

特集 「不動産とAI」

暗黙知センシングに基づいた飲食店向き 不動産店舗の営業支援

Sales Supporting of Real Estate for Restaurants Based on Tacit Knowledge

荒川 周造
Shuzo Arakawa

奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology.
arakawa.shuzo.aj4@is.naist.jp, <http://ubi-lab.naist.jp/>

諏訪 博彦
Hirohiko Suwa

(同上)
h-suwa@is.naist.jp, <http://ubi-lab.naist.jp/>

Keywords: real estate, machine learning, data mining, natural language processing.

1. はじめに

金融×ITを意味するFinTechという造語に続き、不動産×ITを意味する「Real Estate Tech(不動産情報学)」が注目を集めている。さまざまな業界でIT化が進む中、不動産業界では依然としてほぼ人力でビジネスが行われている。例えば、物件の賃料は営業マンの勘と経験によって決定されている。特に、飲食店向け不動産物件の場合、立地や間取り、前借主の実績などにより価格が大きく変動する。例えば、築年数に比例して価格は下がるように思われるが、前借主が長年にわたり営業を継続していた場合は優良物件と判断され、築年数は古くても賃料は上がる。このような価格変動に対応するためには、多くの物件を扱った経験が必要とされ、ベテラン営業マンの暗黙知に頼ることとなる。また、顧客が不動産物件を探している場合、営業マンは顧客と会話をし、その反応から顧客の嗜好やこだわりを把握し物件を推薦する。このとき、どんな言葉や条件に反応したかで、顧客の嗜好を把握していく。トップ営業マンは、的確に言葉や条件を選択することができ、効率良く顧客が満足する物件を推薦する。しかし、この言葉や条件の選択は、営業マンの勘と経験により決定されており、暗黙知となっている。

このように、不動産ビジネスにおいては、営業マンの暗黙知頼りの商習慣が数多く存在し、非効率な構造もっている。加えて、ベテラン営業マンから新人営業マンへの暗黙知の継承・共有が課題となっている。こうした知識の新人営業マンへの伝承・共有は、OJT(On-the-Job Training: 日常業務を通じた従業員教育のこと)や共同作業を通して行われてきている。しかしながら、従来手法では賃料決定に根拠を示せないため、ベテラン営業マンから新人営業マンへの知識伝達ができないという

問題を抱えている。また、共同作業の間はベテラン営業マン自身の業務を行えないことから、経営的にも損失となる。

そこで我々は、ベテラン営業マンの暗黙知を形式知化し、営業活動のIT化が可能な概念として抽出することを目的に研究を続けている。それにより、不動産ビジネスにおける営業活動の効率化と新人営業マンに対する暗黙知継承・共有の効率化を目指している。本稿では、研究のフレームワーク「SECIモデルに基づく暗黙知の概念化」について説明した後、その枠組みに基づいて申込み顧客の推薦[河村 17]と飲食店向け不動産の賃料推定[荒川 17a, 荒川 17b]についてベテラン営業マンから暗黙知の抽出を試みた事例について紹介する。

2. 暗黙知の伝承・共有に関する研究

これまで、熟練者の暗黙知や技能を継承・共有しようとする研究はなされており、その難しさが指摘されている[伊藤 04, Szulanski 96]。また、知識を伝承できない理由の一つに「忘却」がある。高田は、記憶の中でも場所や時期に関する知識である「自伝的記憶」に着目し、被験者に印象深い出来事を思い出させる実験を行っている。思い出した記憶は「非常に快」、「非常に不快」と評価されたものが多く、印象の弱い出来事ほど忘却されることを指摘している[高田 03]。不動産営業マンの場合、日々その業務に従事するため、特に良い・悪い顧客や物件については印象に残るものの、それ以外の顧客・物件についての知識は忘れられ継承されないこととなる。

このような状況を打破するために、さまざまな研究がなされている。菅谷らは伝統工芸における熟練技術に注目し、職人の頭の中だけに存在する暗黙知を言語で表現可能な形式知(暗黙的な形式知)として抽出、整理する

ことができることを示している [菅谷 09]. 暗黙知を形式知化し共有することで, 知識・技術伝承を目指す研究として, Ackerman は, 情報共有システムの概念を提案し, Answer Garden を構築している [Ackerman 88]. ほかに, ノウハウを組織内で共有するシステムとしては, 関らの FISH がある [関 99]. FISH は, ノウハウを複数の仮想的なテキスト形式のカードに細分化し, 関連する二つのカード間にリンクを張ることにより, 関連するノウハウの閲覧を支援している. 成子は, 業務フローをベースに製造業における製造現場での知識・ノウハウを獲得し, デジタル化して体系的に蓄積し, 逐次実行できるシステム「指南車」を開発している [成子 06]. 橋本らは短期的な世代交代のある組織における注記事項伝承システム LEAVES を開発し, 半自動化アルゴリズムを用いて収集した注記事項を擬似体験シナリオとして構造化している [橋本 11]. 大野らは, SNS を用いて消防活動経験の伝承を支援するシステムを提案している [Ohno 13]. このように情報を他者に理解可能な形で提示したり, 構造化したりすることが重要であることは, 宮寺ら [宮寺 08] や Schneider からも指摘している [Schneider 03].

しかしながら, これらのシステムは, 抽出した知識を, 知識としてそのまま蓄積するだけであり, その理解は人に委ねられている. そのため, 知識量が多くなると理解するために必要なコストも増大することになる. そこで, 我々は, 暗黙知から抽出された形式知を複数の知識として理解するのではなく, 一つ概念として理解することを目指している点が異なる. 次章で, 我々の研究のフレームワークについて述べる.

3. SECI モデルに基づく暗黙知の概念化

営業マンの暗黙知を議論するに当たり, 野中らが提案している SECI をベースとしている [Nonaka 95, 野中 96]. 野中らの SECI モデルを図 1 の (1) ~ (4) に示す. 野中らによれば, 知識創造は, (1) 共同化 (暗黙知→暗黙知) → (2) 表出化 (暗黙知→形式知) → (3) 連結化 (形式知→形式知) → (4) 内面化 (形式知→暗黙知) → (1) 共同化といったサイクルを繰り返すことによって可能となる. ここで, 暗黙知は言葉にできない知識を意味し, 形式知は言葉にできる知識を意味する. SECI モデルでは, 知識は暗黙知を表出化して形式知にし, さらに連結化することで, 概念として共有・伝承が可能となることを示している. 言い換えると, ベテラン営業マンの暗黙知は, 表出化して形式知にし, さらに連結化することで, 共有・伝承が可能となる.

本研究は, SECI モデルにおける共同化により伝承されていた営業マンの知識伝承を, センシングと機械学習の技術により表出化および連結化させ, 伝承可能な営業概念として導出する点が新しいと考える.

従来, 共同化のために行われていた OJT や共同作業,

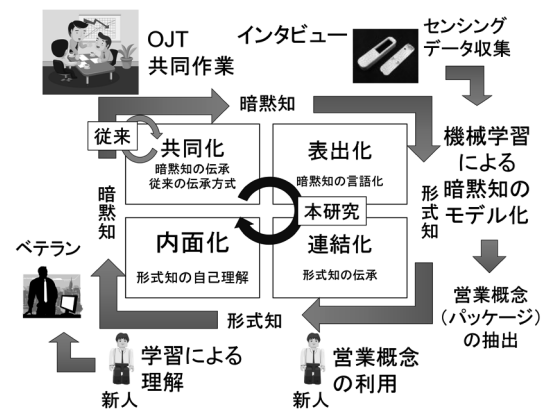


図 1 SECI モデルに基づく暗黙知の概念化

あるいはノミネーションは, 一定の時間を必要とする. また, 必ずしも伝承がうまくいくわけではなく, コミュニケーションの失敗により共同化できないこともある. それに対して, 本研究は, それらのコストやコミュニケーションを必要としないため, ベテラン営業マンは自分の営業活動に集中することができる. また, 新人営業マンは, ベテラン営業マンの判断基準や行動規範をパッケージ化された営業概念として学習できる. そのため, 新人営業マンは, ベテラン営業マンと同等の営業成果を出しながら, ベテラン営業マンの暗黙知を形式知として学習し内面化することで, 最終的には営業パッケージを必要としないベテラン営業マンに効率良く成長することを可能とすることを目指している.

ここで重要となるのが, どのような要因を特徴量として指標化 (表出化) し, どのようにモデル化 (連結化) するかである. 具体的な指標化およびモデル化の例を, 申込み顧客の推薦と飲食店向け不動産の賃料推定を事例に基づいて述べる.

4. 申込み顧客の推薦

4.1 機械学習を用いた営業支援

本研究と同様に, 機械学習を営業支援に活用する試みは進んでいる. Yiqing らは, 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せる手法を提案している [Yiqing 15]. 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. これらの研究において, 特徴量の選択は重要である. 例えば, Yiqing らは, 単純に収集した変数を使用するのみならず, 変数同士の組合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



図2 既存手法と提案手法の違い [河村 17]

ている [Wu 09]. 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回の聞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。

4.2 申込み顧客推薦モデルの構築

図2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、営業マンの勤と経験から導き出されるノウハウ(暗黙知)により変化し、聞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している。

モデル化のために、ベテラン営業マンが何に注目して顧客の選定を行っているのか聞き取り調査を行い、調査により抽出された特徴量に基づく機械学習を用いて申込み顧客推薦モデルを構築している。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。その結果、モデル構築のための初期特徴量として、二つの特徴量群(顧客情報(6項目)、物件情報(5項目))が確認された(図3)。

また、聞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、再度聞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二つの特徴量群(開店意欲(2項目)、地域ポテンシャル(1項目))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。

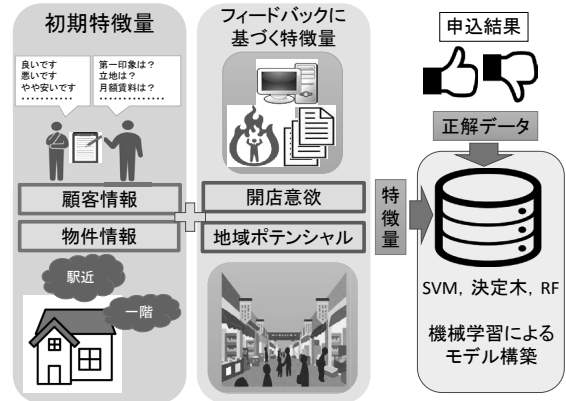


図3 モデル構築のための特徴量 [河村 17]

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。

これら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]の三つの手法を用いて特徴量の各組合せに対して申込み顧客推薦モデルを構築している。

4.3 申込み顧客推薦モデルの評価

評価は、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) 重要な特徴量に絞り込んだデータ (データ 5)

表1は、15の組合せの評価結果である。例えば、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1 データとアルゴリズムの組合せによる評価結果 [%]

	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

また、データとの組合せで比較した場合、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（重要な特徴量に絞り込んだデータ）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る。

この比較における重要な知見は二つある。一つ目は、フィードバックに基づく特徴量の重要性である。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）を抽出することで、精度が向上していることが確認できる。これは、暗黙知を抽出する際に聞き取り調査とモデル構築を繰り返すことの重要性を表していると考えられる。二つ目は、特徴の絞り込みである。データ4とデータ5の比較により、重要な特徴量の絞り込みが精度向上に寄与することが確認できる。これは、抽出した特徴量の取捨選択することの重要性を表していると考えられる。

5. 飲食店向け不動産の賃料推定

5.1 飲食店向け不動産の賃料推定

機械学習を用いた不動産価格推定に関する研究もいくつか存在する。Victorらは、決定木とニューラルネットワークに基づいて、米国キング郡の不動産物件を対象に推定を行っている[Gan 15]。また、Wuらは、台湾での住宅選定に影響があるといわれる風水に着目し、不動産価格推定に取り組んでいる[Wu 09]。機械学習の特徴量には、一般的な建物固有の属性に加え、風水におけるタブーを変数として設けている。また、機械学習手法には、バックプロパゲーションニューラルネットワーク(BPN)とファジィニューラルネットワーク(FNN)、独自開発したハイブリッド遺伝ベースのサポートベクタ回帰(HGASVR)からなる複数のアルゴリズムを用いて比較を行っている。さらに、Vincenzaらは、ターラント市(イタリア)において、交通システムと地域ごとの環境の質が不動産価格に深く関係していると考え、人工ニューラルネットワーク(ANN)を用いて検証を行っている[Chiarazzo 14]。特徴量には、立地条件や建物の構造に加え、交通に関する属性として駅やバス停までの距離などが、環境汚染に関する属性として、SO₂, NO_x, NO, NO₂, CO, PM10の値と最大値がそれぞれ含まれている。

これらの研究で面白い点は、環境情報といった動的に変化する指標や風水といった指標化しにくい指標を用いることで精度を向上させていることである。では、飲食

店における動的に変化する指標や指標化しにくい指標とは何であろうか。

5.2 飲食店向け不動産の賃料推定

本研究においても前述したSECIモデルに基づき、賃料推定モデルを構築している。まず、ベテラン営業マンに対するインタビュー調査によって、暗黙知を形式知として表出化する。インタビューは、実際に物件の賃料を決定しているベテラン営業マンに対して行う。ベテラン営業マンに対して、賃料の決定要因について質問した結果、坪数、駅からの距離、階数、居抜き、通行量、視認性などの回答が得られた。これらの要因は、容易に指標化できる要因である。例えば、坪数であれば広くなるほど、駅からの距離であれば近くなるほど賃料は高くなる。このような営業マンが容易に指標化可能な要因を顕在的情報と呼ぶこととした。顕在的情報は、物件固有の静的情報（広さ、駅からの距離、階数など）と物件周辺の動的情報（地域ポテンシャル、通行量など）の2種類に分類できる。

一方、営業マンが容易に指標化できない要因として、潜在的情報が存在することが確認された。例えば、「大通り沿い」や「希少物件（新規物件が少ない地域の店舗、特別な設備（ガスの口径が大きいなど）がある店舗など）」、「焼肉屋」など、その店舗特有の好（悪）要因が該当する。この潜在的情報を指標化する難しさは、単に大通り沿いであればよいわけではなく適度に交通量がありかつ停車ができるや、通行する車両から目に付くなど、他の要因と複雑に関連しているところである。営業マンに個別に確認すれば、物件ごとに賃料を上げる・下げる要因を得ることができるとは、それぞれ要因が全く異なり単純な指標化は困難であった。そこで我々は、キャッチコピーに着目し、自然言語処理技術を用いて、潜在的情報を指標化（ポジティブ指標、ネガティブ指標）した。

指標化された各要因と賃料との関係を概念として連結化するために、機械学習を用いた賃料推定モデルを構築している。本研究では、ランダムフォレスト(RF)の回帰分析を用いている。モデル構築に用いる指標は、静的情報・動的情報・潜在的情報である(図4)。

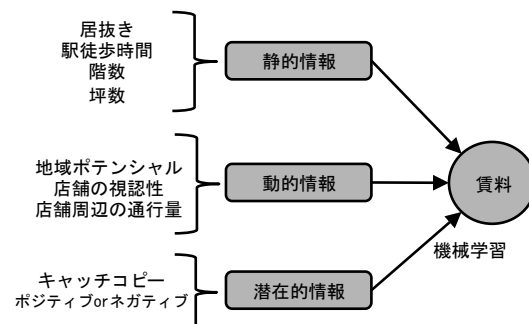


図4 賃料推定要因モデル[荒川 17a]

学習対象とする物件は、東京都内にある 184 物件である。これらの物件は、60 万円以下の飲食店向き不動産物件であり、推定の外れ値となり得る高額な特殊物件はあらかじめ除外している。このときの平均賃料は 266,987 円であり、中央値は 250,000 円である。また、モデルの汎化性能を評価するために、3-fold 交差検証を実施している。

5.3 賃料推定モデルの評価

抽出した各要因の賃料推定に対する影響力を確認するために、表 2 に示す七つのデータに基づいてモデルを構築している。それぞれ単独で用いた場合（データ 1～3）およびその組合せ（データ 4～7）である。

表 2 各データおよび機械学習パラメータ

番号	用いる要素	決定係数 $R^2 \pm \sigma$	RMSE
データ 1	静的情報	0.250 ± 0.0577	88 212
データ 2	動的情報	0.510 ± 0.00445	71 314
データ 3	潜在的情報	-0.0445 ± 0.0202	102 144
データ 4	静的・動的	0.638 ± 0.0270	62 394
データ 5	静的・潜在的	0.447 ± 0.0692	75 190
データ 6	動的・潜在的	0.734 ± 0.00902	52 987
データ 7	すべての要因	0.738 ± 0.0120	52 494

推定モデルの精度評価には、決定係数 R^2 と推定値の平均二乗誤差 (RMSE: Root Mean Squared Error) を用いている。決定係数の最も良いスコア値は 1.0 である。また、RMSE は推定値が実績値からどれほど乖離しているかを示しており、モデルの推定精度の悪さを評価する指標である。よって、0 に近いほど優れていることを示す指標である。

まず、最も賃料決定に影響している構成要素を抽出するため、それぞれの構成要素を単独で用いた場合と比較する。静的情報を用いた場合（データ 1）の決定係数は 0.250 であり、RMSE は 88 212 であった。また、動的情報を用いた場合（データ 2）の決定係数は 0.510、RMSE は 71 314 であった。さらに、潜在的情報を用いた場合（データ 3）の決定係数は -0.0445 であり、RMSE は 102 144 であった。よって、動的情報のみを用いた場合が最も高い決定係数が得られており、三つの要素の中で最も精度が良いことが確認できる。ここで、静的情報と動的情報を用いた場合（データ 4）の決定係数は 0.638 であり、RMSE は 62 394 である。このことから、二つの要素は組み合わせることで精度が向上することが確認された。一方で、潜在的情報は負の決定係数が出現し、賃料決定能力がないことがわかる。Motulsky らは、残差平方和が全平方和を上回るような不適切なモデルを選択した場合に、決定係数が負になる可能性があることを説明している。このことから、潜在的情報単独では負の決定係数が出現するため、モデルが不適切であり、賃

料を説明する能力がないことを示している。

しかしながら、静的情報と組み合わせた場合（データ 5）の決定係数は 0.447 であり、RMSE は 75 190 である。また、動的情報と組み合わせた場合（データ 6）の決定係数は 0.734 であり、RMSE は 52 987 である。よって、潜在的情報のみで推定を行うのは難しいが、静的情報と組み合わせるときに 0.447、動的情報とでは 0.734 となり、価格調整に優れていることが確認できる。

最後に、すべての情報を用いた場合（データ 7）の決定係数は 0.738 であり、RMSE は 52 494 である。この結果、決定係数を基準に考えると、賃料推定には、すべての情報を用いた場合が最も良い精度が得られることが確認できる。また、この結果について営業マンに確認した結果、「現場で十分参考になる」との回答を得ている。これらの物件は数万円単位の価格操作は日常的に行われており、数十万円オーダで決定される賃料に対して意味ある精度であると考えられる。

6. 暗黙知の内面化に向けて

表出化され連結化された知識は、システム化することで新人営業マンでも利用可能である。図 5 は、賃料推定モデルに基づくプロトタイプシステムの画面である。利用者は、物件の最寄駅名、視認性・通行量の主観評価、居抜きの有無、坪数、階数、キャッチコピー、住所を入力することで、画面最上部の推定賃料を得ることができる。加えて、周辺物件の情報を合わせてみることができる。

システム利用することでベテラン営業マンの営業概念を利用できるようになり、新人営業マンでも価格を推定できるようになる。これにより、これまでベテラン営業マンの勘と経験に頼っていた価格設定を新人営業マンでも実施可能となる。また、物件やパラメータを変えなが

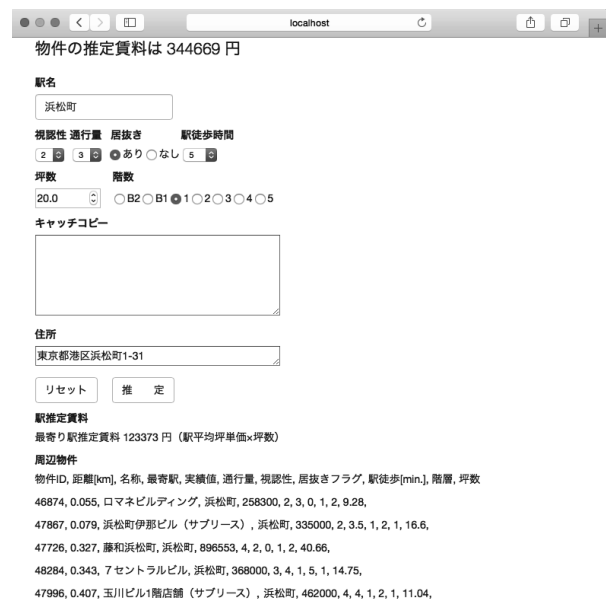


図 5 賃料推定システムの利用画面 [荒川 17b]

ら結果を見て学習することによって、どのような要因が変化したときに価格が変化するか学習することができる。これにより、従来OJTなどに頼っていた暗黙知の伝承を、形式知として伝承し、新人営業マンの知識として内面化することが可能となる。内面化の効果についての評価は今後の課題である。

7. おわりに

我々は、「Real Estate Tech (不動産情報学)」研究の一つとして、ベテラン営業マンの暗黙知を形式知化し、営業活動に利活用することを目的に研究を続けている。ビッグデータの利用が注目されているが、単に既存のデータを使用するだけでは暗黙知を活用することはできない。暗黙知をいかに表出化し、連結化するかが重要な課題となる。暗黙知の表出化には、繰返しの聞き取り調査や表出化コスト削減のためのセンシング技術の開発などが重要である。さらに、表出化された暗黙知を連結化することで一つの概念として表現するときに重要となるのは、人に理解可能な概念であることである。深層学習は高い精度で推定や予測を行うことができるが、要因間(暗黙知間)の関係を理解することは困難である。機械学習による暗黙知のモデル化では、精度だけでなく、理解容易性にも配慮する必要がある。

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、研究フィールドの提供にご協力いただいた(株)ABC店舗の皆様へ感謝いたします。

◇ 参考文献 ◇

- [Ackerman 88] Ackerman, M. S.: Augmenting organizational memory: A field study of answer garden, *ACM Trans. Information Systems*, Vol. 16, No. 3, pp. 203-224 (1998)
- [荒川 17a] 荒川周造, 諏訪博彦, 小川祐樹, 荒川豊, 安本慶一, 太田敏澄: 通行量センシングと機械学習に基づく飲食店用不動産賃料推定, 第23回社会情報システム学シンポジウム (2017)
- [荒川 17b] 荒川周造, 諏訪博彦, 小川祐樹, 荒川豊, 安本慶一, 太田敏澄: 通行量センサを用いた飲食店用不動産賃料推定システムの提案, 社会システムと情報技術研究ウィーク in ルスツリゾート (WSSIT 2017) (2017)
- [Breiman 01] Breiman, L.: Random forests, *Machine Learning*, Vol. 45, pp. 5-32 (Oct. 2001)
- [Chiarazzo 14] Chiarazzo, V., Caggiani, L., Marinelli, M. and Ottomanelli, M.: A Neural Network based model for real estate price estimation considering environmental quality of property location, *Transportation Research Procedia*, Vol. 3, pp. 810-817 (2014)
- [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)
- [Gan 15] Gan, V., Agarwal, V. and Kim, B.: Data mining analysis and predictions of real estate prices, *Issues in Information System*, Vol. 16, No. IV, pp. 30-36 (2015)
- [橋本 11] 橋本峻平, 関良明, 諏訪博彦: 短期的な世代交代のある組織における注記事項伝承システム LEAVES, *情処学論*, Vol. 52, No. 1, pp. 121-130 (2011)
- [伊藤 04] 伊藤力行: 雇用ポートフォリオ戦略—非正規雇用者能力活用のためのあらたな戦略視点, 松阪大学地域社会研究所報, Vol. 16, pp. 1-15 (2004)
- [河村 17] 河村一輝, 諏訪博彦, 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, Vol. 32, No. 1, pp. WII-O_1-10 (2017)
- [宮寺 08] 宮寺康造, 中村勝一, 横山節雄, 夜久竹夫: 研究情報推移グラフによる情報の個人管理・共有手法, *信学論*, Vol. J91-D, No. 3, pp. 639-653 (2008)
- [成子 06] 成子由則: モノづくりにおける知識・ノウハウの伝承, *情報管理*, Vol. 49, No. 8, pp. 439-448 (2006)
- [Nonaka 95] Nonaka, I. and Takeuchi, H.: *The Knowledgecreating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*, Oxford University Press (1995)
- [野中 96] 野中郁次郎, 竹内弘高: 知識創造企業, 東洋経済新聞社 (1996)
- [Ohno 13] 大野光太郎, 小川祐樹, 諏訪博彦, 太田敏澄: 東京消防庁における消防活動経験の伝承を支援する SNS の提案, *情処学論*, Vol. 54, No. 1, pp. 121-130 (2013)
- [Quinlan 96] Quinlan, J. R.: Improved use of continuous attributes in C4.5, *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 4, pp. 77-90 (1996)
- [関 99] 関良明, 爰川知宏, 清水明宏: 情報連携モジュール Flyfishing の提案と性能評価, *信学論*, Vol. J82-DI, No. 9, pp. 1202-1209 (1999)
- [Shneider 03] Schneider, K. and Hunnius, V. J.: Effective experience repositories for software engineering, *ACM Special Interest Group on Software Engineering*, pp. 534-539 (2003)
- [菅谷 09] 菅谷克行, 上野恵美子: 熟練技術の伝承支援に向けて, 茨城大学人文学部人文コミュニケーション学科論集, Vol. 7, pp. 219-232 (2009)
- [Szulanski 96] Szulanski, G.: Exploring internal stickiness: Impediments to the transfer of best practice within the firm, *Strategic Management Journal*, Vol. 17 (Special Issue), pp. 27-43 (1996)
- [高田 03] 高田理孝: 自伝的記憶の検索メカニズム, 都留文科大学研究紀要, Vol. 58, pp. 27-34 (2003)
- [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)
- [Wu 09] Wu, C., Li, C., Fang, I., Hsu, C., Lin, W. and Wu, C.: Hybrid genetic-based support vector regression with feng shui theory for appraising real estate price, *2009 1st Asian Conf. on Intelligent Information and Database Systems*, pp. 295-300 (2009)

2017年5月25日 受理

著者紹介



荒川 周造

2013年奈良工業高等専門学校電子制御工学科卒業。2015年同校専攻科機械制御工学専攻修了。2017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、株式会社デンソーに勤務。

諏訪 博彦 (正会員) は、前掲 (Vol. 32, No. 4, p. 535) 参照。