

第2章 中国上海市における日本酒の消費者選好

ーベスト・ワースト・スケーリングによるアプローチー

樋口 倫生

1. はじめに ⁽¹⁾

日本から中国への日本酒の輸出は近年拡大を続けており、2010年の輸出量625キロリットルに対し、2024年には8倍以上の5,323キロリットルに達した。2024年の輸出量は米国に次いで第2位であり、中国は日本酒の主要な輸出先として確固たる地位を築きつつある⁽²⁾。このような輸出拡大、すなわち中国側の輸入拡大の背景には、所得水準の上昇に伴う中間層・富裕層の拡大、嗜好の多様化、そして日本文化や日本産品への関心の高まりがあると考えられる。さらに、2024年12月には日本における「伝統的酒造り」がユネスコ無形文化遺産に登録され、日本酒の国際的認知度が一層高まることが期待されており、中国市場における日本酒需要のさらなる拡大が見込まれる。

しかし、日本酒市場の拡大傾向が確認される一方で、中国における一般消費者の日本酒購買行動、およびその意思決定に影響を与える要因に関する学術的研究は依然として限られている。そこで本研究では、中国の主要都市であり、文化的影響力の高い上海市に焦点を当て、消費者が日本酒を購入する際に重視する属性を明らかにすることを目的とする。

分析手法としてはベスト・ワースト・スケーリング (Best-Worst Scaling: BWS) を用いる。BWSは、消費者の選好構造を体系的に把握するための手法として Finn and Louviere (1992) により提唱されたものであり、3つ以上の属性からなる選択肢を提示し、回答者自身の評価基準に基づいて「最も重要 (Best)」および「最も重要でない (Worst)」属性をそれぞれ1つずつ選択させる調査法である (柘植ら, 2024)。その後、BWSはマーケティング、観光、食品など多様な分野で応用されており、消費者行動分析において有効な方法論として確立している。

一方で、日本酒を対象にBWSを適用した研究は、筆者の知る限りほとんど存在しない。これに対して、同じ醸造酒であるワインについては、購買行動の分析にBWSを用いた多くの先行研究が報告されている。たとえば、Cohen (2009) は14か国を対象とした研究で、「以前に試飲したことがある」や「他者からの推薦」といった属性が購買意思決定において重要であることを示した。Goodman (2009) も13か国を対象にワイン購入時の要因を分析し、「試飲経験」や「推薦」が主要な判断基準であると報告している。Yu et al. (2009) は中国・北京の消費者を対象とした実証分析を行い、「以前に飲んだことがある」「原産地」「ブランド名」「誰かの推薦」といった要因が購買に強く影響することを示した。さらに、

Nunes et al. (2016) はポルトガルにおけるワイン嗜好を分析し、「試飲経験」「産地」「友人や親族からの推薦」が重視される一方、「アルコール度数」や「ボトルの形状・色」は相対的に重視されないことを明らかにしている。Pentz and Forrester (2020) は南アフリカの消費者を対象に、「以前に試飲したことがある」および「他者からの推薦」が自家消費用ワイン購入時の最も重要な要因であることを報告している。

これらの先行研究は、国や文化的背景によって重視される属性に違いはあるものの、共通して「試飲経験」や「他者の推薦」「原産地」といった経験的・社会的要因が購買行動に強く影響する一方、「パッケージ」や「ブランド」といった外的要素は相対的に重視されない傾向を示唆している。

本研究は、これらワインに関する知見を踏まえつつ、同じ醸造酒である日本酒を対象に、中国・上海市の消費者が購入時にどのような属性を重視するのかを BWS を用いて定量的に明らかにする点に独自性を有する。特に、中国の消費者を対象に日本酒の購買選好を体系的に分析した研究はこれまで存在せず、本研究はその端緒を開く試みとして学術的意義が大きいといえる。

2. データと分析方法

(1) ベスト・ワースト・スケーリング (BWS)

本研究では、日本酒を購入する際に消費者が重視する属性の相対的重要性を明らかにするため、BWS を用いて分析を行った。本研究で用いる属性は、Cohen (2009), Goodman (2009), Pentz and Forrester (2020) など、ワインの購買行動を対象とした既存研究で使用されている属性を参考に設定した。これらの研究では、消費者がワインを購入する際に重視する要因として、「以前に飲んだことがある」「誰かが推薦した」「ブドウの品種」「原産国」「ブランド名」「受賞歴 (メダルや賞)」「そのワインについて読んだことがある」「料理との相性」「ラベル情報」「陳列における情報」「ラベルの魅力」「店舗での販促陳列」「アルコール度数 13%以下」といった属性が挙げられている。

本研究では、これらの先行研究を参考に、日本酒の特性を考慮して、第1表に示す13の属性を利用した。すなわち、「以前に飲んだことがある」「誰かが推薦した」「ブランド名」「メダルや賞」「料理との相性」「店舗での販促陳列」「価格」などは先行研究と共通の属性である。一方で、日本酒特有の要素を反映させるため、ワイン研究における「ブドウの品種」を「原料米の種類」に、「アルコール 13%以下」を「アルコール度数」に置き換えた。また、「ラベル情報」に関しては、「日本酒のランク (純米大吟醸、吟醸酒など)」を新たに導入した。「産地」についても、日本酒の場合、少数の現地生産以外、大部分が日本からの輸入であるので、この属性は考慮しなかった。さらに、中国での消費環境を踏まえ、「メディアで有名人が紹介した」「オンラインで購入可能である」といった属性も追加した。

第1表 属性の説明

属性	属性に対する説明
1 原料	原料となる米の種類
2 受賞	メダルやアワード（受賞歴）
3 ランク	日本酒のランク：大吟醸酒、吟醸酒など
4 度数	アルコール度数
5 ブランド	日本酒のメーカー、ブランド名
6 デザイン	ボトルやラベルのデザイン
7 推薦	友人や親戚に勧められた
8 有名人	メディアで有名人が紹介
9 陳列	店頭でのプロモーション用陳列
10 価格	価格
11 オンライン	オンラインショップで購入できる
12 経験	以前、その日本酒を飲んだことがある
13 料理	食べたい料理の味に合う

資料：筆者作成

第2表 13種類の属性に対する BIBD

選択セットの番号	属性番号				
1	5	6	9	11	
2	2	7	9	12	
3	5	7	8	10	
4	2	6	10	13	
5	3	4	6	7	
6	1	2	4	5	
7	2	3	8	11	
8	4	10	11	12	
9	3	5	12	13	
10	1	7	11	13	
11	1	6	8	12	
12	1	3	9	10	
13	4	8	9	13	

資料：Aizaki and Fogarty (2023) をもとに作成。

注：属性番号は、第1表の番号に対応。

本研究では、13 種類の属性に基づき 13 の選択セットを構築した。各選択セットへの属性の割り当てには、つり合い型不完備ブロック計画 (Balanced Incomplete Block Design; BIBD) を採用した⁽³⁾。BIBD の設計は Aizaki and Fogarty (2023) に準拠し、R プログラムを用いて作成した。割り当て結果を第 2 表に示す。第 2 表に示すように、各選択セットは 4 種類の属性から構成され、各属性は全 13 セットで 4 回ずつ出現するように設計されている。この設計により、属性の出現頻度が均等化され、分析における推定の偏りを最小限に抑えることが可能となる。第 1 図には選択セット 1 を用いた質問票の一例を示す。各選択セットは第 1 図と同じ形式で回答者に提示され、1 人の回答者が全 13 セットについて回答した。

各 BWS の質問において、回答者は提示された 4 種類の属性の中から、最も重要な属性 (Best) と最も重要ではない属性 (Worst) をそれぞれ 1 つずつ選択するよう求められる。この手法により、回答者が持つ潜在的な評価基準を把握することができる。各回答者には、先ほど設計した 13 の選択セットすべてについて同様の判断を行ってもらった。これにより、各属性について十分な数の評価データが得られ、統計分析に必要な推定精度を確保することが可能となる。

問 1

自分で飲むために日本酒を購入する際に重視する点について、それぞれの設問ごとに、最も重視する項目と最も重視しない項目を 1 つずつお選びください。

最も重視する	項目	最も重視しない
☐	日本酒のメーカー名、ブランド名	☐
☐	ボトルやラベルのデザイン	☐
☐	店頭でのプロモーション用陳列	☐
☐	オンラインショップで購入できる	☐

第 1 図 BWS の質問例

(2) データの収集

本研究では、2022 年 2 月に、中国上海市在住の消費者を対象にアンケート調査を行った。データは GMC 株式会社を通じて実施した Web アンケート調査で得た。調査対象者は、中国の都市部人口統計における性別・年齢構成をもとに、上海市に割当法 (quota sampling) を適用して決定した。

本研究では、日本酒の飲酒経験の可能性が高い 20～54 歳の層を対象に絞って調査を行

い、最終的に 600 名から回答が得られた。適切な BWS の分析結果を得るため、過去 3 年間に日本酒を飲んだことがあるという人で回答者をスクリーニングし 591 名のサンプルを得た。このうち、第 3 表には、スクリーニングを通過した 591 名の人口統計学的な特徴を示している。調査対象者の性別、年齢の分布は中国都市の人口構成をおおむね反映しており、本調査のサンプルは消費者の選好を把握するうえで妥当性があると考えられる。

第 3 表 回答者の人口統計学的特徴

属性	比率 (%)	属性	比率 (%)
性別		世帯構成員	
男性	54.0	1人	3.4
女性	46.0	2人	10.7
		3人	55.7
年齢		4人	22.3
20～29歳	34.2	5人	8.0
30～39歳	31.5		
40～49歳	21.5	世帯所得	
50～54歳	12.9	20万元以下	33.2
		21万～28万元	17.4
		29万～36万元	24.9
		37万元以上	24.5

注：所得は 4 分位階層別に区分したが、同額サンプル (20 万元) が多数存在するため、25%からのずれが生じている。

3. 分析方法

(1) 条件付きロジットモデル⁽⁴⁾

ここでは、ランダム効用理論の枠組に基づき、回答者の選択行動を分析する。まず、回答者間で選好が同質であると仮定して議論を進める。回答者 n ($n=1, 2, 3, \dots, 591$) は、選択セット s ($s=1, \dots, 13$) の中の属性 k ($k=1, \dots, 13$) について⁽⁵⁾、自身の価値判断基準に従い、「最も重要 (best)」と考える属性と「最も重要でない(worst)」と考える属性をそれぞれ 1 つずつ選択する。BWS (Best-Worst Scaling) 選択理論では、この組み合わせを選択する確率が、重要度の尺度上の差に比例すると仮定する。

選択セット s には 4 種類の属性が含まれるため、回答者 n には $4 \times (4 - 1) = 12$ 通りの選択可能な組み合わせが与えられる。回答者は、主観的な価値の差を最大化する組み合わせ、つまり「最も重要」な属性 b と「最も重要ではない」属性 w の組み合わせを選択する (以下、 b は「最も重要」な属性、 w は「最も重要ではない」属性として用いる。)。このとき、属性 b と w の間の潜在的な重要度の差 (D_{nbws}) は次式で表される。

$$D_{nbws} = \delta_b - \delta_w + u_{nbws} \quad (1)$$

ここで、 δ_k は属性 k に対する重要性の尺度上の位置を、 u_{nbws} は誤差項を表す。

回答者 n が選択セット s において属性 b と w を選択する確率 (P_{nbws}) は、属性 b と w

の重要度の差が、他の選択可能な 11 個の組み合わせ（属性 i と j ）で作られる重要度の差よりも大きくなる確率を意味し、次式のように定義される。

$$P_{nbws} = \Pr(D_{nbws} > D_{njs}) \quad \forall ij \neq bw \quad (2)$$

(1)式を(2)式に代入して整理すると、

$$P_{nbwt} = \Pr[(\delta_b - \delta_w) - (\delta_i - \delta_j) > (-u_{nbws} + u_{njs})] \quad (3)$$

となる。(3)式で、誤差項 u_{nbws} が独立で同一な第 I 種極値分布（ガンベル分布）に従うと仮定すると、 P_{nbws} は次の多項ロジットモデル（Multinomial Logit Model, MNL）で表現できる。

$$P_{nbws} = \frac{\exp(\delta_b - \delta_w)}{\sum_{k \in s} \sum_{l \in s} \exp(\delta_k - \delta_l) - 4} \quad (4)$$

ここで、 $k \in s$ は選択セット s に含まれる属性(合計 4 種類)を示す。分母で 4 を引いているのは、 $k=l$ の場合を除外するためである。なお、 δ_k の推計に際しては、モデルを識別するため、1 つの属性の係数を 0 に基準化する必要がある。本研究では、「陳列」を基準属性とした。

属性 k の選択確率を示す選好シェア（SP : share of preference）： (S_k) は、推定された δ_k をもとに、次式で求められる（Lusk and Briggeman, 2009）

$$S_k = \frac{\exp(\delta_k)}{\sum_{l=1}^{13} \exp(\delta_l)} \quad (5)$$

13 種類の属性に関する SP の総和は 1 となり、また比率 $S_k/S_m = x$ で倍率を求めると、属性 k は、属性 m の x 倍の重要性をもつと解釈できる。

（2）混合ロジットモデル

次に、消費者選好の同質性という設定を緩和し、属性 k に対する選好に個人間で異質性が存在し、その異質性が連続的に分布すると仮定する。この場合、属性 k の評価尺度上の位置（選好パラメータ）を確率変数とみなし、混合ロジットモデルによって分析を進める。

回答者 n に対する属性 k の選好（重要性）パラメータ（ δ_{nk} ）は、(6)式で表される。

$$\delta_{nk} = \delta_k + \sigma_k \varepsilon_{nk} \quad (6)$$

(6)式で、 δ_k と σ_k は、それぞれ平均と標準偏差を表すパラメータであり、誤差項の ε_{nk} は平均 0、分散 1 の標準正規分布に従う（属性間で無相関を仮定）。(6)式を、(4)式の δ_k に代入し、全選択セットの積をとったものを L_n とする。

$$L_n = \prod_{s=1}^{13} \frac{\exp(\delta_{nb} - \delta_{nw})}{\sum_{k \in s} \sum_{l \in s} \exp(\delta_{nk} - \delta_{nl}) - 4} \quad (7)$$

このとき、回答者 n が、属性 b, w を選択する確率（ P_{nbw} ）は、

$$P_{nbw} = \int_{\delta} L_n f(\delta) d\delta \quad (8)$$

と記述できる（Train, 2009）。ここで、 $\delta = (\delta_{n1}, \delta_{n2}, \dots, \delta_{n13})$ は、13 種類の属性に対応する選好パラメータのベクトル、 $f(\delta)$ はその確率密度関数である。

(8)式をもとに、Halton draws を 1000 回行うシミュレーテッド最尤推定 (Simulated Maximum Likelihood Estimation) を実施し、 δ_k , σ_k の推計値を得た。推定された δ_k を用いることで、選好シェア (S_k) は、(5) 式から算出できる。なお、(6)式で、 $\sigma_k = 0$ とすると、 $\delta_{nk} = \delta_k$ となり、混合ロジットモデルは、条件付きロジットモデルとなる。

(3) 潜在クラスロジットモデル

選好の異質性が離散的であると仮定し、潜在クラスロジットモデル (Latent Class Logit Model) を推定する。このモデルでは、属性 k に対する回答者 n の評価尺度上の位置 (選好パラメータ) の分布が離散的密度関数をもつと仮定し、各潜在クラス c ($c=1, 2, 3, \dots, C$) における選好パラメータ (δ_{kc}) を推定する。

回答者 n が特定のクラス c に属する確率 (π_{nc}) は、クラス c のパラメータ θ_c を用いて次式で表される。

$$\pi_{nc} = \frac{\exp(\theta_c)}{\sum_{c=1}^C \exp(\theta_c)} \quad (9)$$

(7) 式と同様の変数 L_{nc} を次のように定義する。

$$L_{nc} = \prod_{s=1}^{13} \frac{\exp(\delta_{bc} - \delta_{wc})}{\sum_{k \in S} \sum_{l \in S} \exp(\delta_{kc} - \delta_{lc}) - 4} \quad (10)$$

(9) 式と (10) 式を利用すると、回答者 n が属性 b と属性 w を選択する確率 (P_{nbw}) は

$$P_{nbw} = \sum_{c=1}^C \pi_{nc} L_{nc} \quad (11)$$

となる。各パラメータの推定には、式 (11) に基づく最尤推定法を利用した。

回答者 n がどの潜在クラスに属するかは観測されないため、ここで推計されたパラメータおよび回答者 n の選択行動データを用いて、当該回答者が各クラスに属する事後確率を算出する。その後、最も高い事後確率を示したクラスに回答者 n を割り当て、得られたクラス分類に基づいて、人口統計学的属性と潜在クラスとの関連性を検討する。

なおクラスが 1 つ、つまり $C=1$ の場合、 $\pi_{nc}=1$ となり、(11)式は、(4) 式となる。つまり、条件付きロジットモデルは潜在クラスロジットモデルで $C=1$ の場合の特殊なケースといえる。

4. 計測結果

(1) 条件付きロジットモデル

収集したデータを用いて、(4) 式に基づき条件付きロジットモデルを推計した (第 4 表)。本文でも述べたように、条件付きロジットモデルは個人間の選好パラメータの同質性を仮定しており、これは、混合ロジットモデルにおいて分散を 0 とした場合、あるいは潜在クラスロジットモデルにおいてクラス数を 1 と仮定した場合に相当する。

第 4 表に示すように、推計されたすべての係数は正であり、1%水準で統計的に有意であった。これは、いずれの属性も、基準とした「陳列」よりも選好されることを意味する。

推計結果のうち、最も大きな値を示したのは「ランク」であり、その係数は1.96であった。対応する選好シェアは18.4%で、陳列と比較して約7.1倍重視されていることがわかる。次いで、ブランド(1.67)、料理(1.64)、および原料(1.53)が続く、いずれも比較的高い重要度を示した。

一方で、推計値が最も小さかったのは有名人(0.15)であったが、基準である陳列(0)よりは大きい値を示した。したがって、最も重視されなかった属性は「陳列」であり、その選好シェアは2.6%にとどまった。「有名人」もまた3.0%と小さく、重要度の低い属性であることが確認された。

第4表 条件付きロジットモデルの推計結果

属性	推計値	選好シェア
ランク	1.96 *** (0.048)	18.4%
ブランド	1.67 *** (0.046)	13.8%
料理	1.64 *** (0.046)	13.4%
原料	1.53 *** (0.046)	12.0%
度数	0.98 *** (0.045)	6.9%
経験	0.97 *** (0.044)	6.8%
推薦	0.75 *** (0.044)	5.5%
受賞	0.73 *** (0.044)	5.4%
デザイン	0.47 *** (0.044)	4.1%
価格	0.46 *** (0.043)	4.1%
オンライン	0.42 *** (0.044)	3.9%
有名人	0.15 *** (0.044)	3.0%
陳列		2.6%
対数尤度=	-16755	

資料：筆者計算。

注1) 推計値は、(1)式の δ_k であり、陳列に対する相対的な値である。

2) カッコ内は、標準誤差を示す。***は、1%水準で有意であることを示す。

3) 属性は、選好シェアの大きい順に並べた。

(2) 混合ロジットモデル

消費者の選好構造をより詳細に把握するため、混合ロジットモデルを計測し、その結果を第5表に示す。第5表にあるように、平均の推計値はいずれも正の値をとり、すべて1%水準で統計的に有意であった。したがって、基準とした「陳列」よりも、他のすべての属性が統計的に有意に重要であるといえる。

平均に注目すると、最も大きな推計値を示したのは「ランク」(2.86)であり、次いで「料理」(2.32)が続く。「ランク」の選好シェアは26.5%で、重要度は「料理」の1.7倍、「陳列」の17.5倍に相当する。一方、平均が最小であったのは基準値(0)の「陳列」であり、最も重視されない属性であった。陳列の次に低いのは「有名人」である。「陳列」と「有名人」の選好シェアは1.5%、1.8%にとどまり、日本酒購入時にこれらの属性が重視さ

れる確率は極めて低いといえる。

第5表 混合ロジットモデルの推計結果

属性	平均	標準偏差	選好シェア	倍率
ランク	2.86 *** (0.082)	1.40 *** (0.072)	26.5%	17.5
料理	2.32 *** (0.088)	1.69 *** (0.084)	15.5%	10.2
ブランド	2.28 *** (0.069)	1.07 *** (0.069)	14.9%	9.8
原料	2.10 *** (0.075)	1.28 *** (0.067)	12.4%	8.2
度数	1.29 *** (0.064)	0.97 *** (0.063)	5.5%	3.6
経験	1.27 *** (0.058)	0.69 *** (0.065)	5.4%	3.6
推薦	1.03 *** (0.062)	0.91 *** (0.064)	4.3%	2.8
受賞	0.97 *** (0.072)	1.38 *** (0.072)	4.0%	2.6
価格	0.63 *** (0.073)	1.44 *** (0.076)	2.8%	1.9
デザイン	0.61 *** (0.055)	0.54 *** (0.084)	2.8%	1.8
オンライン	0.53 *** (0.062)	0.97 *** (0.064)	2.6%	1.7
有名人	0.19 *** (0.058)	0.78 *** (0.064)	1.8%	1.2
陳列			1.5%	1.0
対数尤度	-15479			

注1) 属性は選好シェアが大きい順に配列した。

2) 平均と標準偏差は、(6)式の δ_k と σ_k の推計値であり、平均は陳列に対する相対値。

3) ()内は、標準誤差を表し、***は1%水準で統計的に有意であることを意味する。

4) 倍率は陳列の選好シェアに対する各属性の比率である。

5) 平均について、順位が連続する2つの属性 k および l について、帰無仮説「属性 k の値 $\leq$ 属性 l の値」を仮定し、 t 検定を行った。その結果、「料理」と「ブランド」、「度数」と「経験」、「価格」と「デザイン」については、有意水準 10%で統計的に帰無仮説を棄却できなかった。

上位の属性に目をもどすと、2番目の「料理」に次いで、ブランド（平均 2.28、選好シェア 14.9%）が3位であり、いずれも消費者の選好に対して比較的強い影響を及ぼしている。なおこの2つは、統計的には差があるという仮説を棄却しており、重要度に大きな相違はない。4番目には、原料（2.10、選好シェア 12.4%）があり、この上位4つが日本酒購入時に非常に高い重要性をもつ属性といえよう。また、度数、経験、推薦、受賞の選好シェアは、5.5～4.0%にあり、中国の消費者から中程度の評価を得ている。

最後に、標準偏差に注目して選好の異質性を検討する。すべての属性において、標準偏差の推計値は 1%水準で統計的に有意であり、選好の同質性が棄却される結果となった。したがって、条件付きロジットモデルよりも、個人間の選好差を考慮できる混合ロジットモデルの方が適切であるといえる。標準偏差の大きさからいうと、特に「料理」、「価格」、「ランク」において、個人の嗜好の差が大きいことが示唆される。

（3）潜在クラスロジットモデル

本節では、得られた BWS データを用いて、選好の異質性が連続的に分布するのではな

く、複数の異なる選好を有する集団（クラス）が混在しているという前提に基づき、潜在クラスロジットモデルの推定を行った。まず、最適なクラス数を決定するため、第6表に各クラスに対応する対数尤度、赤池情報量基準（AIC）、およびベイズ情報量基準（BIC）を示した。

対数尤度は、クラス数の増加に伴い単調に増加しており、モデルの適合度が向上していることを示している。AIC と BIC は、モデルの適合度と複雑さのバランスを考慮した指標であり、一般にこれらの値が最小となるモデルが最適とされる。しかし、本分析においては、AIC、BIC ともにクラス数が7まで連続的に減少しており、最小値をもって最適なクラス数を決定することができない。そこで、AIC と BIC の減少率に着目すると、クラス数3までは、AIC と BIC が大きく減少した後、減少率はやや低下している。ただし、クラス数5と6の間で、両指標の減少率に再び顕著な乖離がみられた。

AIC や BIC の減少率が低下する場合、モデルの複雑性を高めても適合度の改善は限定的であり、モデルの追加的な利益は小さいとされており、以上の結果を踏まえ、本研究では、クラス数が3から5の範囲において妥当なモデルが存在すると判断した。その中で、モデルの解釈可能性を比較検討し、クラス数4を最終的なモデルとして採用した⁽⁶⁾。

第7表には、クラス数を4にした潜在クラスロジットモデルの推計結果を示す。まず、全体的な特徴について概観する。各クラスに所属する確率は、クラス1が29.0%、クラス2が22.2%、クラス3が19.5%、クラス4が29.3%であり、クラス1とクラス4がそれぞれ約30%と比較的大きな確率となっている一方で、クラス3が最も小さい確率となっている。

各クラスにおいて選好シェアが最も高い属性は、クラス4における「料理」を除き、すべて「ランク」である。「ランク」が第1位となるのは、クラスを1つとして計算した条件付きロジットモデル（第4表）と同一のものである。第2位の属性は、クラス4では「ランク」、クラス1とクラス2では「ブランド」、クラス3では「料理」である。ブランドは条件付きロジットモデルでは2番に位置しており、クラス1とクラス2と一致する。

第6表 最適なクラス数を決定するための指数

クラス数	対数尤度	AIC	ΔAIC	BIC	ΔBIC
1	-16754.7	33533.4		33646.6	
2	-16189.8	32429.7	3.29	32665.5	2.92
3	-15793.8	31663.5	2.36	32021.9	1.97
4	-15609.1	31320.2	1.08	31801.2	0.69
5	-15442.8	31013.5	0.98	31617.1	0.58
6	-15341.9	30837.8	0.57	31564.0	0.17
7	-15255.6	30691.2	0.48	31540.1	0.08

注：ΔAIC は AIC の減少率（%）を示す。

第7表 潜在クラスロジットモデルの推計結果

属性	クラス1 [29.0%]				クラス2 [22.2%]			
	係数		SP	順位	係数		SP	順位
ランク	0.662 *** (0.097)		10.0%	1	3.334 *** (0.197)		27.7%	1
ブランド	0.647 *** (0.108)		9.8%	2	2.865 *** (0.155)		17.4%	2
料理	0.597 *** (0.089)		9.4%	4	1.211 *** (0.125)		3.3%	8
原料	0.346 *** (0.096)		7.3%	8	2.814 *** (0.189)		16.5%	3
度数	0.401 *** (0.087)		7.7%	5	1.421 *** (0.133)		4.1%	5
経験	0.359 *** (0.081)		7.4%	7	1.114 *** (0.124)		3.0%	9
推薦	0.633 *** (0.093)		9.7%	3	1.259 *** (0.138)		3.5%	7
受賞	0.278 *** (0.106)		6.8%	9	2.765 *** (0.195)		15.7%	4
デザイン	0.237 *** (0.090)		6.5%	11	1.285 *** (0.121)		3.6%	6
価格	0.374 *** (0.087)		7.5%	6	0.143 (0.115)		1.1%	12
オンライン	0.256 *** (0.083)		6.7%	10	0.521 *** (0.114)		1.7%	10
有名人	0.177 ** (0.086)		6.2%	12	0.391 *** (0.115)		1.5%	11
陳列			5.2%	13			1.0%	13

	クラス3 [19.5%]				クラス4 [29.3%]			
	係数		SP	順位	係数		SP	順位
ランク	2.840 *** (0.256)		21.9%	1	3.539 *** (0.154)		21.8%	2
ブランド	2.117 *** (0.223)		10.6%	4	2.975 *** (0.133)		12.4%	4
料理	2.830 *** (0.211)		21.7%	2	4.070 *** (0.158)		37.1%	1
原料	2.080 *** (0.209)		10.2%	5	3.027 *** (0.147)		13.1%	3
度数	2.226 *** (0.182)		11.8%	3	1.302 *** (0.117)		2.3%	6
経験	1.280 *** (0.153)		4.6%	7	2.142 *** (0.127)		5.4%	5
推薦	0.498 *** (0.148)		2.1%	9	1.131 *** (0.120)		2.0%	7
受賞	-0.255 (0.156)		1.0%	12	0.846 *** (0.124)		1.5%	8
デザイン	0.085 (0.132)		1.4%	10	0.671 *** (0.115)		1.2%	9
価格	1.999 *** (0.169)		9.4%	6	0.108 (0.127)		0.71%	12
オンライン	0.956 *** (0.140)		3.3%	8	0.472 *** (0.109)		1.0%	10
有名人	-0.589 *** (0.143)		0.71%	13	0.440 *** (0.122)		0.98%	11
陳列			1.3%	11			0.63%	13

注1) 属性は第4表の順番に合わせた。

2) 各クラスに示された[]内は(9)式の当該クラスに属する確率、()内は標準誤差、SPは選好シェアを表す。

3) ***, **は、1%水準、5%水準で統計的に有意であることを示す。

4) 順位は、選好シェアの大きい順である。

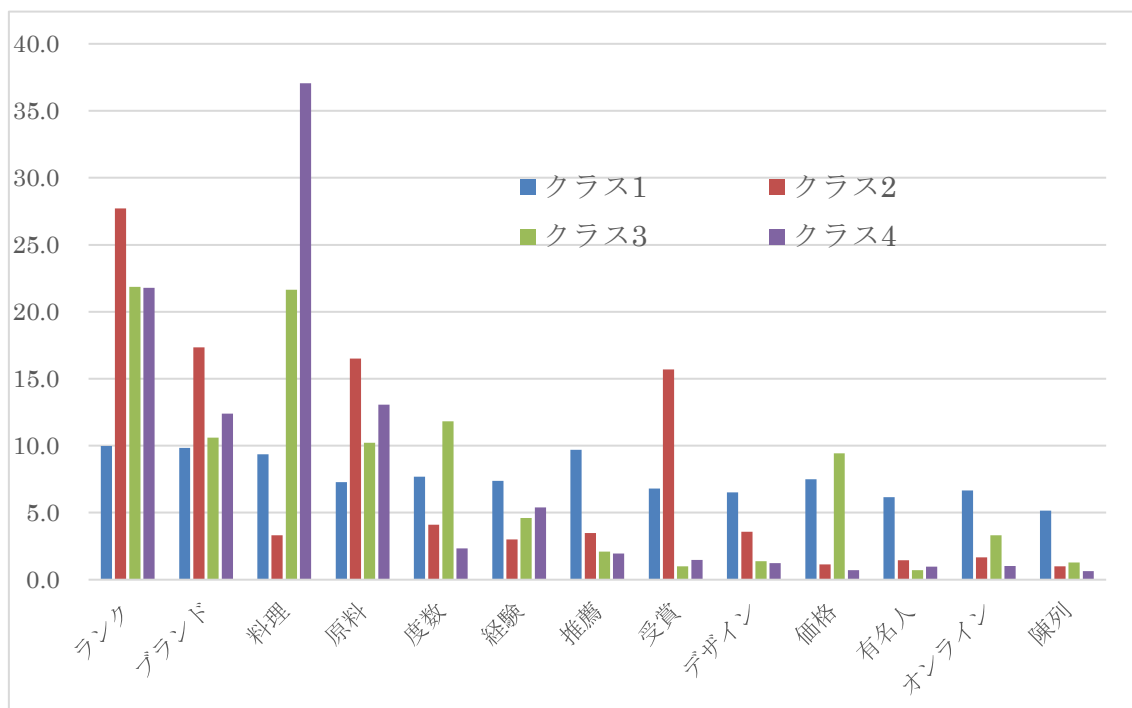
一方、選好シェアが最も小さい属性は、クラス3では「有名人」であるが、それ以外のクラスではいずれも「陳列」となっており条件付きモデルと等しい。選好シェアの最大属性と最小属性の比率をみると、クラス4が58.6と最も大きく、次いでクラス3(30.9)、クラス2(28.0)、クラス1(1.9)の順となる。また、第1位と第2位の属性の比率に注目すると、クラス1(1.01)およびクラス3(1.01)はほぼ同程度であるのに対し、クラス2(1.60)

とクラス4（1.7）は明確な差がみられる。

次に、第2図も参照しつつ、各クラスの特性を整理する。まず注目されるのは、クラス4における「料理」の選好シェアの高さである。クラス4は、4つのクラスの中で唯一、「ランク」の選好シェアが1位ではなく、「料理」が最大となっている点において顕著な特性を示す。さらに、第1位の「料理」と第2位の「ランク」の選好シェアの比率、および第1位の「料理」と最下位の「陳列」の比率は、いずれも他のクラスより大きい。また、各属性の選好シェアをクラス間で比較すると、クラス4が最も高い値を示すのは「料理」のみである。このため、クラス4を「料理最優先クラス」と位置づける。

次に、クラス2では「ランク」の選好シェアが際立って高い。このクラスは、「ブランド」、「原料」、「受賞」に対しても他のクラスと比べて高い選好を示す一方で、「料理」に対する関心が非常に低いという傾向を有している。したがって、「客観的指標重視クラス」と分類する。

続いてクラス3を見ると、クラス内では「ランク」と「料理」を同程度に最重要視していることが確認される。ただし、他のクラスとの比較では、「度数」、「価格」の選好シェアが高い点も特筆に値する。これらの結果から、クラス3は「度数・価格重視クラス」として位置づけられる。



第2図 各クラスの選好のシェア（%）

注：第7表をもとに、筆者作成。

最後にクラス1をみると、いずれの属性においても選好シェアが10%以下であり、クラス内では、顕著に高い値を示す属性が存在しない。実際、最大の選好シェアをもつ「ランク」と最小の「陳列」の比率は1.9にとどまり、他クラスに比して相対的に小さい。こ

の結果は、クラス1において属性間の選好差が比較的小さいことを意味しており、「選好の差が小さいクラス」と位置づけられる。なお、クラス横断での比較では、「経験」「推薦」「デザイン」「有名人」「オンライン」「陳列」といった中位から下位にある属性が、他クラスと比較して重視される傾向がみられる点も、このクラスの性質として指摘できる。

5. おわりに

本研究では、近年急速に拡大を続ける中国の日本酒市場において、文化的影響力の高い上海市の消費者が、購入時にどのような属性を重視しているのかを、ベスト・ワースト・スケーリング (BWS) を用いて定量的に明らかにした。2024年には日本酒の対中輸出量が過去最高水準に達し、「伝統的酒造り」のユネスコ無形文化遺産登録による認知度向上も期待される中、これまで限定的であった中国市場における日本酒の消費者選好構造を体系的に分析した点に、本研究の学術的な意義がある。

分析の結果、上海市の消費者が日本酒を購入する際に最も重視する属性は、一貫して「日本酒のランク (純米大吟醸、吟醸酒など)」であることが示された。これに次いで「料理との相性」、「ブランド名」、「原料米の種類」が上位に位置しており、これらの属性が上海市場における日本酒選択の主要な決定因子であることが確認された。

また、潜在クラスロジットモデルを用いた分析により、上海市の消費者の間には明確な選好の異質性が存在することが確認された。「料理最優先クラス」「客観的指標重視クラス」「度数・価格重視クラス」「選好の差が小さいクラス」という複数の消費者セグメントの存在は、中国市場における日本酒が、食事との結びつきやステータス性、価格感応度など、異なる文脈で受容されていることを示している。これは、日本酒が中国市場において単なる嗜好品にとどまらず、食文化や社会的価値と結びついた商品として認識されている可能性を示唆するものである。

もっとも、本研究は上海市に限定した分析であり、中国全体の消費者行動を代表するものではない。今後は、北京、広州、成都など他地域への調査拡張を通じて、地域間の選好差を比較検討することが求められる。また、市場環境や消費者意識の変化を踏まえ、時系列的な分析を行うことも重要な課題である。本研究の知見が、中国市場における日本酒の効果的なマーケティング戦略の構築と、日本酒文化の持続的な浸透に資することを期待したい。

注 (1) 本稿は、今後加筆・修正の上、所報への投稿を予定している。したがって、内容が大幅に変更される可能性があり、本稿はあくまでも暫定的なものである。

(2) 日本酒の HS コード (220600200) を利用して財務省 (2026) からデータを得た。なお金額ベースの輸出 (2025年) では、米国が 110 億円、中国が 133 億円で、中国が第 1 位となっている。

(3) ブロックという用語は、本稿における選択セットと同義である。

(4) 以下の議論は、Sun et al.(2023)、柘植ら (2024) に大きく依拠している。

- (5) 選択セットは第2表、属性は第1表に示されている。
- (6) このようにクラス数を決定する方法は、Sun et al.(2023) で行われている。

[引用文献]

- Aizaki, H. and Fogarty, J. (2023) R Packages and Tutorial for Case 1 Best-Worst Scaling. *Journal of Choice Modelling* 46: 100394. <https://doi.org/10.1016/j.jocm.2022.100394>
- Cohen, E. (2009) Applying best-worst scaling to wine marketing. *International Journal of Wine Business Research* 21(1): 8–23.
- Finn A. and Louviere J. J. (1992) Determining the Appropriate Response to Evidence of Public Concern: The Case of Food Safety. *Journal of Public Policy & Marketing* 11(2): 12-25. <https://doi.org/10.1177/074391569201100202>
- Goodman, S. (2009). An international comparison of retail consumer wine choice. *International Journal of Wine Business Research*, 21(1): 41–49 <https://doi.org/10.1108/17511060910948026>
- Lusk, J. L. and Briggeman, B. C. (2009) Food Values. *American Journal of Agricultural Economics* 91(1): 184-196. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2008.01175.x>
- Nunes, F., Madureira, T., Oliveira, J.V., and Madureira, H. (2016) The consumer trail: Applying best-worst scaling to classical wine attributes. *Wine Economics and Policy* 5(2): 78–86. <https://doi.org/10.1016/j.wep.2016.10.002>
- Pentz, C., and Forrester, A. (2020) The importance of wine attributes in an emerging wine-producing country. *South African Journal of Business Management* 51(1): a1932. <https://doi.org/10.4102/sajbm.v51i1.1932>
- Sun J., D. Ortega and Wen L. (2023) Food Values Drive Chinese Consumers' Demand for Meat and Milk Substitutes. *Appetite* 181(1): 106392. <https://doi.org/10.1016/j.appet.2022.106392>.
- Train, K. (2009) *Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge University Press, Cambridge, England.
- 柘植隆宏・栗山浩一・庄子康(2024)「ベスト・ワースト・スケーリング —環境経済・政策学研究への適用を中心に—」『環境経済・政策研究』17(2) : 28-38.
- Yu Y., H. Sun, S. Goodman, S. Chen, and H. Ma (2009) Chinese choices: a survey of wine consumers in Beijing, *International Journal of Wine Business Research*, 21(2): 155 168. <http://dx.doi.org/10.1108/17511060910967999>
- 財務省 (2026) 「普通貿易統計」 <https://www.customs.go.jp/toukei/search/futsu1.htm> (2026 年 3 月アクセス)