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

Customer Recommendation Model to Support Real Estate Salespersons for a Restaurant

河村 一輝
Kazuki Kawamura

奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
kawamura.kazuki.ka3@is.naist.jp

諏訪 博彦
Hirohiko Suwa

(同上)
h-suwa@is.naist.jp

小川 祐樹
Yuki Ogawa

立命館大学
Ritsumeikan University
y-ogawa@fc.ritsumei.ac.jp

荒川 豊
Yutaka Arakawa

奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
ara@is.naist.jp

安本 慶一
Keiichi Yasumoto

(同上)
yasumoto@is.naist.jp

太田 敏澄
Toshizumi Ohta

行政情報システム研究所
The Institute of Administrative Information Systems
tohta@aqua.ocn.ne.jp

keywords: machine learning, recommendation, sales support model

Summary

In this paper, we propose a recommendation model of application customer to reduce the time and cost of the salesperson by recommending the application customer to salesperson. The model is built based on customer information, premise information, and two new features which are extracted from salesperson's feedback. Estimation precision is evaluated by three algorithms: SVM, Decision Tree and Random Forest. We applied three algorithm against five data sets. As a result, the highest estimation precision was 49.2% using RF against the data which selected by some important features (data 5). In the case of using the customer information and property information (data 3), estimation precision was 38.7%. Moreover in the case of adding new two features against that data (data 4), estimate precision was 44.2%. From comparison between data 3 and data 4, we clarified that the new two features increased the estimation precision. Also, from comparison between data 4 and data 5, we clarified that selecting some important features increased the estimation precision. In addition, according to the feedback from the ABC TENPO Inc which we are conducting joint research, our model increased the precision compared with the veteran salesperson.

1. はじめに

近年、WWWの発展によりその情報構造やアクセス方法も劇的に変化している。例えば、Web上の情報リソースに効率的にアクセスするためのデータベース技術の普及により、様々な企業において顧客情報が容易に収集できるようになってきた。さらに、人工知能に代表される知的情報処理技術の発展により、蓄積データの処理技術も多様化してきている。それに伴い、多くの中小企業が顧客情報を収集し、様々な営業活動に活用しようと試みている。しかしながら、どのような事例に対して、どの

ような情報を収集し、いかに処理すべきかという知見の蓄積は、まだまだ不十分である。

本研究では活用事例の蓄積の一つとして、飲食店向け不動産企業の営業支援を行うことを目指す。具体的な営業支援としては、申込みをする顧客（以下、申込み顧客）を営業マンに自動で予測し推薦する仕組みを提案する。申込み顧客を自動で予測することで、営業マンの顧客探索コストを削減するとともに、申込み確率の低い顧客に対する営業コストを削減できる。では、どのような特徴量をもつデータを収集し、どのような情報処理技術を用いることで、効率よく申込み顧客を抽出できるのであ

うか。本稿では、効率よく申込み顧客を抽出するためのデータ特徴量および情報処理手法を明らかにする。

具体的な研究対象として、飲食店向け不動産会社である(株)ABC店舗^{*1}から協力を得た。ABC店舗は、主に居抜き物件の仲介を通して飲食店の開業や売却をサポートしている不動産会社である。ABC店舗への聴き取り調査によれば、飲食店の起業を目指す顧客が物件申込みに至る流れは、1) 検索サイトへの登録, 2) 検索サイトでの物件探索, 3) 気になった物件の内見, 4) 気に入った物件への申込みとなる。

対象顧客は、飲食店を開業することが初めての顧客が多く、適切な探索条件や決定条件を把握していないケースが多い。例えば、申込み顧客は、理想とする地域や立地に基づいて探索を行うが、その探索条件は有名地域(恵比寿・銀座など)や好立地(駅近、路面店など)となり、自ずと賃料などのコストが高くなりやすく、申込み顧客の実態(開店資金など)との不整合が起こる。また、顧客の収入に応じて賃料の上限をおおよそ設定できる住宅用物件と異なり、飲食店向け物件ではその物件の条件により売上規模が大きく変化するため賃料のみに基づく意思決定はできず、顧客は物件探索や申込みに悩むこととなる。

ここで重要となるのが営業マンの存在である。ABC店舗では、営業マンが内見や申込みをしそうな顧客を探索し、営業活動を行うことで申込みを促している。営業マンは長年の勘と経験によって、数ある内見をした顧客リスト(内見顧客)から、より成約に至るであろう顧客を探索し、電話やメールによる営業活動を行っている。これにより、顧客は自分にあった物件への申込みに到達している。

しかし、この方法は営業マンに多大な探索コストを強いることになる。営業マンは、内見時に顧客とコミュニケーションを行い、顧客の希望や満足/不満足点を把握しようと試みている。また、それに加えて、検索サイトへの登録時の情報や、これまでの検索サイトでの物件探索ログを閲覧し、その結果に基づいて営業活動を行う顧客を選定している。そのため、顧客の選定のために、多大な時間を必要とすることになる。さらに、営業マンはこの探索作業を各々の勘と経験に基づいて行っているため、新人営業マンがこの探索作業を効率よく実施することは困難である。

探索コストの削減手法の一つとして、探索を実施せずすべての顧客に営業を実施する手法も考えられる。しかし、顧客の嗜好に合わない物件の推薦は顧客の満足度を下げることになるのに加えて、顧客である開店希望者の多くは飲食店従業員である割合が高く、現在の雇用者に物件探索の実態を知られたくないなどの事情があり、頻繁な営業は控えなければならない。そのため、営業支援のためには、顧客の購買行動を予測し、効率よく物件を

推薦する申込み顧客推薦手法が必要である。

顧客の購買行動を予測し商品を推薦する代表例としては、推薦システムがある。主な推薦手法として、協調フィルタリングやコンテンツフィルタリングがある。これらの手法は多くの適用事例があり、Amazonや転職サイト「キャリアトレック」などで利用されている。これらは、同じ商品を多くの人が購入できることや、比較的安価で同じ人が複数の商品を購入できることを前提としているため、特徴情報の抽出が可能になっている。しかし、本研究が対象とする商品は飲食店向け不動産店舗であるため、基本的に世の中に2つとして同じ商品は存在しない。また、複数の不動産を取得するには多額な費用が必要となるため、同一人物が複数回購入することを前提にできない。そのため、従来の推薦手法で多く使われる協調フィルタリングやコンテンツフィルタリングのように、購買履歴から嗜好を生成することや、その嗜好傾向の類似性から商品を推薦することができず、新たな手法を検討する必要がある。

そこで我々は、機械学習を用いて顧客の購買行動を予測する手法に注目する。機械学習は、収集されたデータに基づいて、人間が行っている学習と同様の機能をコンピュータで実現しようとする手法であり、営業活動支援にも活用され始めている[Yiqing 15]。本研究では、飲食店向け不動産企業の営業マンに着目し、彼らが学習していることをコンピュータに学習させ、その学習結果を営業活動支援に役立てることを目指す。

まず、営業マンが最も重要視している内見時の顧客情報と物件情報に基づいて申込み顧客推薦モデルの構築を行った。モデル構築アルゴリズムとしては、SVM(Support Vector Machines)、決定木、RF(Random Forest)を比較した。その結果、顧客情報および物件情報に対してRFを用いた場合の適合率は38.7%であった。その結果を営業マンにフィードバックし検討を行った結果、新たな特徴量として顧客の開店意欲および物件所在地の地域ポテンシャルが申込み行動に影響を及ぼすとの回答が得られたため、モデルの改良を行った。その結果、49.2%の適合率で申込み顧客を推薦することができた。共同研究先であるABC店舗からのフィードバックによるとベテランの営業マンでも2-3割程度の精度であり、本手法は営業効率をあげることに大いに貢献できるとの評価が得られた。

2. 関 連 研 究

本章では、関連研究として従来の推薦手法および機械学習を用いた営業支援に関する研究について述べる。

2.1 既存の推薦手法

代表的な推薦手法として、協調フィルタリングやコンテンツフィルタリングが提案されている[Adomavicius

^{*1} <http://www.abc-tenpo.com/>

05, 神島 06, 神島 08]. 協調フィルタリングは、ユーザの嗜好を評価履歴という情報として蓄積し、評価対象ユーザと似た評価履歴を持っているユーザの評価履歴をもとにユーザの嗜好を推定し、推薦対象となる商品やサービスを推薦する手法である [土方 04, 神島 06, Mooney 99, Pazzani 96].

コンテンツフィルタリングは、推薦対象の特徴情報とユーザの評価履歴から抽出した特徴情報を比較し、それらが類似する商品やサービスを推薦する手法である [Resnick 94, Resnick 99]. これらの手法は、様々な応用研究がなされており、実社会でも多く使われている有益な手法である [J.Ben 01, Saeideh 14].

しかしながら、本研究が対象とする不動産物件では、購買頻度が極端に少ないため特徴情報の収集が困難、他者と同じ商品を購入することができない、対象顧客が自分にふさわしい物件を把握できていないなどの理由から、本研究への適応は困難である。そこで我々は機械学習に着目する。

2.2 機械学習を用いた営業支援

機械学習を営業支援に活用する試みは進んでいる。Yiqing ら [Yiqing 15] は、中国の携帯会社のデータを使い、プリペイド携帯の解約者を予測し、その解約者に電話営業を行うよう促しプリペイド解約を思いとどまらせる手法を提案している。プリペイド携帯の解約者を予測し、営業マンに電話をかけさせることで解約を思い留まらせる仕組みである。ユーザの行動ログ、メッセージログ、バケット、通話の品質等から解約する確率の高いユーザを推定している。

EverString では、B2B の企業に対して、商品を買ってくれそうな顧客を推薦するサービスを行っている。従業員規模、収益状況、経営者の経歴、地域などを説明変数に用いて、成約確度の高いもしくは低い顧客を判定するモデルを機械学習で構築している。

機械学習を不動産営業支援に用いようとする研究も存在する。Fu ら [Fu 14] の研究では、dianping.com のレーティングやチェックイン情報等のオンラインの情報とタクシーやバスのトラッキングなどのオフライン情報から機械学習を行い、中国の不動産価格の推定を行っている。ここでは、チェックインの回数や物件ごとのレーティングが高い場所が不動産の価格推定において大きな重要度を示すことを明らかにしている。

Wu ら [Wu 09] の研究では、物件の面積や築年数といった物件情報だけでなく風水の属性を入れたデータセットを用いて不動産の価格推定を行っている。全体を通しての価格推定の重要度は物件の延べ床面積が一番高いことを明らかにしている。また、風水の属性を含めたデータセットは、風水の属性を除いたデータセットと比べてより高い精度を出すことができ、風水の属性が重要であることを明らかにしている。

これらの研究からわかることは、どのような情報処理技術を使うかということもさることながら、どのような特徴量を用いるかが重要であるということである。例えば、Yiqing ら [Yiqing 15] は、単純に収集した変数を使用するのみならず、変数同士の組み合わせを特徴量として用いることで、解約者の予測精度向上を試みている。また、Wu ら [Wu 09] は、台湾という土地柄を考慮し風水という特徴量を入れることで不動産価格推定の精度向上を図っている。本研究においても、どのような特徴量が精度向上に寄与するのかに着目し検討を進めることが重要となる。

本研究の貢献は、特徴量を抽出・選択する方法を実際の営業支援に基づいて提案・検証していることである。営業支援を考える場合、最初から適した特徴量がそろっていることはほとんどなく、多くの特徴量の中から抽出する必要がある。また、場合によっては既存の変数を組み合わせたり、新たにデータを取得したりする必要がある。先行研究においては、Yiqing らは既存の多くの変数を組み合わせで新たな変数を作り出しており、Wu らは台湾という土地柄を考慮したモデルに基づいて風水という変数を新たに付加している。これに対して本研究では、従業員の暗黙知に着目し、従業員の暗黙知を2回の聴き取り調査に基づいて形式知化（変数化）することで、特徴量の抽出を行っている。加えて、抽出された特徴量に対して実践的なアルゴリズムおよび特徴量セットの選定方法を提示している。この一連の手続きを実事例に基づいて検証することは、機械学習を営業支援で利用する場合における特徴量の抽出・選択手法の知見を提示することになり、社会的に意義がある。

3. 申込み顧客推薦モデルの構築

本章では、構築した申込み顧客推薦モデルについて述べる。

3.1 提案モデルの概要

図1は、既存の営業手法と提案手法を示している。既存手法において、営業マンは手作業で大量の内見顧客の中から申込み顧客の発掘を行い、電話営業を行っている。そのために、時間と労力が必要であり、コストがかかっている。また、営業の成功確率は、営業マンの勘と経験から導き出されるノウハウ（暗黙知）により変化し、聴き取り調査よりベテラン営業マンでも2-3割程度であることが確認されている。ノウハウ（暗黙知）を形成できていない新人営業マンは、より低確率であり営業機会を損失している。そこで、提案手法では暗黙知であるノウハウを機械学習によりモデル化する。

モデル化のために、ベテラン営業マンが何に着目して顧客の選定を行っているのか聴き取り調査を行い、調査により抽出された特徴量に用いて機械学習により申込み

顧客推薦モデルを構築する。本モデルでは、申込み顧客推薦モデルに基づいて申込顧客リストを作成し電話営業を促すことで、営業マンの労力を削減し、効率的な営業を支援する。

図1 既存手法と提案手法の違い

3.2 モデル構築のためのデータセット

聴き取り調査の結果、モデル構築のための初期特徴量として、2つの特徴量群（顧客情報、物件情報）が確認された（図2）。この調査の目的は、基本モデル構築のための初期特徴量の抽出である。具体的には、どのように営業活動をしていますか、どのような点に着目して申込み顧客の推定をしていますかなどをインタビュー形式で質問している。営業マンからは、内見時の顧客の様子で判断している、物件により差があるなどの回答が得られたため、内見時の顧客のどんな様子に着目しているのか、物件の差異を判断する要因は何かをさらに確認している。

また、聴き取り調査に基づいて構築したモデルによる予測結果をABC店舗へフィードバックし、再度聴き取り調査を行った結果、フィードバックに基づく特徴量として新たに2つの特徴量群（開店意欲、地域ポテンシャル）が抽出された。この調査の目的は、基本モデルでは抽出されなかった営業マンが気づきにくい特徴量を抽出することである。推定結果の全体傾向を説明した後、正しく推定できた事例とできなかった事例を提示することで、営業マンに初期特徴量以外の検討を促している。

具体的には、初期特徴量は同じであるにもかかわらず、申込みした顧客と申込みしなかった顧客を提示し、これらの顧客の申込みの有無を推定可能か、可能であるならばどのような視点で推定するのかさらに質問を行っている。営業マンからは、熱意のある顧客とそうでない顧客がいる、人気エリアがあるなどの回答が得られたため、それらの差異を抽出するにはどんな点に着目すればよいか確認を行い特徴量としている。このように、具体的な場面を営業マンにフィードバックすることにより、初期特徴量としては言語化できなかった新たな特徴量を抽出している。各特徴量群について説明する（表1）。

§1 顧客情報

1つ目の特徴量群は、内見時の顧客情報である。聴き取り調査によれば、営業マンは内見時の顧客の様子から、

図2 モデル構築のための特徴量

表1 特徴量一覧

種別	項目*	説明
顧客情報	第一印象 (4)	・ 第一印象から取得総額の5項目は、物件に対する印象を5段階評価のアンケートで取得。 ・ 最初の2項目は、良いー悪い ・ 残りの3項目は、安いー高い ・ 事前調査は、物件や地域のことを知っているかについて3段階のアンケート。
	立地 (5)	
	月額賃料 (9)	
	譲渡価格 (10)	
	取得総額 (11)	
物件情報	事前調査 (12)	・ 月額賃料、床面積は実数。 ・ 駅徒歩は駅からの時間(分)。 ・ 階数は何階であるか、1階を基準とし、地下1階と地上2階を同等としている。 ・ 居抜きは居抜き物件であるか(1, 0)で判定。
	月額賃料 (2)	
	床面積 (3)	
	駅徒歩 (7)	
	階数 (13)	
フィードバック	居抜き (14)	
	開店意欲(量) (6)	・ 開店意欲(量)/(期間)は、内見日までの過去2週間での総アクセス数/総日数 ・ 最寄駅の単位面積当たりの平均賃料
	開店意欲(期間) (8)	
	地域ポテンシャル (1)	

* 項目の数字(*)は、ジニ係数に基づく重要度の順位

申込みの有無についておおよその判断をしていることが確認された。具体的に、内見時の顧客の反応としてどのようなところに注目しているかを確認したところ、顧客の言葉として「立地」「賃料」という言葉が出てきた時や、物件や地域について事前知識があるか（事前に調べているか）どうか分かった時に申込みの有無が判断しやすいとのコメントが得られた。そこで、内見時に顧客にアンケートを答えてもらいデータを収集し、特徴量とすることとした。

アンケートでは、第一印象、立地条件、月額賃料、譲渡価格、取得総額について顧客がどう感じているかと事前調査の有無について確認している。顧客の物件に対する主観評価が、申込み行動に影響を及ぼすと考え、これらの特徴量に含めることとした。

§2 物件情報

2つ目の特徴量群は、物件情報である。聴き取り調査によれば、営業マンは物件の条件から、申込み顧客の有無をある程度予想していることが確認された。そこで、各物件が保持している物件情報を特徴量にすることとした。物件情報は多種多様であるが、聴き取り調査により重要であると指摘された月額賃料、面積、何階か、最寄駅から徒歩何分か、居抜き物件かどうかの5つを選定した。

ABC 店舗が扱う物件は多種多様であり、物件立地や価格などの物件自体の特徴により、人気・不人気が存在する。このことから、物件自体の特徴が顧客の申込み行動に影響を及ぼすと考え、これらを特徴量に含めることとした。

§3 フィードバックに基づく特徴量

前述の二つの特徴量群に基づいて構築したモデルによる予測結果（後述）を営業マンにフィードバックし、再度聴き取り調査を行った。その結果、新たに2つの特徴量群が抽出された。

フィードバックに基づく聴き取り調査によれば、申込みに至るかどうかは、顧客の開店意欲により大きく左右され、それらは検索サイトでの探索行動により推測できるとの回答が得られた。そこで我々は、内見に至る直前の行動に着目し、顧客の開店意欲を測るための二つの特徴量を定義した。一つ目の特徴量は、より意欲の高い顧客は様々な物件の探索を行うという仮定のもと、内見日までの過去2週間での総アクセス数を開店意欲（量）と定義した。もう一つの特徴量は、より意欲の高い顧客は継続して探索を行うという仮定のもと内見日までの過去2週間での総アクセス日数を開店意欲（期間）と定義した。

また、同じような物件情報（面積、賃料、路面店かどうかなど）であっても、存在する地域の人気度により申込みに至るかどうか変化するとの回答が得られた。そこで、我々は各地域が持つ人気度に着目し、地域ポテンシャルを測るための特徴量を定義した。この特徴量は、より人気がある地域の賃料は高いという仮定のもと、最寄駅毎の単位面積当たりの平均賃料を地域ポテンシャルと定義した。

3.3 モデル構築のための学習アルゴリズム

前述の特徴量に基づいて、機械学習により申込み顧客推薦モデルを構築する。モデルの構築には、データマイニングツールである Weka[Weka] を用いた。Weka は多数の機械学習アルゴリズムに基づく分類器を実装しており、本研究では、代表的な機械学習アルゴリズムである SVM (Support Vector Machines : サポートベクターマシン)[Cristianini 00]、決定木 (C4.5) [Quinlan 96]、RF (Random Forests) [Breiman 01] の3つの手法を用いて特徴量の各組み合わせに対して申込み顧客推薦モデルを構築する。

(1) SVM (Support Vector Machines)

SVM は、代表的なパターン認識器の一つであり、データ分類の学習アルゴリズムの中で高い汎化能力を持つことが知られている。各データ点との距離（マージン）が最大となる分離平面を求めることでデータを線形分離する。また、データが非線形の場合でも、カーネルトリックによって入力空間をより高次の特徴空間に写像することで、その上で線形分離を行うことができる。

(2) 決定木

決定木 (decision tree) は、属性値の条件によりノードを分岐させて木構造の分類器を生成する伝統的な機械学習手法の1つである。決定木学習の特徴として、if-then ルールに基づいて木を生成していくため、他の手法と比べて分類過程の可読性が高いという利点がある。本研究では、決定木学習の代表的なアルゴリズムである C4.5 決定木を用いた。

(3) RF (Random Forests)

RF はアンサンブル学習を用いた機械学習アルゴリズムの1つである。複数の決定木を弱分類器として使用し、その結果を統合して結果を得る。他の分類器に比べ性能が高く、判定速度も高いと言われている。

4. 評価実験

本章では、実験概要および実験結果について述べる。

4.1 実験概要

提案手法で示したデータから申込み推定モデルについて検証するために、実際にデータを収集して評価実験を行った。収集データは、2014年2月3日から7月10日までに内見を行った計1132件である。3.2節で示したとおり、顧客情報として、第一印象、立地条件、月額賃料、譲渡価格、取得総額に関する顧客の感想を5段階評価で取得し、事前調査の有無を3段階で取得している。取得方法は、顧客が物件を内見した後に構造化インタビュー形式で不動産会社の営業の方が実施している。物件情報としては、月額賃料、面積、何階か、駅徒歩、居抜きなどの5項目について、ABC 店舗のデータベースから取得している。

また、フィードバックに基づく特徴量として追加した開店意欲、および地域ポテンシャルについては、3.3節で示した方法を用いて、ABC 店舗のデータベースから取得している。

評価には、10 交差検証法を用いた。教師データを10分割し、その1つをテストデータとして評価し、それを10回繰り返すことで全体を評価している。これにより、過学習や汎化誤差に配慮している。

評価指標としては、申込みと推定した場合の適合率を用いた。評価に申込みと推定した場合の適合率を用いる理由は、申込みなかった顧客への営業を減らしたいからである。申込みない顧客に営業することは、営業マンにとって高コストであるだけでなく、顧客の嗜好に合わない物件の推薦は顧客の満足度を下げることになる。また、顧客である開店希望者の多くは飲食店従業員である割合が高く、現在の雇用者に物件探索の実態を知られたくないなどの事情があり、頻繁な営業は控えなければならないことも理由のひとつである。

評価は、3.4節で示した3種類のアルゴリズム (SVM, 決定木, RF) に対して、5種類のデータを用いて、計15

個のモデルを比較している。5 種類のデータは、以下のとおりである。なお、(5) の重要な特徴量の抽出は、ジニ係数の平均減少量 (mean decrease gini) を用いて行っている。

- (1) 顧客情報 (データ 1)
- (2) 物件情報 (データ 2)
- (3) 顧客情報+物件情報 (データ 3)
- (4) 顧客情報+物件情報+フィードバックに基づく特徴量 (データ 4)
- (5) 重要な特徴量に絞込んだデータ (データ 5)

4.2 実験結果

はじめにアルゴリズムごとの適合率の比較を行い、その後、特徴量の違いによる比較を行う。

§1 アルゴリズムの性能評価

表 2 は、15 の組み合わせの評価結果である。顧客情報のみを使ったデータ 1 で比較すると、SVM を用いた場合が 31.9% (表 3)、決定木を用いた場合が 27.6% (表 4)、RF を用いた場合が 34.0% (表 5) と、RF を用いた場合がもっとも良い結果となっている。

表 2 データとアルゴリズムの組み合わせによる評価結果

	1	2	3	4	5
SVM	31.9%	20.4%	35.1%	28.4%	26.1%
決定木	27.6%	0%	29.3%	29.7%	40.3%
RF	34.0%	21.3%	38.7%	44.2%	49.2%

表 3 は、データ 1 に対して SVM を用いて申込み顧客を推定した結果である。申込みをすると推定した 116 人中、実際に申込みをした人数は 37 人であり、31.9% の適合率で推定している。

表 4 は、データ 1 に対して決定木を用いて申込み顧客を推定した結果である。申込みをすると推定した 76 人中、実際に申込みをした人数は 21 人であり、27.6% の適合率で推定している。

表 5 は、データ 1 に対して RF を用いて申込み顧客を推定した結果である。申込みをすると推定した 100 人中、実際に申込みをした人数は 34 人であり、34.0% の適合率で推定している。

表 3 SVM×データ 1 の結果

	申込みしない	申込み
申込みしていない	888	79
申込みした	128	37
適合率		31.9%

同様に、データ 2-5 に対して比較した結果、すべてのデータに対して、RF の適合率がもっとも良い結果となっていることが確認された。このため、特徴量 (データセッ

表 4 決定木×データ 1 の結果

	申込みしない	申込み
申込みしていない	912	55
申込みした	144	21
適合率		27.6%

表 5 RF×データ 1 の結果

	申込みしない	申込み
申込みしていない	901	66
申込みした	131	34
適合率		34.0%

ト) の違いによる分析については、主に RF を用いた場合の結果に着目して、比較を行う。

§2 顧客情報を用いた場合

先に説明したとおり、表 5 は、データ 1 (顧客情報) に対して RF を用いて申込み顧客を推定した結果であり、34.0% の適合率で推定している。この適合率は、営業マンの推定精度約 2-3 割という聴き取り調査の結果とほぼ同程度である。

§3 物件情報を用いた場合

表 6 は、データ 2 (物件情報) に対して RF を用いて申込み顧客を推定した結果である。申込みをすると推定した 61 人中、実際に申込みをした人数は 13 人であり、21.3% の適合率で推定している。顧客情報のみを用いた場合 (34.0%) と比較して適合率が 12.7% 減少することが確認できた。このことから物件の申込みには、物件自体の情報よりも、顧客がどう感じたかという心理状態が他の要素と比べて大きく影響していることが確認された。

表 6 RF×データ 2 の結果

	申込みしない	申込み
申込みしていない	919	48
申込みした	152	13
適合率		21.33%

§4 顧客情報と物件情報を組み合わせた場合

表 7 は、データ 3 (顧客情報+物件情報) に対して RF を用いて申込み顧客を推定した結果である。申込みをすると推定した 62 人中、実際に申込みをした人数は 24 人であり、38.7% の適合率で推定している。顧客情報のみを用いた場合 (34.0%) と比較して適合率が 4.7% 向上することが確認できた。このことから、物件情報は、申込み顧客推定に寄与することが確認された。

§5 フィードバックに基づく特徴量を追加した場合

表 8 は、データ 4 (顧客情報+物件情報+フィードバックに基づく特徴量) に対して RF を用いて申込み顧客を推定した結果である。申込みをすると推定した 52 人中、実際に申込みをした人数は 23 人であり、44.2% の適合率

表 7 RF × データ 3 の結果

	申込みしない	申込み
申込みしていない	929	38
申込みした	141	24
適合率		38.7%

で推定している。顧客情報のみを用いた場合（34.0%）と比較して適合率が 10.2%，顧客情報と物件情報を用いた場合（38.7%）と比較して適合率が向上することが確認できた。このことからフィードバックに基づく特徴量は、申込み顧客推定に寄与することが確認された。

表 8 RF × データ 4 の結果

	申込みしない	申込み
申込みしていない	938	29
申込みした	142	23
適合率		44.2%

§ 6 重要な特徴量に絞り込んだ場合

表 9 は、データ 5（重要な特徴量に絞り込んだデータ）に対して RF を用いて申込み顧客を推定した結果である。申込みをすると推定した 59 人中、実際に申込みをした人数は 29 人であり、49.2%の適合率で推定している。

表 9 RF × データ 5 の結果

	申込みしない	申込み
申込みしていない	937	30
申込みした	136	29
適合率		49.2%

重要な特徴量の抽出は、ジニ係数の平均減少量 (mean decrease gini) を用いて行なった。その結果、重要度が上位となったのは、地域ポテンシャル、月額賃料、面積、第一印象、立地条件などであり、事前調査の有無や階数、居抜きなどが下位となった (表 1)。そこで、重要度の高い特徴量から順に選択し RF を用いてモデルを構築した結果、上位 9 個の特徴量を用いた場合に適合率が高くなることが確認できた。RF の推定精度に基づいて重要な特徴量を抽出している理由は、データ 1-4 において常に RF を用いたモデルの精度が高かったため、RF においてより推定精度の高い特徴量セットを抽出するためである。また、今回は同じ特徴量セットを用いた場合のアルゴリズム毎の精度を比較しているため、SVM/決定木についても RF の推定精度に基づく特徴量セットをデータ 5 として適応している。

データ 1（顧客情報）を用いた場合（34.0%）と比較して適合率が 25.2%，データ 3（顧客情報+物件情報）を用いた場合（38.7%）と比較して適合率が 10.5%，データ 4（顧客情報+物件情報+フィードバックに基づく特徴量）を用いた場合（44.2%）と比較しても適合率が 5.0% 向上

することが確認できた。このことから重要な特徴量の絞り込みは、申込み顧客推定に寄与することが確認された。

5. 考 察

本章では、まず、4 章の結果を ABC 店舗へフィードバックしたことに基づく考察について述べる。次に、ABC 店舗との共同研究に基づいて、営業支援のためにどのような特徴量をもつデータを収集し、どのような情報処理技術を用いるかについて考察する。最後に、申込み顧客推定システムの実装について述べる。

5.1 ABC 店舗へのフィードバックに基づく考察

推定結果について、データ提供企業である ABC 店舗からのフィードバックも踏まえて考察を行う。ABC 店舗からのフィードバックは、推定結果の提示・説明および質疑応答の会議形式で取得している。

15 個のモデルを比較した結果、データ 5（重要な特徴量に絞り込んだデータ）に対して RF を用いて申込み顧客を推定した場合に、最も効率よく申込み顧客を推定できることが確認された。適合率は 49.2 % であり、申込みと推定した顧客のうち約半分が申込みをすることになる。この結果を ABC 店舗に伝えたところ、従来の営業手法ではベテランの営業マンでも 2-3 割程度の精度であり、本手法は営業効率化に寄与するとのコメントを得ている。

従来の営業手法とは、内見時の顧客とのコミュニケーションに基づく希望や満足/不満足点の把握、検索サイト登録情報の確認、検索サイトにおける物件探索ログの確認などに基づく営業活動を指す。営業マンは個々に顧客とコミュニケーションをとり、自分が必要とする情報を取得するとともに、データベースにアクセスしている。そのため、個々の勘と経験が要求されるとともに、データベースから情報を取得するコストが必要となる。これに対して、我々のシステムは、個々の勘と経験を必要とせず、自動的に従来よりも高い精度で申込み顧客を抽出できるため、営業効率化に寄与するとの回答が得られている。

地域ポテンシャルや物件情報を特徴量として用いた効果については、「良い立地の物件は申込みが殺到する。良い物件は顧客の状況にかかわらず申込みされる」とのコメントが得られており、分析結果と整合性が取れている。また、ジニ係数に基づいて抽出した重要な特徴量についても、営業マンの感覚と一致するとの解答が得られており、この結果についても整合性が取れていると考える。

本研究においては、4.1 節で示したとおりの理由から適合率に着目して評価しているが、実際の不動産営業では営業成功数も重要となる。本研究のモデルでは、最も高い適合率でも約 30 件しか推定できておらず、残りの約 1000 件の中から約 130 件の申込み顧客が予測できていない。そのためシステムから抽出された顧客にのみ営業

を実施するのでは不十分であり、システムを使用することにより効率化（探索時間の削減）を行いつつ、その後営業マンによる探索をすることで網羅率を上げる戦略が考えられる。この戦略は ABC 店舗からも支持されており、システムがない場合はすべて営業マンの勘と経験で実施しているので、システムで抽出できない部分について営業マンが補うことは問題ないと同意が得られている。

5.2 特徴量の選択

営業支援に機械学習を用いようとした場合、どのような特徴量を選択するかは重要な問題である。本研究においては、営業マンへの聞き込み調査に基づいて採用する初期特徴量を決定し、その後結果のフィードバックに基づいて更なる特徴量の追加を行っている。さらに、ジニ係数に基づいて、重要な特徴量を抽出し精度向上を図っている。

特徴量の選択に際して、すべての変数から特徴量を抽出することも考えられるが、すべての特徴量がデータベース化されているわけではなく、データを作成することもコストとなる。営業支援に活用しようとする場合、通常業務のかたわらデータの収集や特徴量の選定などを行うこととなるため、闇雲なデータ収集は通常業務に支障をきたしかねない。実際、今回のデータの一部は、内見時にアンケートを新たに実施することで収集している。アンケートは実施コストがかかるため、実施コストが高い場合は精度向上につながるとしても特徴量として利用できない。適用可否の判断として重要となるのは、実施コストに対するリターンが十分に得られることである。本事例においては、実施コストをできるだけ削減し、業務に支障をきたさないように営業マンと十分に相談し、営業マンが重要だと考える最小限の項目を選定している。

また、最終結果をフィードバックした後に ABC 店舗に確認したところ、アンケートは申込み顧客推定精度向上に大いに寄与しており、自動で申込み顧客を抽出する本システムは有効と考えるため、アンケートの実施コストは受け入れられるとのコメントが得られている。このように、従来の通常業務からは取得できない新たな特徴量を使用する場合は、実施コストとリターンを検討するとともに、現場の理解が得られるようにその必要性や有効性を丁寧に説明することが重要と考える。

従来、人間の勘と経験に基づいて行われていた業務を情報技術によって支援しようとする場合は、情報技術ありきで進めるのではなく、現場の暗黙知をコミュニケーションなどにより形式知化し、特徴量として抽出することが重要と考える。例えば、本研究では、結果のフィードバックに基づいて開店意欲や地域ポテンシャルを抽出することにより、より精度の高い申込み顧客推薦モデルを構築している。

5.3 アルゴリズムの選択

特徴量の選択と同様に、どのようなアルゴリズムを選択するかも重要な問題である。これまでの研究においては、データの性質に合わせて研究者がアルゴリズムを決定したり、複数のアルゴリズムを比較検討し一番予測精度の高い手法を採用したりしている。

本研究の場合、3つのアルゴリズムの適合率を比較し、予測精度の高いアルゴリズムを特定している。表2の通り、すべてのデータに対して RF が最も良い結果となったため、申込み顧客推薦システムの構築には、RF が適していると考えられる。

ここで、アルゴリズム選択に当たっては、予測精度だけでなくパラメータチューニングにかかるコストも検討する必要がある。各アルゴリズムにおけるパラメータは、特徴量の数や種類が変わるごとに検証しなおす必要があり、複数のデータを比較する場合はそのつど調整するコストがかかる。本研究ではモデル構築に Weka を用いているが、SVM を用いた場合、パラメータをデフォルト設定のままとした場合、今回示した予測精度よりも低く、適合率が 0 % になることもあった。そのため、その都度パラメータの調整を行っている。

今回は、研究のためにすべてのアルゴリズムに対して、すべてのデータで検証しているが、実際の営業支援においては、期限内でのアルゴリズム選択が必要となる。そのため、基本となるデータに対してアルゴリズムの比較を行い、使用するアルゴリズムを決定してから特徴量の選定を行うなど、効率よく作業を進める工夫が必要と考える。

効率化の工夫は、特徴量選択におけるコストに対しても同様に配慮する必要がある。今回の実験では、SVM において、データ 3 を用いた場合がもっとも高い精度になっており、重要な特徴量に絞り込んだデータ（データ 5）が適していないことが確認できる。これはアルゴリズム毎に適した特徴量セットが異なることを示唆しており、SVM/決定木においてより精度のよい特徴量セットが存在する可能性がある^{*1}。しかしながら、実際の営業支援などでの活用を考えた場合、すべてのアルゴリズムに対して最適な特徴量セットを抽出し、かつ最適なパラメータ調整をすることは非効率である。そのため、基本となるデータセット（データ 1-4）に対して、アルゴリズムの比較を行い、使用するアルゴリズムを決定（今回は RF）してから特徴量の細かい選定を行う（データ 5）という今回の方法は、期間やコストに制限がある場合には有効であると考えられる。

^{*1} 実際には、今回提示した 5 つのデータ以外の複数の特徴量セットに対して SVM を用いて精度向上を試みているが、40 % を超える特徴量セットは見つけられていない。

5.4 申込み顧客推薦システムの実装

本節では、申込み顧客推薦システムの実装について述べる。なお、ABC 店舗にて実運用しているシステムへの実導入は、障害が発生した場合、業務を停止する可能性もありリスクが高く、研究の範囲外であると考え。実システムへの導入や UI の開発は、ABC 店舗のシステム部門とサポート会社による開発が求められる。そのため、本稿ではプロトタイプとして開発したシステムの構成を示す。

本システムは、図 3 のように特徴量データをまとめるデータ処理機構、顧客情報・物件情報・アクセスログをテーブルに持つデータベース、トレーニングデータに対して RF を用いて作成した申込み顧客推薦モデルから構成される。

図3 申込み顧客推薦システムの構成

- (1) まず、事前に収集した training data から申込み顧客分類モデルを構築する。
- (2) 電話営業マンは内見した顧客リスト（顧客 ID、物件 ID、アンケート結果、内見日が記入されたもの）を csv 形式で読み込ませる。
- (3) 入力された顧客 ID、物件 ID、内見日から特徴量として必要なデータを取得するためデータベースにクエリを送信する。
- (4) クエリの結果（物件情報、開店意欲、地域ポテンシャル）をデータ処理機構に送信する。
- (5) データ処理機構でまとめた特徴量を申込み顧客モデルに送信する。
- (6) 申込み顧客モデルにより申込みの有無を推定する。
- (7) 推定結果に基づき出力された顧客 ID、物件 ID をデータベースへ送信し、氏名、電話番号などの顧客情報と住所、賃料などの物件情報を提示し、営業活動支援を行う。

このようなシステムを実装することにより、営業の顧客探索コストを削減するとともに、新人営業などの経験不足の営業マンであっても、効率よく営業可能になると

考える。

6. 結 論

本研究では、申込み見込顧客を営業マンに推薦することで、営業マンの時間とコストを削減する申込み顧客推薦モデルを提案した。モデル構築には、顧客情報、物件情報の他に、フィードバックにより開店意欲、地域ポテンシャルの2つを新たな特徴量として抽出している。

評価実験の結果、RF をデータ 3（顧客情報+物件情報）に用いた場合 38.7%，データ 4（顧客情報+物件情報+フィードバックに基づく特徴量）に用いた場合 44.2%，データ 5（重要な特徴量に絞込んだデータ）に用いた場合 49.2% の適合率で、申込み顧客を推定できることが確認できた。データ 3 とデータ 4 の比較により、新たな特徴量（開店意欲、地域ポテンシャル）を抽出することの重要性を確認している。また、データ 4 とデータ 5 の比較により、重要な特徴量の絞込みが精度向上に寄与することを確認している。

本研究が対処した問題は飲食店向け不動産の推薦という特異な問題であり、本研究によって抽出された特徴量やアルゴリズムが他の営業支援に直ちに適用できるわけではない。本研究の貢献は、従業員の暗黙知を、フィードバックを含む聴き取り調査に基づいて抽出し、特徴量として形式化し、手続きを実事例に基づいて示したことである。また、その中において従業員とのコミュニケーションの重要性および有効性、通常業務への配慮、アルゴリズムや特徴量セットの選定における手順を示したことである。これらは、機械学習を営業支援に活用しようとする他の事例においても重要な観点であり、Web インテリジェンスとインタラクション研究の発展に寄与すると考える。

今後はさらなる適合率向上を図るために、顧客が内見に来訪している状態や営業マンの身体データをセンシングすることで、申込み顧客の推定に有用な特徴量が抽出できないか検討する。

謝 辞

本研究の一部は科学研究費補助金 挑戦的萌芽研究 15K12161 の助成を受けたものである。また、株式会社 ABC 店舗の方には、本研究において、データ提供並びに貴重なご意見を頂きました。心より御礼申し上げます。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Adomavicius 05] Adomavicius, G. and Tuzhilin, A.: Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions, IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering, Vol.17, No.6, pp.734-749(2005)
- [Breiman 01] Breiman, L.: Random Forests, Machine Learning, Vol. 45, pp.5-32 (Oct.2001)

- [Cristianini 00] Cristianini, N. and Shawe-Talor, J.: An Introduction to Support Vector Machines and other Kernel-based Learning Methods, Cambridge University Press (2000). (大北剛訳『サポートベクターマシン入門』, 共立出版 (2005))
- [Fu 14] Fu, Y., Ge, Y., Zheng, Y., Yao, Z., Liu, Y., Xiong, H., and Yuan, N. J.: Sparse Real Estate Ranking with Online User Reviews and Offline Moving Behaviors, in 2014 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), pp.120-129, IEEE (2014)
- [土方 04] 土方嘉徳: 情報推薦・情報フィルタリングのためのユーザープロファイリング技術, 人工知能学会誌, Vol. 19, No. 3, pp.365-372 (2004)
- [J.Ben 01] J.Ben Schafer, J. A. Konstan, and Riedl, J.: E-Commerce Recommendation Applications, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.5, pp.115-153 (2001)
- [神島 06] 神島敏弘: 推薦システム-情報過多時代をのりきる, 情報の科学と技術, Vol. 56, No. 10, pp.452-457 (2006)
- [神島 08] 神島敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (2), 人工知能学会誌, Vol.23, No.1, pp.89-103(2008)
- [Mooney 99] Mooney, R.J. and Roy, L.: Content-Based Book Recommending Using Learning for Text Categorization, Proc. ACM SIGIR '99 Workshop Recommender Systems: Algorithms and Evaluation(1999)
- [Pazzani 96] Pazzani, M., Muramatsu, J. and Billsus, D.: Syskill & Webert: Identifying interesting web sites, Proc. 13th National Conf. on Artificial Intelligence, pp.54-61(1996)
- [Quinlan 96] Quinlan, J. R.: Improved Use of Continuous Attributes in C4.5, Journal of Artificial Intelligence Research, Vol.4, pp.77-90(1996)
- [Resnick 99] Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P. and Riedl, J.: GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews, Proc. ACM Conf. on Computer Supported Cooperative Work, pp.175-186(1994)
- [Resnick 94] Resnick, P. and Varian, H.: Recommender systems, Comm. ACM, Vol.40, No.3, pp.56-58(1997)
- [Saeideh 14] Saeideh Bakhshi, P. K. and Gilbert, E.: Demographics, Weather and Online Reviews: A Study of Restaurant Recommendations, Proc. 23rd International Conference on World Wide Web, pp.443-454 (2014)
- [Wu 09] Wu, C.-H., Li, C.-H., Fang, I.-C., Hsu, C.-C., Lin, W.-T., and Wu, C.-H.: Hybrid Genetic-Based Support Vector Regression with Feng Shui Theory for Appraising Real Estate Price, First Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems (ACIIDS 2009), pp.295-300 IEEE (2009)
- [Yiqing 15] Yiqing, H., Fangzhou, Z., Mingxuan, Y., Ke, D., Yanhua, L., Bing, N., Wenyuan, D., Qiang, Y., and Jia, Z.: Telco Churn Prediction with Big Data, Expert Systems with Applications, pp.607-618 (2015)
- [Weka 14] Weka 3: Data Mining Software in Java, available from <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/> (accessed 2014-12-01).

[担当委員: 奥 健太]

2016 年 5 月 11 日 受理

著者紹介

河村 一輝

1990 年生。2014 年関西学院大学工学部物理学科卒業。2016 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。現在, NTT コミュニケーションズ株式会社に勤務。機械学習に関する研究に従事。

諏訪 博彦(正会員)

1998 年群馬大学社会情報学部卒業。2006 年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士後期課程修了。博士(学術)。2014 年 10 月より奈良先端科学技術大学院大学助教。社会情報システム学に関する研究に従事。

小川 祐樹(正会員)

2006 年大分大学工学部卒業。2011 年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士課程修了。博士(工学)。現在、立命館大学情報理工学部助教。社会シミュレーション、ソーシャルメディアにおける意見形成などの研究に従事。

荒川 豊

2001 年慶應義塾大学理工学部卒業。2006 年同大学院理工学研究科博士課程修了。博士(工学)。2013 年より奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科准教授。ネットワークアプリケーション、ソーシャルデータマイニングに関する研究に従事。

安本 慶一

1991 年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。1995 年同大学大学院博士後期課程退学。2011 年より奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科教授。ネットワークに関する研究に従事。

太田 敏澄

元電気通信大学大学院情報システム学研究科教授。2016 年逝去。1970 年東京工業大学経営工学科卒業。1972 年同大学院理工学研究科修士課程修了。1977 年工学博士。『社会情報システム学序説』『社会情報学のダイナミズム』や多くの論文を通じて、社会情報システム学の発展に尽力した。元日本社会情報学会会長。社会情報システム学研究会初代代表および名誉代表。