

営業記録文書を活用した受注予測による営業支援システムの概念検証 Concept Verification of a Sales Support System using Order Prediction based on Sales Records

磯田 有哉[†]、垂水 信二[†]、谷村 崇仁[†]
Yuya Isoda[†], Shinji Tarumi[†], Takahito Tanimura[†]

1. はじめに

労働力人口の減少や労働時間の増加を背景に、労働生産性の向上が喫緊の課題となっている。営業活動においては、営業支援システムを用いて、売上・訪問件数・商談件数などの目標を設定し、個人や組織を分析できるが、労働生産性を改善するためのインサイトを得ることは難しい。

そこで我々は、営業効率の改善を支援する営業支援システムの確立および汎用化に向けた研究開発に取り組んでいる。本稿では、営業記録の文書に着目した受注予測モデルを考案し、複数部署にサービスを提供できることを実際の営業活動情報を用いて確認した。この結果から、労働生産性の改善を支援する営業支援システムの実現見通しが得られたことについて報告する。

2. 従来手法

先行研究として、営業活動情報の作業状況や作業予定を考慮した受注時期の予測技術が報告されている^[1]。この報告では、受注までの業務プロセスを明らかにし、プロセスごとの開始から終了の時期を予測することで、受注時期を予測する技術が述べられている。また、営業活動日や業務プロセスなどの構造データおよび、営業記録などの非構造データから、プロセスの進捗および時期に関する情報を抽出することで、構造データのみを用いた手法と比較し、高精度に受注時期を予測できることが報告されている。

一方で、受注精度や受注時期の予測は、管理者向けの機能であり、我々の目的である営業担当者向けに営業効率を改善するために必要な受注/失注に寄与する営業活動を抽出することができない。

3. 提案手法

本稿では、営業記録などの文書から受注/失注に寄与する営業活動を抽出する方法について説明する。なお本稿では説明しないが、受注/失注に寄与する営業活動の抽出結果を利用し、営業担当者に AI による営業活動のレビューや次の行動を提案するサービスを提供する計画である。

3.1 データセット

本稿では、提案手法の有効性を確認するために、実際の営業活動情報を用いて実験および評価を実施した。本稿で利用する営業活動情報の主要なデータ構造を図 1 に記載する。

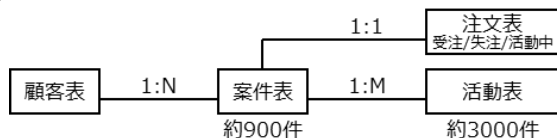


図 1 営業活動情報の主要なデータ構造

表 1 データセットの特徴

	部署A	部署B
案件数	699	107
営業活動数 (受注率)	2160 (67.6)	402 (60.4)
学習データ数	1293 (65.4)	-
検証データ数	439 (69.2)	-
評価データ数	428 (72.7)	402 (60.4)

本稿では、営業記録などの文書から受注/失注に寄与する営業活動を抽出することが目的のため、文書が未記載なレコードは除去した。また、活動中の案件も除外し、受注/失注が決着した案件のみを利用する。

レコードを除去した後の本稿で利用するデータセットの特徴を表 1 に記載する。2つの部署の協力を得て、データセットを構築しており、案件数や営業活動数が多い部署Aのデータを受注予測モデルの開発に利用し、開発したモデルの汎用性を評価する際に部署Bのデータを用いた。これにより、複数の部署にサービスを提供できるか検証する。

また、学習用/検証用/評価用のデータセットを作成する際に、情報のリークを回避するために、案件ごとにデータセットを分割した。

3.2 営業記録文書に基づく受注予測モデル

提案手法は、事前学習済みの自然言語処理モデル BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)^[2]を営業記録文書と当該案件の受注/失注に適合させ、Fine-Tuning を行い、受注予測モデルを学習する。本稿では、日本語の営業記録文章を活用するため、日本語の事前学習済みの BERT モデル (bert-base-japanese-whole-word-masking)^[3]および当該トークナイザーを用いた。また BERT には、特定の識別タスクを解く能力は無いため、最終層に案件の受注/失注を識別する Softmax 層を追加した。

モデルは、すべてのパラメータを追加学習する方法を用い、学習データで BERT を Fine-Tuning し、検証データで予測指標 (F1 Score) が最大になるように学習した。なお、学習時のハイパーパラメータは表 2 に記載する。

表 2 ハイパーパラメータ

Item	Value
epoch	20
learning rate	0.0001
batch size	16

[†]株式会社 日立製作所, Hitachi, Ltd.

3.3 受注予測モデルに基づく営業支援

受注予測モデルにより、営業記録文章ごとに受注確度を推定することができる。これにより、案件に紐づく営業活動について、受注確度の時系列変化を捉えることができ、直感的かつ定量的に進捗を確認することができる。また、進捗が芳しくない際には、データ駆動で上長にアラートすることが可能となり、営業担当者の心理的負荷を低減し、労働生産性の改善に寄与できると我々は考えている。

一方で、受注確度の良い／悪いが判明したところで、この結果を営業活動に反映することは難しい。そこで我々は、どの行動が良かったか／どの行動が悪かったかを可視化するために、説明可能な AI 技術である Integrated Gradients^[4]を利用し、単語ごとに受注／失注の影響度を算出し、可視化した。

4. 評価

4.1 性能評価

提案手法を実際の営業活動情報(図1、表1)とハイパーパラメータ(表2)を用いて評価した。

部署Aのデータ(学習・検証)を用い、受注予測モデルを構築し、部署Aのデータ(評価)、部署Bのデータを用いた受注予測モデルの評価結果を表3に示す。評価結果から、部署Aでは ROC-AUC 0.720、部署Bでは ROC-AUC 0.734 の結果を確認でき、複数の部署にサービスを提供できる見通しを得た。

表 3 Performance Results

部署		Accuracy	F1 Score	ROC AUC
A	学習データ	0.999	0.999	1.000
	検証データ	0.763	0.764	0.812
	評価データ	0.710	0.716	0.720
B	評価データ	0.697	0.697	0.734

4.2 可視化

営業支援システムのサービス提供として、案件に紐づく受注確度の時系列変化(図2)、受注確度に及ぼす影響の可視化(図3)を検討した。なお、図2では、実際の営業活動情報を用いて評価した。図3では、ダミーデータを入力とし、受注確度に正／負の影響を及ぼした行動・キーワードを抽出し、可視化している。

これにより、従来は「受注確度A」のような属人性が高い定性的な評価を、提案手法により機械的に定量評価することができ、他案件と受注確度を比較評価することが可能になった。また、受注確度の時系列変化を提供することで、管理者は営業担当者をサポートする必要があるか判断でき、受注確度が高から低に反転した際にアラートを出すなどのデータ駆動なサービスを提供できる見通しを得た。

また、受注確度に正／負の影響を可視化することで、案件ごとの課題を明らかにすることが可能になった。例えば、図3に示すように、外部要因により受注確度が低下することもあるため、課題の早期特定により営業活動を支援できる見通しを得た。

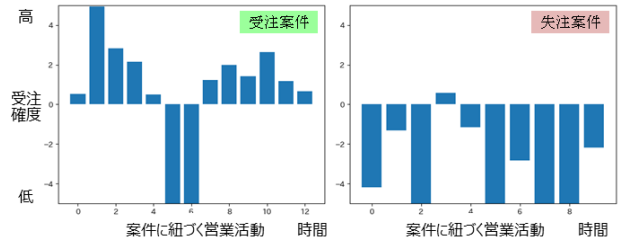


図 2 案件に紐づく受注確度の時系列変化

受注確度が高いと判定された文書*

[CLS] Po ##C 内容について合意。弊 ##社のケイ ##パ ##ピリティに期待している旨のコメント。契約締結をめ ##ざし、契約書と仕様書の調整を進める。[SEP]

受注確度が低いと判定された文書*

[CLS] 他社と比較検討中とのことで、回答は未 ##違の見込み。反応はいま ##ひ ##と ##つであったことが、不安材料。売 ##込みは難しい感 ##触 [SEP]

受注に正の影響

受注に負の影響

* ダミーデータ

図 3 受注確度に及ぼす影響の可視化

5. おわりに

本稿では、営業担当者向けに営業効率の改善を支援する営業支援システムの確立および汎用化に向けて、営業記録文書を活用した受注予測およびサービス提供を検討した。

評価結果から、部署Aで学習した受注予測モデルを部署Bでも同等に利用できることを実データで確認した。これにより、複数の部署にサービス提供できる見通しを得た。

また、受注確度の時系列変化を定量的に可視化し、受注確度に負の影響を及ぼした課題の早期特定により、営業活動を支援できる見通しを得た。

今後は、実際に営業現場に導入し、受注確度の予測が営業担当者の直感と乖離しないか検証し、受注確度に影響を及ぼすキーワードの提示により、営業活動の効率化に寄与するか検証していく。また、生成 AI を活用したより自然なサービスを提供するための研究開発を推進する。

参考文献

- [1] 角掛正弥、是枝祐太、本間健、井上鉄平、丹羽雄平、“営業報告書内の時間情報表現を手掛かりとした受注時期の予測、” 人工知能学会、2023/06.
- [2] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding,” arXiv:1810.04805v2, 2018.
- [3] tohoku-nlp/bert-base-japanese-whole-word-masking, <https://huggingface.co/tohoku-nlp/bert-base-japanese-whole-word-masking>, (2024/06 Access).
- [4] Mukund Sundararajan, Ankur Taly, Qiqi Yan, “Axiomatic Attribution for Deep Networks,” arXiv:1703.01365v2, 2017.