# 高級寿司割烹店におけるCRMを目的とした顧客行動研究

Customer Behavior Research for Customer Relationship Management in High-end Sushi Shop.

辛 郷孝 1、瞿 雪吟 1、菅 愛子 1、高橋 大志 1

Kiyotaka Shin<sup>1</sup>, Xueyin Qu<sup>1</sup>, Aiko Suge<sup>1</sup>, Hiroshi Takahashi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 慶應義塾大学 大学院経営管理研究科 <sup>1</sup>Graduate School of Business Administration, Keio University

要旨:本研究は、外食産業の POS データを用いて企業の経営力向上に繋げるシステムの提供を目的としている。 日本の外食産業は、労働生産性が低い上、慢性的な人手不足で人材確保に苦労している。この課題に顧客関係管理 (Customer Relationship Management, CRM)が有効と考え、常連客が再来店する行動を説明する要素を検出すべく、客単価の高い寿司店の POS データと顧客データを分析した。顧客の購買行動の特徴を明らかにし、優良顧客の識別と販売政策の検討を行う。

Abstract: This research aims to construct a system that leads the improvement of restaurant competitiveness by using POS data. The labor productivity of the food-service industry in Japan is very low, has long suffered from lack of personnel and continues to struggle maintaining talent. In order to solve this problem, we analyzed the POS data and customer data of a high-end sushi shop with a high customer unit price and hypothesized that several factors may affect customers' loyalty through CRM (Customer Relationship Management). Besides, this study contributes to identify loyal customers through purchasing behavior.

#### 1. はじめに

外食産業の市場規模は、1人当たりの外食支出額の増加、訪日外国人の増加、法人交際費の増加傾向などにより、2017年時点で約25兆円、労働者人口約480万人となっており、2年連続で微増している巨大な市場である。しかしながら、日本の外食産業は、労働生産性が低い上、慢性的な人手不足で人材確保に苦労している。昨今は、食材や人件費の高騰で、売上が微増であっても利益は下がるという傾向も見える。また、近年、外食産業でも様々なデータを活用するようになった一方で、多種多様なデータを活用するようになった一方で、多種多様なデータを耐究では、これまで明らかにされてこなかった高級飲食店での顧客購買データ及び会員データを分析し、新規客から常連客に進むためにはどのような特徴があるのかを分析した。

本研究は、外食産業のPOSデータ及び会員データを対象とした分析を行う。高級寿司割烹店の新規顧客が再来店する行動を説明する要素を検出するべく、関連性を明らかにし機械学習を用いて来店予測や購買予測など、販売施策の検討を行う。

このような顧客単価の高い高級飲食店を対象とした分析は、我々の知る限り限定的である。次節において目的について触れたのち、データ、分析方法に

連絡先:慶應義墊大学 大学院経営管理研究科 〒223-8526 横浜市港北区日吉 4-1-1 E-mail: k-shin@keio.jp ついて説明する。5.は分析結果、6.はまとめである。

#### 2. 先行研究

顧客行動予測に関する研究が多いが、そのうち、セール品に着目した報告として、山下・鈴木 <sup>1</sup>(2015) が挙げられる。当研究では、バーゲン販売を行う際に、初期購買した顧客が、リピーターになるか初期退出者になるかにはどのような要因と、さらに優良顧客になるかどうかの要因を、顧客の初期の購買行動データおよび顧客の属性データを用いて分析した。また、新美・星野 <sup>2</sup>(2017)は、小売企業の立場で、顧客の将来的な行動を予測するにあたって、顧客のWeb 閲覧情報の多様性を考慮したモデルについて論じている。中山 <sup>3</sup>(2016)は顧客の来店行動について、発生間隔に注目している。来店行動の不均一性を示すクランピネス指標を測定する。RFMでは捉えられない顧客の購買行動を識別し、顧客行動にクランピネスがあるかを検証した。

そして、竹内 4(2010)らは、消費者のレシート情報を用いて、購買履歴の時間的・地理的な周期性に着目し、予測アルゴリズムによる推定結果を提示することで利用者の与える影響を分析した。

### 3. データ

POS データ及び会員データについては該当飲食店の共同研究の了承の元、SoftTheater 社から取得した。本研究は、2014年4月4日-2019年2月28日までの1,791日間(4年と330日)において、高級寿司割烹店1店舗のPOS データから1会計ごとのオーダーデータを抽出し分析を行った。また、会員データは、2018年5月1日から2019年2月28日までの303日間においてのデータである。表1は上記1,791日のデータである。83,237件の会計ごとのデータであり、1,850,120件の注文データである。

表1: POS データ件数

項目	数量	解釈
データ取得日	1,791日	4年と330日
会計件数	83,237件	1テーブルごと
注文件数	1,850,120件	1注文ごと

表2:会員データ件数

項目	数量	解釈
データ取得日	303日	10か月
会員数	12,316人	2019/2/28現在
店舗数	1店舗	分析対象店舗

表3:POS データサンプル

店舗コード	会員コード	来店日	伝票番号	商品名	商品単価	数量	金額	部門	来店時間
999	99999999	2019/02/28	9999	まぐろ三昧	842	1	842	カウンター	20:00:00

表 4: 会員データサンプル

会員番号	電話番号	住所	累計来店回数	累計購入金額	最終来店日顧	客ランク	DM発送区分
99999999	09-9999-9999	東京都新宿区〇〇町1-1	3	30,000円	2019/02/28	A	06月01日

## 4. 分析方法

本研究における、新規客がリピーターになるか退出者になるかのような行動が 2 値となるデータが存在している。この行動に対して複数の要因を説明変数を用いて、行動との関係を明らかにしようとする場合にロジスティック回帰分析が幅広く用いられている。

本研究では、ロジスティック回帰分析を用いて、 現役初期客がリピーターになる確率を検討する。推 定モデルは以下のとおりである。

$$\log(p) = \log \frac{p}{1 - p} = a + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \cdots$$

被説明変数については、「リピーターになるか、ならないか」を用いた。具体的には、2018年5月の新規客が、6月に再来店行動を発生した場合を1とし、6月に再来店行動を発生しなかった場合0とする。従って、5月の新規客が282人、そのうち6月再来店した客は51人となる。会員データ及びPOSデーターが初回来店を行う時点で得られる表5のような8個の説明変数を用いて解析して行く。

表 5: 説明変数

説明変数	解釈	変数属性
離脱期間	5月の来店日から5月31日までの日数	連続
利用金額	初回来店の会計金額	連続
注文回数	初回来店で注文した品の数	連続
宴会・イベント	初回来店はお祝い、法事かどうか	ダミー
来店時間帯	昼飯か夕食か	ダミー
カンター	カンター席かどうか	ダミー
テーブル	テーブル席かどうか	ダミー
会員	初回来店の時、会員登録したかどうか	ダミー

## 5. 分析結果

AIC (赤池の情報量基準) 指標を用いたステップ ワイズ法で立てたロジスティック回帰モデルの結果 は表6となる。

表6:ロジスティック回帰モデル

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-19.12861	947.32116	-0.02	0.98389
離脱期間	0.03689	0.02003	1.842	0.06545 .
注文回数	-2.80E-02	1.06E-02	-2.636	0.00839 **
テーブル	1.81E+01	9.47E+02	0.019	0.98474
カウンター	1.82E+01	9.47E+02	0.019	0.98465

表 6 より、5 月の新規客の 6 月再来店行動の発生 は、注文回数と離脱期間が有意となっていることを 確認できる。注文回数が多ければ多いほど、6 月の 再来店確率は低くなる。逆に、5 月の上旬に新規に なった客は、6 月の再来店確率は高くなる。

モデルを評価するため、ROC 曲線(Receiver Operatorating Characteristic curve)と AUC (area under the curve)を用いた。ROC 曲線は図1のようになる。

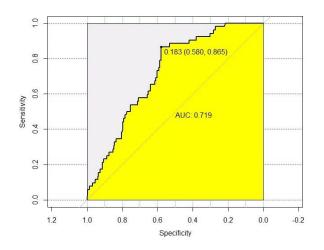


図1: ROC 曲線

ROC 曲線から見ると、分類閾値が 0.183 の場合、モデルの適合性が一番高い。そして、モデルの AUC 値は 0.719 となり、中程度の予測力が持つと言える。

表 7: 混同行列

	予測の再来店		
<u>-</u>	なし	あり	
真の再	365	214	
来店 り	37	70	

#### 6. まとめ

本研究は、外食産業のPOSデータ及び会員データを対象とした分析を行う。高級寿司割烹店の新規顧客が再来店する行動を説明する要素を検出するべく、関連性を明らかにし機械学習を用いて来店予測を行った。本分析では、限定的なデータではあるが、再来店モデルは一定的な予測力があると言える。

今後、データの拡張し、新規客が注文した商品群や客層等の情報で説明力を持つ新たな説明変数を探し、モデルを精緻化する。

### 参考文献

- [1] 山下遥, 鈴木秀男: セール品に注目した顧客の購買行動の解析: 2 値データのクラスタリングを考慮したロジスティック回帰分析, オペレーションズ・リサーチ 60(2), 81-88, 2015-02
- [2] 新美 潤一郎, 星野 崇宏: 顧客行動の多様性変数を利用した購買行動の予測, 人工知能学会論文誌, 32 巻 (2017) 2 号
- [3] 中山雄司: 顧客関係管理研究の新動向: 来店/購買 間隔の不均一性を測るクランピネス指標, 甲南大学 経営学会, 57(2), pp.161 - 181, 2016-12-10
- [4] 竹内俊貴,鳴拓志,西村邦裕,谷川智洋,廣瀬 通孝:レシートログと消費行動に関する未来予測,映像情報メディア学会技術報告,34.25 巻 (2010)
- [5] 裴明花,谷口伸一,原隆浩,西尾章治郎:重要な顧客層及び相関ルール発見のための繰り返し購買パターンを考慮した相関ルールマイニング,情報処理学会論文誌,2006
- [6] 山田浩喜, 佐藤忠彦: 百貨店顧客の来店回数生起メカニズムの構造異質性の解析,行動計量学, 84-1, 2016