビティ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。営業活動のプロセスを対象とした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[14]などを利用することで、イベントログを XES 形式[15]を通じて BPMN 形式に変換する。しかし、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)アクティビティ推定

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活動のプロセスの中でどのアクティビティ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

アクティビティ実施後に、次にやるべき理想的なアクティビティを機械学習で推定する。この繰り返しで、最終的に受注率の高い営業活動のプロセス推定結果となり、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。ここで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、営業日報が営業活動のプロセスの中でどのアクティビティに属するものなのかを機械学習で推定する(1)アクティビティ推定、次にやるべき理想的なアクティビティを機械学習で推定する(2)プロセス推定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活動のプロセスを BPMN 形式として生成することが可能になる。

また、このプロセスモデルを生成する作業を、図3に示すように、営業対象となる顧客の属性情報と提案対象製品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していく。これによりグループごとに複数の理想的な営業活動のプロセスモデルが生成できる。

表1：従来のマイニング手法と営業活動のプロセスを対象としたプロセスマイニングの違い

	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ブ 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。

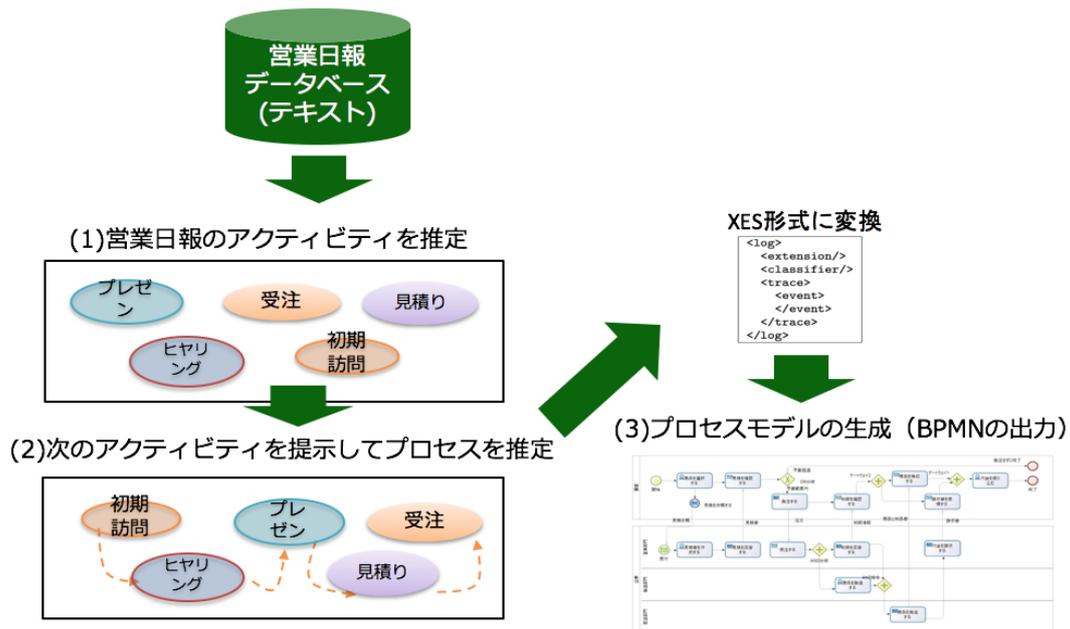


図2：営業日報からのプロセス発見の3ステップ

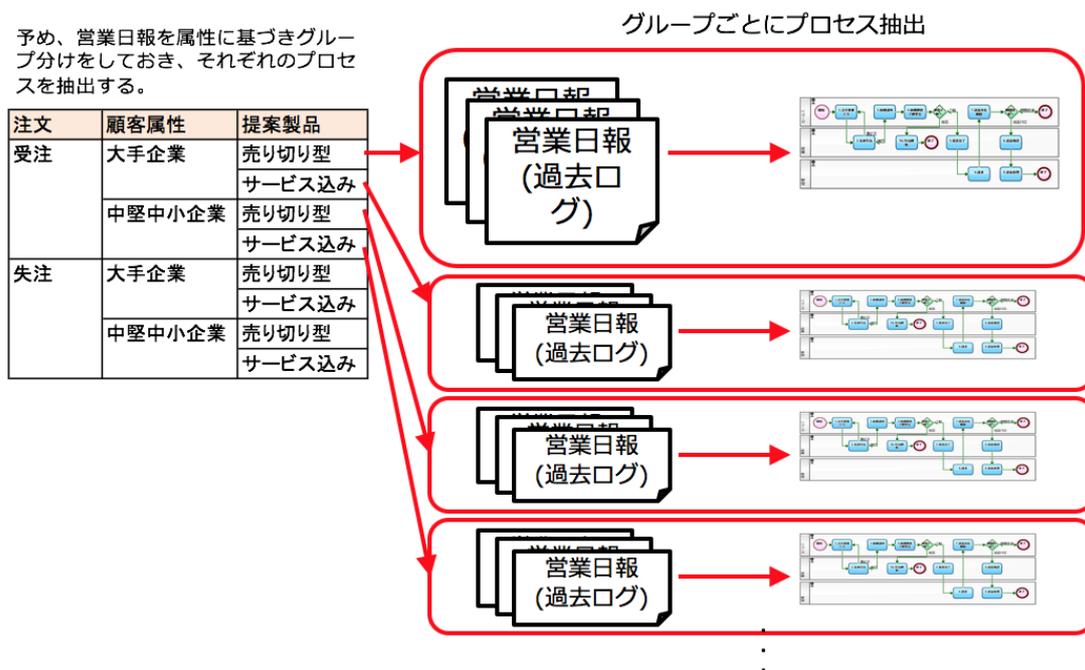


図3：グループごとの営業活動のプロセス生成

以下、プロセス発見の3ステップに分けて、検証手順とその結果について述べる。

4.1. 「アクティビティ推定」のシステム設計と検証結果

まずは営業日報が営業活動のプロセスの中でどのアクティビティ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。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4のように該当するアクティビティ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した。これに

より、営業日報が必ずひとつのアクティビティに紐づけられ、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り、表2に示す324件の営業日報データを用意することができた。これは、筆者らの所属する(株)NTTデータイントラマートにおける実際の営業活動にもとづくものであり、企業向けのパッケージソフトウェア製品を主に大手企業向けに販売した過去案件の営業日報データである。

アクティビティ推定の学習モデルとして、トピックモデル方式であるLDA[16]とクラス分類方式であるdoc2vec[17]の精度評価比較を実施した。LDAおよびdoc2vecを用いて得られたアクティビティ推定精度を表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。

図4：教師データとなる営業日報データの作成

表2：検証用の営業日報データ (総件数 324件)

	計	自動車メーカーA	自動車メーカーB	人材派遣サービスC	不動産ディベロッパー	食品卸E	重電メーカーF	建材メーカーG	電力小売業H	公共系外部団体I	精密機械業J	化学メーカーK	重電メーカーL	エネルギー会社M	機械メーカーN	化学メーカーO	重電メーカーP
営業活動(アクティビティ)	324	23	24	24	23	17	22	16	20	25	22	19	15	17	16	18	23
案件基本情報の入手	16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
企業情報の取得	9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
課題の収集・整理	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
案件必然性確認	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
顧客体制の把握	11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
競合情報入手	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
提案方針の検討	13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
案件リスクの把握	10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
提案体制の決定	6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
提案情報の確認	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
競合情報入手	15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
プロジェクト情報の入手	13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
契約情報の把握	7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
システム開発情報	11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
責任体制の確定	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
ユーザ状況把握	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
ステークホルダー情報入手	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
製品説明	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
製品イメージデモ	12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
課題情報収集	15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
課題に対する回答	13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
RFP対応	3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
提案書作成	11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
提案書プレゼンテーション	13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
同行営業	3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
深耕営業	8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
競合排除	14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
上位層の同行営業	5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
見積り	10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
内示	8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
受注確定	10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

表3：イベント推定の実施結果比較

LDA (トピック分析)

	Recall	Precision	Sensitivity	Spec ifity	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 (クラス分類)

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

4.2. 「プロセス推定」のシステム設計と検証

機械学習を利用して次のアクティビティを提示することで、理想的なアクティビティ推移となるプロセスを推定する。最終的には、抽出されたプロセスにもとづいて営業担当者に次のアクティビティが支援システムから複数リコメンドされるため、効果の高い営業活動のプロセスを全員で実施できる。

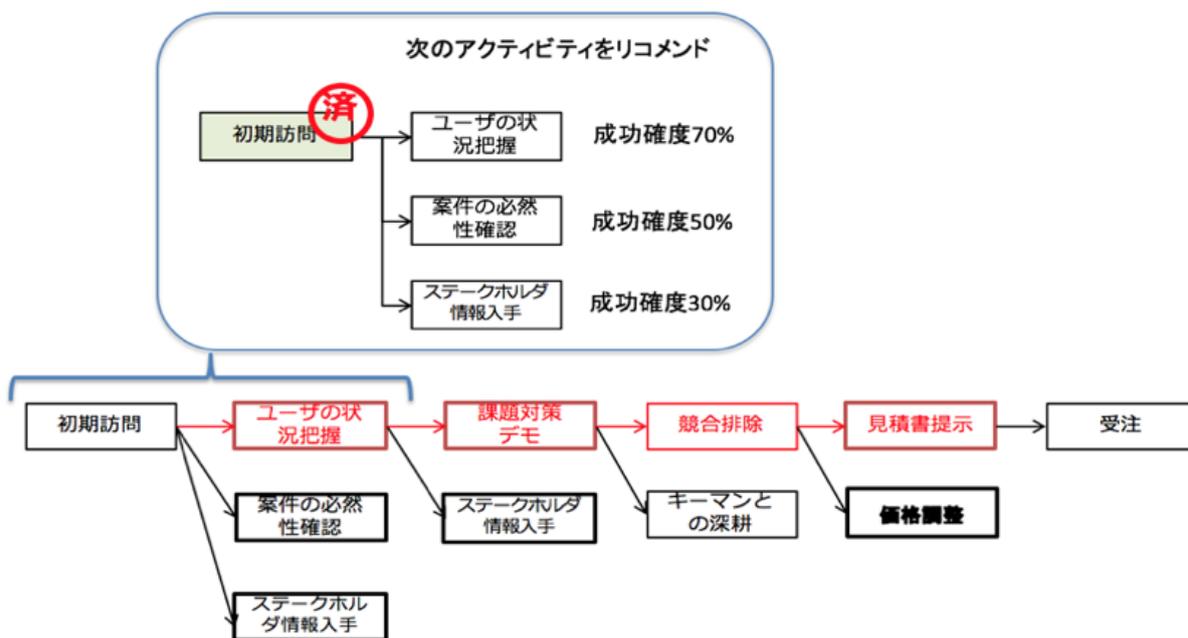


図5：次のアクティビティのリコメンド

抽出のための機械学習アルゴリズムとしては、ベイジアンネットワーク[18]と隠れマルコフモデル[19]が考えられる。ベイジアンネットワークではイベント間の依存関係(因果関係/相関関係)をモデル化し、隠れマルコフモデルでは顧客の状態を潜在変数としてモデル化、時系列を加味して状態の変化を予測してモデル化する。しかし、今回は学習データに時系列情報が含まれていないため、ベイジアンネットワークで実施した。

表2に示す324件の営業日報データを用いてベイジアンネットワークにより学習を行った。ここでは一例として、ベイジアンネットワークによる受注確率の推定値が最大となるプロセスの流れを図6に示す。「製品イメージデモ」および「企業財務情報の把握」に注目すると、「ステークホルダ情報入手」の前に「製品イメージデモ」を実施することにより、「ステークホルダ情報入手」においてより正確な情報を入手しているだけでなく、「見積書提示」の前に「企業財務情報の把握」を実施することで予算的に妥当な見積り提示につなげており、有効な営業活動プロセスとして十分に妥当性を持ったものと言える。

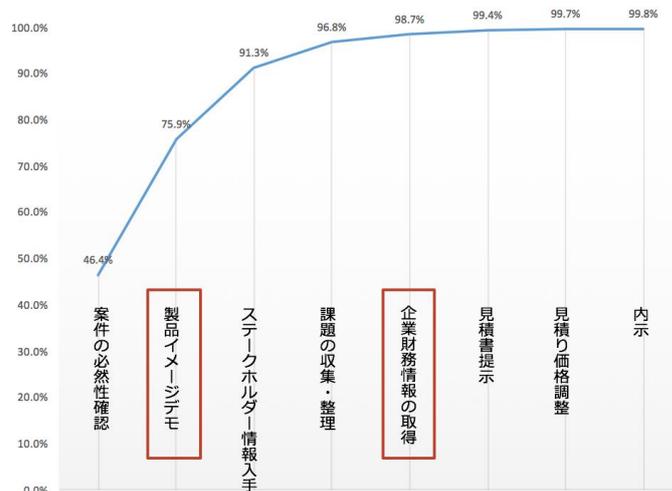


図6：ベイジアンネットワークが提示する最善のプロセスの流れ

学習したベイジアンネットワークを用いて次のアクティビティをリコメンドする際には、実行済みアクティビティと次に実施する可能性のあるアクティビティの中で、それを実施することで受注確率が最も高まるものを算出し提示する方式とした。作成モデルで受注確率を比較した結果が以下である。通常のプロセスの流れ（図7の黒色矢印）に対して、ベイジアンネットワークの提示するプロセス（図7の赤色矢印）では明らかに高い受注確率を示しており、プロセス推定の有効性を確認することができた。図7中にもあるように、通常のプロセスにある「課題対策デモ」というアクティビティの実施前に「ステークホルダー情報入手」を実施することでより顧客要望にあったデモにつなげて受注確率を高めるなど、実際の営業場面に即して改善されたアクティビティの提示ができていことがわかる。

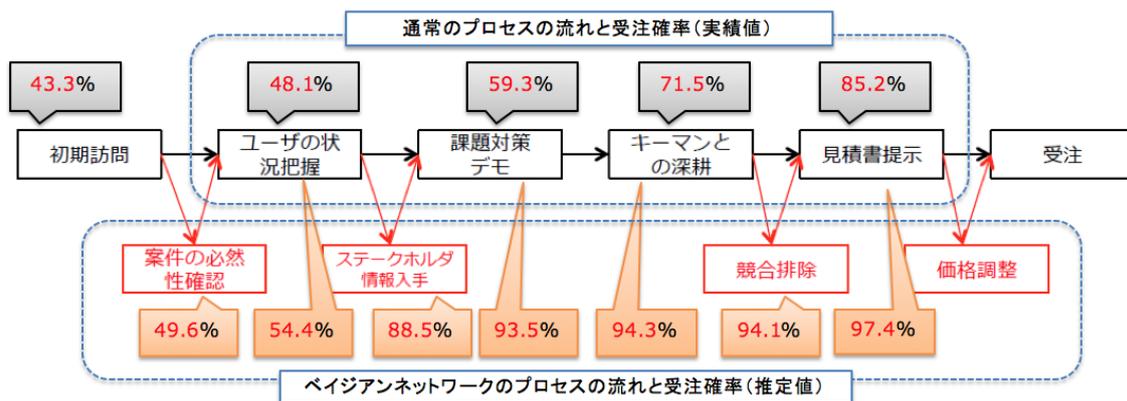


図7：ベイジアンネットワークの評価（受注確率の比較）

事前に静的なプロセスが定義されている従来のプロセスマイニングやディシジョンマイニングと異なり、事前に定義できるルールがない非定型プロセスにおいては、プロセス発見のためのインプットデータとしては過去の営業日報のみである。ただし、蓄積されている正例データと負例データから受注率の高いアクティビティを判別し、それをつなげていくことで効果の高い理想的なプロセスを生成することができるため、当手法は非定型な意思決定プロセスの発見に有効である。

またこの方式では、アクティビティを選択する都度、新しいプロセスを動的に生成し直す。つまり、受注までのプロセスを、アクティビティを選択する都度にフォーキャストして示すことになる。そのため、仮に理想から外れたアクティビティを選択しても、その後に可能な限りのリカバリアクティビティが提示されることになる。このこ

とは、ディジションマイニングでは静的なディジションツリーで表現されるため[13]、いったん間違った選択肢をとるとリカバリーができないことと比べて大きな優位点となる。

プロセス推定のステップにおいて作成されたプロセスモデルを、過去の実案件データを用いて検証を行った。当案件はある化学系メーカーにおいて最終的に受注に至った営業活動である。既存顧客であり関係性も良好であることから、営業担当者は当時高い受注確率を想定していたものの、図8に示すように、最終的な見積り後の受注確率は45.7%である。ここで図8の受注間近で受注確率が大きく落ち込んでいる最終フェーズに着目した。このフェーズでは、「提案書プレゼン」が顧客評価を得られずに受注確率が大きく落ち込みを見せているが、最後に営業担当者による見積りの大幅な値引きでリカバリーし受注まで推移している。

そこで当案件の最終フェーズでの受注確率落ち込みに対して、検証システムで構築したベイジアンネットワークによるプロセスモデルを適用したところ、図9のように受注確率の推定値が改善することを確認できた。受注確率を大きく下げた「提案書プレゼン」の代わりに、「課題の収集・整理」を実施した上で「製品イメージデモ」を実施することが顧客に対する製品訴求につながり、結果として受注確率を上げることにつながっている。この理由として、提案書による説明よりも、デモによる具体的な導入イメージを顧客に持たせることが商談を優位に運ぶことができたものと考えられ、同様のリカバリー活動は他案件における過去の営業日報データにも実際に確認できた。

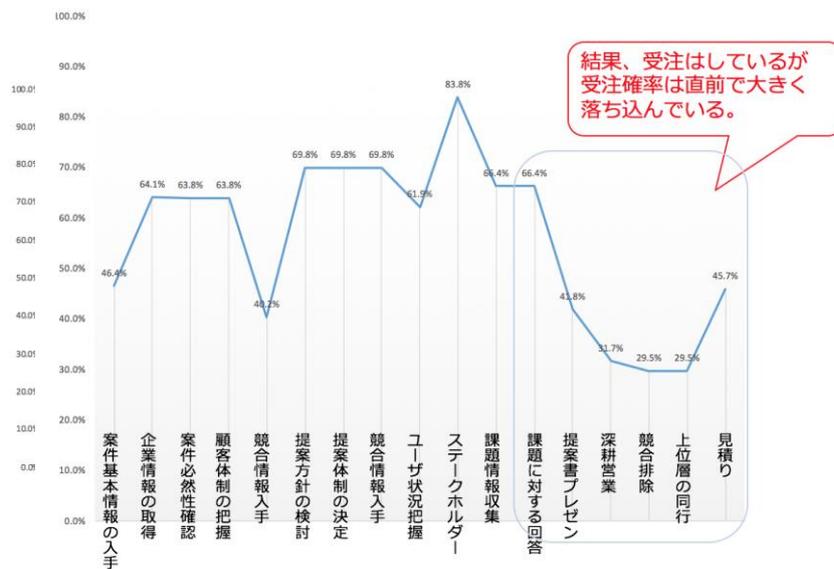


図8：某化学メーカーの受注確率推移

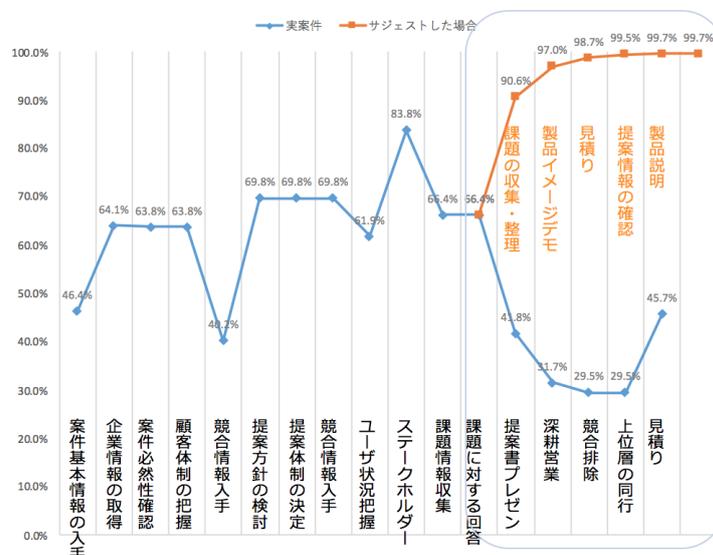


図9：検証システムによる受注確率の改善結果

4.3. 「プロセスモデルの作成」のシステム設計と検証

ベイジアンネットワークによる推論結果から可能性のあるルートをすべて提示できるように、「XES(Extensible Event Stream) Log」形式のログを生成した。このログをプロセスマイニングで代表的な OSS である ProM に取り込むと、アルファアルゴリズム[20][21]を利用して図10のようにペトリネット[22]を生成する。この結果を BPMN 形式に変換する際に本稿では、ProM の BPMN Miner[23]を利用した。

アルファアルゴリズムでは、イベントログからそれを表現するプロセスモデルを網羅的に生成するため、すべての分岐について同等に表現されることとなり、ベイジアンネットワークによる受注確率の情報は BPMN 形式に含めることはできない。そのため、検証システムの利用者に対するイベントのリコメンド時、どの分岐を選択することが効果的なのかを受注確率で提示するためには、受注確率の情報をベイジアンネットワークより取り込んで突き合わせて表示できるように工夫する必要がある。これにより、イベントを選択する都度、新しいプロセスを生成し直して、常に動的に受注までの有効プロセスをフォーキャストして示す仕組みが可能となる

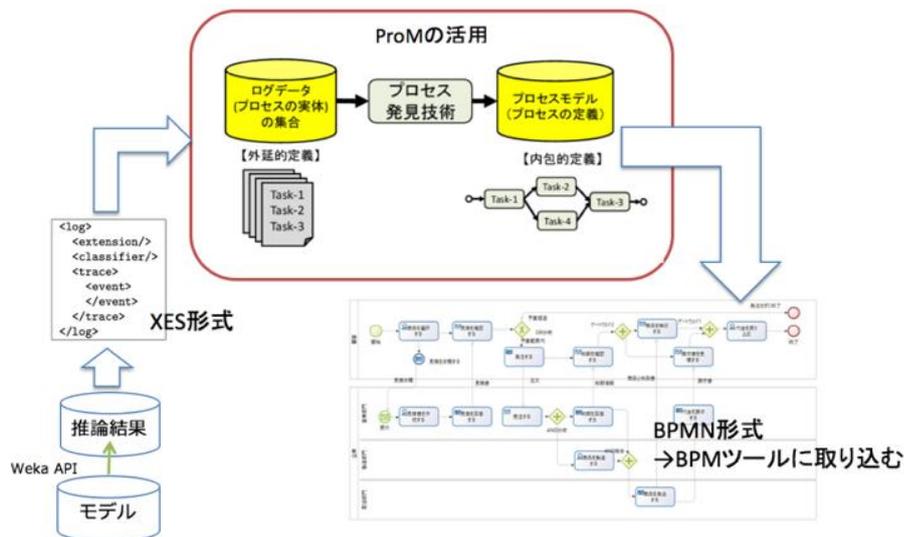


図10 : ProM を利用した XES 形式から BPMN 形式への変換

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を対象に、プロセスマイニング手法を応用してプロセス発見を行った。プロセスマイニングの中で最近登場したディジションマイニング手法の適用では、営業日報にもとづいた非定型プロセスからのプロセス発見には課題がある。

本論文では、ルールが事前に定義できない非定型な営業活動の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アクティビティ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) アクティビティ推定, (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。

当検証システムにおけるプロセスモデルの評価により、(1) アクティビティ推定においては、非構造化データを対象にした際に学習精度の高い正解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。さらに (2) プロセス推定においては、ベイジアンネットワークの適用による非定型プロセスからのプロセス抽出と受注確率の向上を確認することができた。また、(3) プロセスモデルの作成においては、ベイジアンネットワークの推論結果を ProM で取り込む過程について述べた。実際に、明確なプロセスが存在しない状況下でのプロセスマイニングの適用時に、ログの前処理に機械学習などを積極的に活用する他の事例も出てきている[24]。

本稿の解決策を通じて、非定型プロセスから効果的なプロセス発見が確認できたことは大きな成果であり、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。特に、プロセスマイニングの世界が、「命

令型 (Imperative)」から「宣言型 (Declarative)」になっている[25]ように、今後はより動的なプロセスに対応していく傾向にあるため、本稿のアプローチはその流れをより進展させることになる。

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。今後は開発した検証システムを実場面で運用した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。

6. 今後について

プロセスマイニング手法では「プロセス発見」のステップの後は、「適合性評価」「プロセス強化」と続く。特にプロセス発見のステップで構築されたプロセスモデルを、営業活動の実運用を通じて強化していくプロセス強化のステップは必須であり、また考慮すべき課題も出てくる。

プロセスモデルの実運用を通じて蓄積されていく新たな営業日報を入力として、営業活動の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ト情報を出力する必要があるが、従来のプロセスマイニングのイベントログによるインプット情報では足りない。これらの強化に必要な情報を新たに定義し、それを提供するための手法を検討する必要がある。

具体的には、過去に意思決定した営業担当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ための手法を検討しなくてはならない。このプロセス強化のための課題整理と解決策と、さらには実運用における受注確率や受注期間短縮などの効果検証を、現在、検証システムにより実施しており、今後はその結果を発表する予定である。

参考文献

- [1] W.M.P.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] D.Fahland, D.Lübke, J. Mendling, H. Reijers, B. Weber, M. Weidlich, and S. Zugal, "Declarative versus Imperative Process Modeling Languages: The Issue of Understandability," In: T.Halpin et al, (eds) Enterprise, Business-Process and Information Systems Modeling. BPMDS 2009, EMMSAD 2009. Lecture Notes in Business Information Processing, vol 29. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [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] M.de Leoni, M.Dumas, L.García-Bañuelos, "Discovering Branching Conditions from Business Process Execution Logs," In: V.Cortellessa, D.Varró (eds) Fundamental Approaches to Software Engineering. FASE 2013. Lecture Notes in Computer Science, vol 7793. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [7] W.M.P.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/exe/fetch.php?media=shared:pmm-japanse-v1.pdf>.
- [8] G.De Giacomo, M.Dumas, F.M.Maggi, M.Montali, "Declarative Process Modeling in BPMN," Advanced Information Systems Engineering. CAiSE 2015. Lecture Notes in Computer Science, vol.9097, Springer, Cham.
- [9] M.Marin, R.Hull, R.Vaculín, "Data centric BPM and the emerging case management standard: A short survey," In: M.La Rosa, P.Soffer (eds) Business Process Management Workshops. BPM 2012. Lecture Notes in Business Information Processing, vol.132, Springer, Berlin, Heidelberg.
- [10] W.M.P.van der Aalst, M.Pesic, H.Schonenberg, "Declarative workflows: Balancing between flexibility and support," Computer Science - Research and Development 23 (2009).
- [11] M.Pesic, H.Schonenberg, W.M.P.van der Aalst, "Declare: Full support for loosely- structured processes," 11th IEEE International Enterprise Distributed Object Computing Conference (EDOC 2007).

- [12] F.M.Maggi, T.Slaats, and H.A.Reijers, “The Automated Discovery of Hybrid Processes,” In S.Sadiq, P.Soffer, H.Völzer, editors, *Proceedings of the 12th International Conference on Business Process Management (BPM 2014)*, Lecture Notes in Computer Science 8659, 392-399, 2014.
- [13] T.Biard, A.Le Mauff, M.Bigand, JP.Bourey, “Separation of Decision Modeling from Business Process Modeling Using New “Decision Model and Notation” (DMN) for Automating Operational Decision-Making,” In: L.Camarinha Matos, F.Bénaben, W.Picard, (eds) *Risks and Resilience of Collaborative Networks*, pp.489-496, IFIP Advances in Information and Communication Technology, Vol. 463, Springer, Cham.
- [14] W.M.P.van der Aalst, B.F.van Dongen, C.Günther, A.Rozinat, H.M.W.Verbeek, and A.J.M.M.Weijters, “ProM : the process mining toolkit,” In A. K. Alves de Medeiros, & B. Weber (Eds.), *Proceedings of the BPM 2009 Demonstration Track (BPM Demos 2009, Ulm, Germany, September 8, 2009)* (pp. 1-4). (CEUR Workshop Proceedings; Vol.489), Aachen: CEUR-WS.org.
- [15] 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.
- [16] D.M.Blei, Andrew Y. Ng, Michael I. Jordan, “Latent Dirichlet Allocation,” *Journal of Machine Learning Research*, vol.3, 2003, pp.993-1022.
- [17] Quoc V. Le, Tomas Mikolov, “Distributed Representations of Sentences and Documents,” *International Conference on Machine Learning, 2014 - jmlr.org*.
- [18] 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.
- [19] G.Shani, D.Heckerman, and R.I.Brafman, “An MDP based recommender system,” *Journal of Machine Learning Research*, Vol.6, 2005, pp.1265-1295.
- [20] W.M.P.van del Aalst, T.Weijters, and L.Maruster, “Workflow Mining: Which Processes can be Rediscovered?,” *BETA Working Paper Series*, WP 74, 2002. <http://www.wis.win.tue.nl/~wvdaalst/publications/p169.pdf>
- [21] W.M.P.van del Aalst, T.Weijters, and L.Maruster, “Workflow Mining: Discovery Process Models from Event Logs,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol.16, No.9, pp.1128-1142, 2004, <http://www.wis.win.tue.nl/~wvdaalst/publications/p245.pdf>
- [22] T.Murata, “Petri nets: Properties, analysis and applications,” *Proceedings of the IEEE*, Vol.77, no. 4, pp. 541-580, 1989, <https://inst.eecs.berkeley.edu/~ee249/fa07/discussions/PetriNets-Murata.pdf>
- [23] R.Conforti, M.Dumas, L.García-Bañuelos, M.La Rosa, “BPMN miner: automated discovery of BPMN process models with hierarchical structure,” *Information Systems* 56 (2016): 284-303.
- [24] R.Mans, M.Schonenberg, M.Song, W.M.P.van del Aalst, and P.Bakker, “Application of process mining in healthcare—a case study in a dutch hospital,” in *Biomedical Engineering Systems and Technologies*, (eds.)A.Fred, J.Filipe, and H.Gamboa, 25 of *Communications in Computer and Information Science*, pp.435-438, Springer Berlin Heidelberg, 2009. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-92219-3_32, http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-92219-3_32.
- [25] F.M.Maggi, “Declarative Process Mining with the Declare Component of ProM,” *BPM (Demos)*, 2013 - pdfs.semanticscholar.org.

著者略歴

中山 義人 (なかやま よしひと)

1992年 東京大学応用生命工学系大学院修士課程修了。同年 (株) NTT データ入社。2001年 (株) NTT データイントラマート代表取締役社長, 2015年10月 東京大学大学院工学系研究科博士課程入学, 現在に至る。

森 雅広 (もり まさひろ)

埼玉大学卒業。2009年 (株) NTT データイントラマート入社 デジタルビジネス推進室所属, 現在に至る。

成末 義哲 (なるすえ よしあき)

2017年 東京大学工学系研究科博士課程卒業. 同年 東京大学工学系研究科助手, 現在に至る.

森川 博之 (もりかわ ひろゆき)

1992年 東京大学工学系研究科博士課程卒業 2006年 東京大学工学系研究科教授, 現在に至る.