

営業活動における意思決定システムの適用と評価 Application and evaluation of decision-making system in sales activities

中山 義人^{†1†2} 森 雅広^{†2} 斎藤 忍^{†3} 成末 義哲^{†1} 森川 博之^{†1}

YOSHIHITO NAKAYAMA^{†1†2} MASAHIRO MORI^{†2} SHINOBU SAITO^{†3} YOSHIAKI NARUSE^{†1} HIROYUKI MORIKAWA^{†1}

1. はじめに

営業活動は企業における様々な活動の中でも最も重要な活動の一つであり、その成果は営業担当者などの資質に依存する部分が多い[1].

それに対して、近年、営業活動に機械学習を適用することで、営業活動を支援するシステムの構築が試みられている。ただし、その内容は、顧客の行動データに基づいた顧客選別の効率化[2,3]や、販売見込みに基づいた売上予測[4]などの部分的な業務への適用に限られており、初期訪問から受注に至るまでの営業活動全般を対象にした意思決定への適用事例はほとんどなく、失敗事例も複数報告されている[5]. その理由として、営業活動における意思決定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ことから、意思決定パターンが極めて多岐にわたることや、教師データとしての営業日報が大量に用意できないなどの問題があげられる[5].

そこで筆者らは、法人向けの営業活動には、初期訪問からヒヤリング、プレゼンテーション、見積りなどの各ステップを通過して受注に至るまでの一連のプロセスがあり、またそのステップごとに実施されるアクティビティが存在することに着目した(図1)。そのため、ステップごとに選択されるアクティビティの意思決定パターンを限定するとともに、それら一連の選択結果を営業活動プロセスとして記憶し再活用することができる。

この営業活動の特性を利用することで、受注確率の高い営業活動プロセスを学習することにより、受注に至るまでの効率的な営業活動のアクティビティをリコメンド可能な営業活動意思決定支援システムの構築を目指している。これまでの検討においては、営業日報などの非構造化データを入力情報として、受注確率の高い営業プロセスの規則性を発見する学習モデルを構築する手法を示した[6].

具体的には、従来のプロセスマイニング手法[7][8]の前処理として2つのステップを新たに追加したプロセス発見手法を構築し、営業活動意思決定支援システムとして実装した(図2)。1つ目のステップとは、自然文などの非構造化データである営業日報がどのアクティビティに属するのかを判別する「アクティビティ推定」のステップであり、もうひとつは、明確なルールがない非定型プロセスにおける規則性を機械学習で推定するための「プロセス推定」のステップである。特にプロセス推定のステップでは、営業をエージェント、顧客を環境と位置づけた強化学習のアルゴリズムとして隠れマルコフモデル[9]を用いた。

本稿では、法人営業活動を営む企業において営業活動意

思決定支援システムを構築し、実際の営業担当者による試用を通して、受注率の変化を評価した結果について示す。

3ヶ月の営業活動期間を対象にして営業活動意思決定支援システムの適用前後を比較したところ、受注率において10%程度の改善効果を得ることができた。この結果は、非定型な営業活動において効果的なリコメンドを提示できる可能性を示している。今後は、さらなるリコメンドの精度向上をおこなうことで、営業活動場面でより現実に近い意思決定支援が可能なシステムを目指していく。

2. 営業活動意思決定支援システム 概要と評価結果

2.1 営業活動意思決定支援システムの概要

構築した営業活動意思決定支援システムの学習モデルでは、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している。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営業活動意思決定支援システムを構築した。

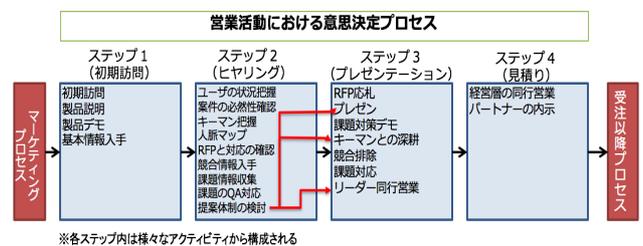


図1: 営業活動における意思決定プロセス

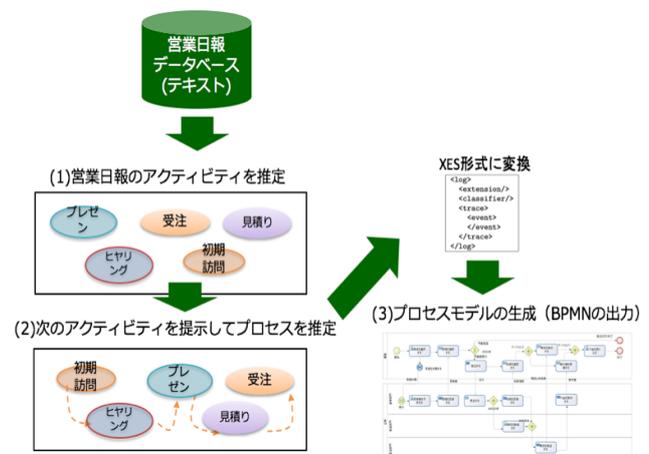


図2: プロセス発見の3ステップ

†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

†3 日本電信電話 (株)

Nippon Telegraph and Telephone Corporation

営業活動意思決定支援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 doc2vec + Support Vector Machine (SVM) [10]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、複数のアルゴリズムの比較から、隠れマルコフモデルの優位性を確認することができた。営業活動意思決定支援システムの一連の構成を図3に示すとともに、営業活動意思決定支援システムの実行イメージについても図4に示す。

2.2 営業活動意思決定支援システムの評価結果

構築した営業活動意思決定支援システムを実際の営業現場で評価を実施した。その適用フィールドとして、筆者らの所属する(株)NTTデータイントラマートの法人営業グループを選定した。この会社では法人企業向けの自社製ソフトウェアを販売している。これまで法人営業のベテラン社員を中心とした属人的な営業で継続的に成果を上げてきているが、若手社員の人数も増加していることから、属人性からの脱却とそのノウハウの継承が課題である。

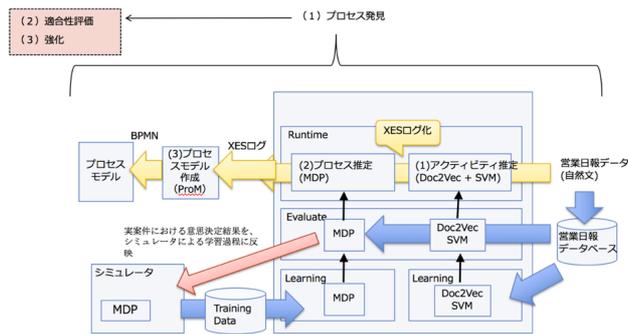


図3：営業活動意思決定支援システムのシステム構成図

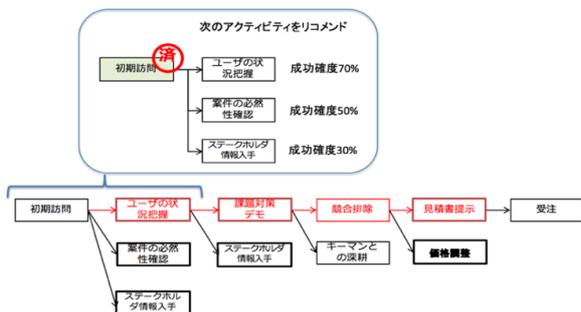


図4：営業活動意思決定支援システムの実行イメージ

この会社では、2016年4月から2017年3月までの1年間は総勢18名による営業グループで活動していたが、2017年4月よりは営業部隊の増員を理由にAグループ(営業9名)とBグループ(営業15名)の2グループに分割された。構成人数には違いがあるものの、営業経験年数としてはほぼ同等のキャリアバランスとなっており、営業戦力としての偏りはないといつてよい。

そこで2019年1月から3月までの3ヶ月間、Aグループのみに営業活動意思決定支援システムを適用することで、Aグループの営業活動意思決定支援システム適用前後の受注率の比較、さらにはAグループ・Bグループにおける受注率の比較を実施した。

表1に示すように、営業グループ分割前の2017年1月から3月までの期間で営業日報の登録があった対象商談数69件に対して受注数は23件、受注率は33.3%であった。これに対して、営業グループ分割後の2018年1月から3月で営業日報の登録があったAグループの対象商談数63件に対して受注数は20件、受注率は31.7%であり、また同一期間のBグループの対象商談数64件に対して受注数は21件、受注率は32.8%であった。営業活動意思決定支援システムの適用前の段階では、営業グループは2つに分割されたものの、受注率に大きな変化はないことがわかる。

しかし、営業活動意思決定支援システムをAグループのみに適用した2019年1月から3月では、営業日報の登録がある対象案件48件のうち、受注は20件、受注率41.6%であった。同一期間で営業活動意思決定支援システムを適用していないBグループでは、対象案件88件のうち受注数は29件、受注率は33.0%となり、営業活動意思決定支援システム適用前の受注率と変化が見られなかった。つまり、営業活動意思決定支援システムを適用したAグループのみが受注率を10%程度改善していることがわかる(図5)。

あわせてAグループの営業担当者において、営業活動意思決定支援システムからのリコメンドを実際に採択したかどうかの指標であるリコメンド採択率と受注率との相関関係を確認した(図6)。相関係数は0.62となり、リコメンド採択率と受注率は相関性が高いことがわかる。

このことから、営業活動意思決定支援システムのリコメンドを活用した営業活動は、営業活動意思決定支援システムを利用しない通常の営業活動に比べて、より高い受注率を実現できる可能性があることを確認できた。

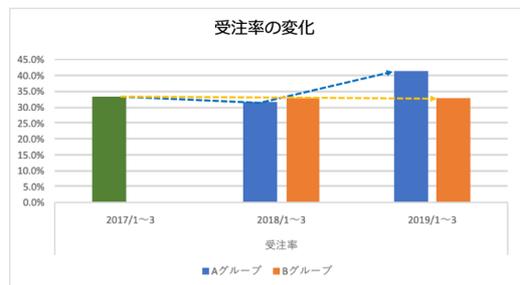


図5：グループごとの受注率の変化

表1：検証システムの評価結果 (Aグループ、2019年1月〜3月が検証システムの適用結果)

	2017/1~3				2018/1~3				2019/1~3					
	対象商談数	受注数	受注率	受注平均L/T(月)	対象商談数	受注数	受注率	改善幅	受注平均L/T(月)	対象商談数	受注数	受注率	改善幅	受注平均L/T(月)
Aグループ	69	23	33.3%	5.2	63	20	31.7%	-1.6%	5.7	48	20	41.7%	9.9%	5.4
Bグループ					64	21	32.8%	-0.5%	4.0	88	29	33.0%	0.1%	4.4

最後に全案件のサマリーデータを参考として掲載する(表2)。

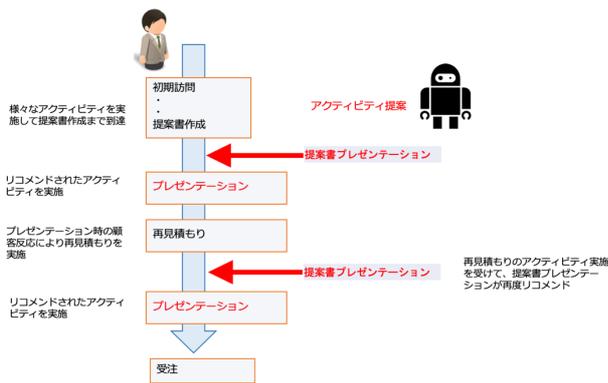


図10: 某出版社の受注事例

あわせて某製造業における失注の事例も紹介する(図11)。ここでは様々なアクティビティを実施して競合排除まで到達、その後、リコメンドの中から第3優先度の「訴求ポイントの検討」を採択した。しかしその後、第12優先度である「競合情報入手」を採択したのち失注に至っている。顧客に確認した失注理由としては、競合他社が提案をどんどん進めていたのに対して、当社は提案に出遅れ躊躇していると捉えられたようである。一度「競合排除」を実施しているにも関わらず、この段階で「競合情報入手」を実施した理由を担当営業に確認すると、排除したと考えていた競合の動きが気になりこのアクティビティの実施に至っていた。リコメンドでは、「提案体制の決定」や「顧客体制の把握」「案件リスクの把握」など、提案を進めていくためのアクティビティの優先度が高く提示されており、営業担当者のアクティビティの採択において後悔を残すこととなった。システムによるリコメンドを営業担当者に信用してもらうための運用面での定着も必要であるといえる。このように開発された営業活動意思決定支援システムは実際の営業現場において受注率の向上という可能性を確認することができたことは大きな成果であり、構築された学習モデルの有効可能性を実証することができた。

一方で、リコメンドの精度を上げていくためには、現実の営業活動で求められるアクティビティとリコメンドの乖離の解消、さらにはリコメンドの平均推薦順位の向上という改善が必要であることが確認できた。これにより営業担当者の採択率を高めていくことが受注率の向上につながる。

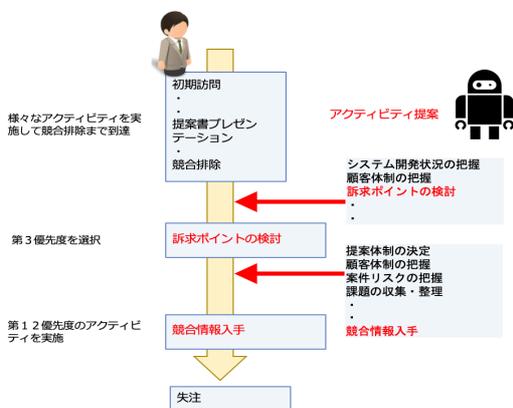


図11: 某製造業の失注事例

表2: 全案件のサマリーデータ

No	受注フラグ	受注リードタイム(月)	アクティビティ総数	対象期間アクティビティ総数	リコメンド採択件数	採択リコメンド順位
1	○	9	18	5	1	6
5	○	10	15	3	0	3,10
6	○	10	6	3	1	13
7	○	8	9	8	3	8,1,4
8	○	8	11	3	0	
10	○	7	11	3	1	11
14	○	5	8	8	0	
15	○	8	9	5	3	5,12,7
16	○	4	5	5	0	
19	○	4	9	8	1	2
21	○	4	10	5	2	1,1
22	○	4	6	4	2	1,13
24	○	7	10	8	0	
25	○	3	11	4	0	
26	○	4	9	6	2	6,1
28	○	3	11	11	5	2,11,9,13,4
30	○	2	5	5	0	
39	○	2	4	4	2	13,5
40	○	1	4	4	1	1
47	○	5	5	5	3	5,9,1
2	△	-	5	3	2	
11	△	-	11	6	1	11
13	△	-	11	5	3	9,13,6
18	△	-	7	2	0	
23	△	-	4	3	2	5,8
27	△	-	3	3	0	
29	△	-	3	3	2	1,3
31	△	-	2	2	1	1
32	△	-	1	1	0	
33	△	-	1	1	0	
34	△	-	3	3	2	11,1
35	△	-	3	3	0	
37	△	-	4	4	3	12,13,1
38	△	-	4	4	2	12,13
41	△	-	2	2	1	
42	△	-	1	1	0	
43	△	-	8	8	6	13,11,4,1,3,13
44	△	-	4	4	2	3,4
45	△	-	4	4	2	5,11
46	△	-	2	2	1	1
48	△	-	1	1	0	
3	×	-	16	2	0	
4	×	-	6	2	0	
9	×	-	8	4	2	4,12
12	×	-	8	8	0	
17	×	-	4	2	0	
20	×	-	4	3	0	
36	×	-	8	8	1	12

○受注: △継続: ×中断および失注

3. 今後の取り組み

営業活動意思決定支援システムの評価結果で述べたように、さらなる受注率の向上に寄与するためには、構築した学習モデルの見直しをおこないリコメンドの精度を向上させる必要がある。特に重要な要素となるのは、営業活動意思決定支援システムの「プロセス推定」における学習モデルの構築である。非定型な営業活動のプロセスから規則性を強化学習で推定するステップであるため、この学習精度がリコメンドの質に大きな影響を与えている。

このプロセス推定では、学習アルゴリズムとして大量の教師データを必要とする隠れマルコフモデルを採用したが、実際の営業日報では十分なデータ量を準備することができないため、案件シミュレータを開発した(図12)。窓口となる顧客担当者のパーソナリティを通して、案件の背景や要件などが提示される状況を環境として設定し、この環境から営業にフィードバックが返ることで、実際の営業日報が十分に用意できない状況でも、学習モデルを構築するための案件データを自動生成することができた。

しかし、この案件シミュレータで初期に自動生成される案件データは、本稿による評価でも確認できたように現実の顧客の反応パターンを網羅することはできない。また、その性質上、非現実的なやり取りも含まれてしまう。そのため、案件シミュレータから構築される営業エージェントの学習モデルは現実の営業活動と乖離のあるものになってしまう。そのため学習モデルの精度向上には、現実の顧客反応をできるだけ網羅できるように案件シミュレータを改良していく必要がある。

そこで今後は、案件の背景、要件、顧客のパーソナリティといった環境自体を深層学習することで現実の顧客反応に近い環境モデルを構築し、さらにこの構築された環境モデルを利用して、営業エージェントとの間のシミュレーションをセルフプレイで行うことで営業エージェントの学習モデルを強化する予定である[11]。

その際に、人間参加型深層学習(human-in-the-loop)[12][13]を取り入れることで、より人間と機械知能を組み合わせ、効果的な機械学習アルゴリズムを生成する。教師あり学習と能動学習の組み合わせとなる。人間がアルゴリズム構築の学習段階とテスト段階の両方に関わり、絶え間ないフィードバックループができるため、回を重ねるごとにアルゴリズムの結果は向上する。

これにより、営業活動場面でより現実に近い理想的なリコメンドが可能となることが想定される。

4. おわりに

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。

これまで、営業日報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学習モデルの構築を実施してきており、本稿では構築された営業活動意思決定支援システムについて、実企業への評価適用をおこなった。実際の営業現場において受注率を高める効果を確認できたことは大きな成果といえる。

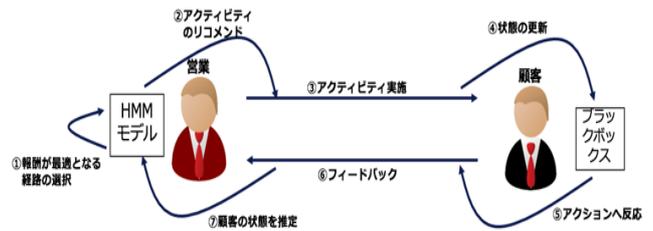


図12: 案件シミュレータによる案件データの作成

現在、リコメンドの質向上を目的として学習モデルの改良に取り組んでいる。最終的に、効果的な営業活動の意思決定プロセス強化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。

参考文献

- [1] 石井淳蔵、『営業をマネジメントする』、岩波書店、2012
- [2] Yiqing, H., Fangzhou, Z., Mingxuan, Y., Ke, D., Yan-hua, L., Bing, N., Wenyuan, D., Qiang, Y., and Jia, Z.: Telco Churn Prediction with Big Data, *Expert Systems with Applications*, pp.607- 618 (2015)
- [3] 河村 一輝, 諏訪 博彦, 小川 祐樹, 荒川 豊, 安本 慶一, 太田 敏澄, 飲食店向け不動産営業を支援する申込み顧客推薦モデルの提案, *人工知能学会論文誌*, 2017, 32 巻, 1 号, p. WII-O_1-10, 公開日 2017/01/20, Online ISSN 1346-8030, Print ISSN 1346-0714, <https://doi.org/10.1527/tjsai.WII-O>, https://www.jstage.jst.go.jp/article/tjsai/32/1/32_WII-O/article/-char/ja
- [4] Yan, Junchi, et al. "On machine learning towards predictive sales pipeline analytics." *Twenty-ninth AAAI conference on artificial intelligence*. 2015.
- [5] 多田和希, 吉野次郎, 高橋芳, 竹居智久, 奥平力, 広野彩子, 「AIバブル 失敗の法則」、日経ビジネス、pp.28-29、2019/5/20
- [6] 中山 義人, 森 雅広, 成末 義哲, 森川 博之, “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”, *情報システム学会誌* Vol.14, No.1, 2018, pp. 26-38.
- [7] 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>.
- [8] 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.
- [9] Rabiner, Lawrence R. "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition." *Proceedings of the IEEE* 77.2 (1989): 257-286.
- [10] Quoc V. Le, Tomas Mikolov, "Distributed Representations of Sentences and Documents", [arXiv:1405.4053](https://arxiv.org/abs/1405.4053)[cs. CL]
- [11] 中山義人, et al. "営業活動の意思決定プロセス強化における環境モデルに基づくアプローチ." *研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN)* 2019.7 (2019): 1-5.
- [12] DoD Modeling and Simulation (M&S) Glossary", DoD 5000.59-M, DoD, January 1998 "Directives Division" (PDF). Archived from the original (PDF) on 2007-07-10. Retrieved 2009-04- 22
- [13] Karwowski, Waldemar, *International encyclopedia of ergonomics and human factors*, ISBN 0-415- 30430-X, 9780415304306, CRC Press, 2006