

AIによる個別化推薦サービスの受容メカニズムに関する探索的研究

著者	姜 京守
雑誌名	研究論集
巻	116
ページ	213-233
発行年	2022-09
URL	http://doi.org/10.18956/00008051

AIによる個別化推薦サービスの受容メカニズムに関する探索的研究

姜 京 守

要 旨

本研究では、個別化された商品情報を提供するECサイト/アプリの利用者を対象に、消費者の利用意思決定の過程を明らかにした。推薦サービスの有益性は、商品情報の個別化によって高められていると推測できるが、消費者が個別化推薦サービス(PRS)を利用するメカニズムを解明する実証研究は少ない。本研究では、PRSに対する知覚がサービスの認識と態度を媒介して行動意向に及ぼす影響を検討した。併せて、個人的革新性に着目し、利用者個人の特性がPRSの受容に及ぼす影響も検討した。仮説検証を通じ、PRSに対する知覚がサービスの有用性、信頼性、利用態度を介して行動意向に影響することを明らかにした。さらに、サービスの有用性と信頼性が顧客の利用態度を促す間接効果も確認できた。ただし、個人的革新性の調整効果は認められなかった。最後に、分析結果を踏まえて主要な論点ごとに考察を加え、研究の限界点と今後の課題を示した。

キーワード：AIによる個別化推薦サービス、技術受容モデル、ECサイト・アプリ、部分最小二乗構造方程式モデリング(PLS-SEM)、多母集団同時分析

1. はじめに

最近、Amazon や Netflix のようなオンライン・プラットフォームは、消費者の閲覧データや購買データをもとにして、消費者の好みや嗜好に合った商品・サービスを提示する推薦システムを導入することで、世界中で売上高を大きく伸ばしていることが報告されている (Bhaskar, 2016; 姜, 2022)。ユーザーごとに個別化された推薦サービス (以下、「個別化推薦サービス」と略す) は、消費者の閲覧履歴や購入履歴などビッグデータの分析に基づいて、購入する可能性が高い商品・サービスを勧めるため、ユーザーにとってはオンライン検索の手間 (情報過負荷) を軽減し、サイト上で求めているものに、瞬時にアクセスできるため利便性の向上が見込める。一方、サイトの運営者にとっては、商品の購買率向上や顧客生涯価値の向上が期待でき、ユーザー・運営者双方にとってメリットのあるサービスとして注目されている。

経済産業省の調査 (2020) によれば、日本国内の E コマース (以下、EC と表記) の市場規模は19.4兆円を超え、EC 需要が継続的に増加しており、企業間の競争はますます激しくなっている。こうした状況の中、企業競争力の強化を目的として、人工知能 (以下、AI と表記) を用

いた推薦システムを導入する EC サイトが増加しているが、これに対する学術的な研究はまだ不十分と考えられる。これまでの研究では、情報処理学会や人工知能学会などを中心としたシステム構築や運用の観点から推薦システムの最適化に焦点が当てられてきた。例えば、EC サイトで使用されるフィルタリングシステムのタイプに関する研究（例えば、Lu et al., 2015; Lop et al., 2011; 土方, 2007; 土田, 2017）や推薦の品質を向上させるためのアルゴリズムに関する研究（例えば、Xu et al., 2016; 小川など, 2021; 神島, 2008; 宮下, 2021）などが挙げられる。

ただし、EC 業界における推薦サービスが広く普及している今日では、そのサービスの品質確保と一層の向上を図るためにも、実際にそのサービスを利用する消費者の反応を調べる必要がある。このような推薦サービスを消費者はなぜ利用するのかという、そのメカニズムを解明するための実証的研究は少ない。海外の一部の研究では、AI と人間（専門家）による推薦サービスの比較研究（例えば、Li et al., 2020; Yoon & Lee, 2021）や、AI 機能を搭載したデバイスや推薦サービスの受容性に関する研究（例えば、Gursoy et al., 2019; 田部, 2016）が行われ、一定の成果を上げているものの、個別化推薦サービスの受容メカニズムの全容解明にはほど遠い状況である。この分野の議論は、国内外を問わず、まだ始まったばかりである。

そこで本研究では、EC サイト・アプリで提供される個別化推薦サービスについて消費者がどのように知覚しているのかを解明し、個別化推薦サービスに対する消費者行動についての理解を深めることを目的とする。個別化推薦サービスは、オンライン小売業者が提供する情報と異なり、顧客の閲覧履歴や購買履歴などをもとにユーザーごとに提供されており、高度な AI 技術が用いられる推薦サービスという特徴を持っている。こうした特徴から本研究では、EC サイト・アプリで提供される個別化推薦サービスに対する消費者の反応を把握し、それがサービスの有用性や信頼性、利用態度に及ぼす影響を実証的に解明する。個別化推薦サービスはユーザーの個人情報を基に提供されるサービスであることから、サービスそのものが提供する便益（有用性）のみならず、サービスに対する信頼が態度形成に主要な役割を果たしていると考えられる。さらに本研究では、好意的な態度形成が EC サイト・アプリの継続利用意向と、推薦される商品の購買意向を喚起すると想定した。

また、個別化推薦サービスは深層学習など高度な AI 技術が適用される革新的なサービスであるため、個人の革新性の程度によってサービスの受容度が異なると予想した。新技術に対する評価が高いほど、サービスの有用性と信頼性、利用態度、利用意向に対する評価は高くなる傾向があるという先行研究の知見（例えば、Davis et al., 1989; Komiak & Benbasat, 2006; Li et al., 2020; 田部, 2016）を基に、消費者個々人の革新性の程度は、個別化推薦サービスが有用性と信頼性を媒介してサービスの利用態度に与える影響を調整すると予想した。本研究では、革新性得点に基づいて、対象者を高群と低群に分類し、2 群間に差があるのかを検証した。

本研究の構成は次のとおりである。第 2 節では本研究の構成概念に関する文献レビューを行

い、第3節においては先行研究に基づき本研究の仮説を設定する。第4節においては、データ収集や測定尺度など調査概要について言及する。第5節では独自の定量データを用いた実証分析を行い、個別化推薦サービスが消費者行動に与える影響を検証する。最後に第6節では、分析結果に基づいて考察を行い、その上で今後の研究課題をまとめる。

2. 理論的背景

1) 個別化推薦サービス

上述したように、AIによる個別化推薦サービスは、ビッグデータを活用して消費者のニーズや属性、行動を分析し、ユーザーにとって有用と思われる情報や製品・サービスを推薦する技術である (Lu et al. 2015)。小売業における従来の商品推薦サービスは多数のユーザーが好むような商品をすべてのユーザーに全く同じように推薦する方式 (非個別化) であったが、AI技術の発展と実践的な応用に伴い、アルゴリズム・ベースの個別化推薦サービス、つまり、カテゴリ検索や類似商品の提示などユーザーの入力に基づいた推薦 (一時的個別化) やユーザーの同じ入力・行動に対して異なる結果を提示するなどユーザーの過去の行動などに基づいた推薦 (永続的個別化) ができるようになった (Adomavicius & Tuzhilin, 2005)。こうした推薦システムを備えたプラットフォームは、ユーザー個人の嗜好に近いコンテンツや商品を推薦するため、プラットフォームに対する満足度が高まりやすいと報告されている (Liang et al., 2006)。

AIによる推薦手法は様々なものが使用されているが、大きく「協調フィルタリング」と「コンテンツ・ベース・フィルタリング」の2つに分類することができる (神鷹, 2008)。まず、協調フィルタリングに基づいた推薦ではターゲットとする顧客とその他のすべてのユーザーの類似度を計算し、この値の高いユーザーをターゲット顧客の類似ユーザーとして選択する。次に、これらの類似ユーザーによって商品につけられた評価値を用いて、ターゲット顧客がまだ評価をしていない商品の評価値を予測し、この値の高い商品を推薦する方式である。例えば、あるユーザーの商品 A に対する評価点を予測するために商品 A を購入した他のユーザーの過去のデータを利用するのである。この場合、ユーザー同士の年齢や性別など人口統計情報が類似しているか、もしくは同じ商品に興味関心を示しているかに基づいて、もし共通しているのであれば、今後も似たような嗜好を持つだろうという仮定が前提となっている。したがって、協調フィルタリングを通じて推薦される商品には、「この商品を購入した人はこちらの商品も一緒に見ています」、「過去にこの商品を見ました」のように、自分と類似した人口統計情報を持つユーザーの嗜好データが推薦の基盤となっていることがわかる。

一方、「コンテンツ・ベース・フィルタリング」は、あらかじめ設定した商品の特徴 (カテ

ゴリー、値段、色、デザインなど) と、ユーザーが選んだものの関連性を分析し、類似した商品をユーザーに推薦する手法である。商品が登録された時点から一定の精度で推薦される点が特徴で、商品の特徴とユーザーの嗜好が一致すれば、高い購入率が期待できる。この手法のメリットとしては次の2点が挙げられる (Adomavicius & Tuzhilin, 2005)。第1に、新商品や不人気の商品、ほかのユーザーからの評価情報が少ない商品でも、推薦を行うことができる点である。例えば、誰も評価をつけていない新商品でも、カテゴリ、値段などの情報を用いた推薦を行うことができる。その場合、「こちらの商品もおすすめ」、「関連する商品」などのメッセージが提示される。第2に、推薦理由をユーザーに提示することができる点である。つまり、ユーザーの嗜好と商品の特徴のどこがマッチしているのかがわかるメッセージが提示される。例えば、「あなたが好きな俳優が出演しています」、「あなたが過去に2回購入した〇〇の新商品です」のように、推薦理由を明示的に述べることができ、ユーザーへの訴求を強めることができる。

以上を踏まえると、ECサイト・アプリにおける個別化推薦サービスは、①消費者個人の特性を考慮しているか、②消費者個人のニーズや嗜好を反映しているか、③消費者個人が必要な情報を迅速に検索できるか、④消費者にどれだけ質の高い個別化推薦サービスを提供できるか、などが重要な評価指標となる (Komiak & Benbasat, 2006)。Amazon や 楽天市場、Yahoo! などの大手 EC サイトでは、基本的に個々のユーザーに特化した情報や商品、コンテンツなどが提示されており、顧客体験の向上に欠かせない施策の一つとなっている。それは、個別化推薦サービスに対する知覚水準が高いユーザーは、「個別化推薦システムが自分のことをより理解してくれる」、「自分のニーズを満たしてくれる」という期待値が高いからである。本研究では、個別化推薦サービスに対する顧客の知覚を EC サイト・アプリが推薦する商品や情報が自分の特性や経験、好みを反映していると認識する程度と定義し、本研究の分析モデルでは独立変数として用いることとした。

2) 技術受容モデル

技術受容モデル (Technology Acceptance Model: 以下、TAM と表記) は、情報技術の受容を説明・予測するために、Davis et al. (1989) により提唱された。このモデルは、「知覚された有用性 (以下、有用性と略す)」と「知覚された利用容易性 (以下、利用容易性と略す)」という2つの信念が重要であると仮定している。有用性は「システムが仕事の成果を高めるというユーザーの主観的期待」、また利用容易性は「ユーザーがそのシステムを使うのに努力を必要としないと期待する度合い」として、それぞれ定義される (Davis et al., 1989, p.985)。「有用性」と「利用容易性」が、「利用意向」を説明する「利用に対する態度」の先行変数であると考えている。要するに、有用性と利用容易性が高いほど、新技術への態度と利用意図が高まることになる。

その後、多くの先行研究において利用容易性は有用性に比べ、利用態度や受容意図に及ぼす影響が大きくないことが明らかになり、多くの先行研究では利用容易性を含まない研究モデル

を検証するようになった (Davis et al., 1989; Venkatesh & Bala, 2008)。本研究の対象となる EC サイトにおける個別化推薦サービスの場合、大きな努力を必要とすることなく、ユーザーがサービスを手軽に利用できるため、利用容易性は大きく影響しないと判断し、本研究でも有用性のみを採用した。したがって、本研究では AI による個別化推薦サービスが有用性を媒介し、利用態度に及ぼす影響を検証することとした。

3) 信頼性

Morgan & Hunt (1994) は、信頼を「取引相手に対する信用と誠実さへの確信である」(p.23)と定義している。また、オンライン上での信頼は、「顧客の期待する商品・サービスを提供してくれるだろう」という予測に対する潜在的な結果および不確実性を低減させるものとして捉えられている (Pavlou et al., 2007)。リアルな店舗とは異なり、EC サイトでの信頼はサービスや技術そのものが信頼の対象となり得る。この場合、信頼は顧客とシステム間の相互作用によって構築されるため、非対面コミュニケーションが行われるオンライン環境においても信頼は形成されることになる (Mcknight et al., 2002)。チャットボット (Chatbot) のような AI 技術を活用した顧客サービスに関する研究においても、信頼を新技術受容の主な規定要因として結論づけている (Müller et al., 2019)。

そこで本研究においても、実際に多くの EC サイト・アプリで導入されている AI ベースの個別化推薦サービスに対して消費者が感じる信頼度が高ければ高いほど、そのサービスに対する評価が高くなり、好意的な態度を持つ可能性が高いと想定し、オンライン環境で提供される個別化推薦サービスに対する消費者の反応を多方面で分析することにした。したがって、本研究では、信頼を消費者が個別化推薦サービスへの信頼において、それを信じる程度と定義し、個別化推薦サービスを通じて消費者の信頼性が高まれば、顧客も安心して該当サービスを継続的に利用すると想定し、本研究の分析モデルでは媒介変数として用いることとした。

4) 利用態度

態度は、「特定の対象について一貫して好意的あるいは非好意的に反応する学習された信念」と定義される (Fishbein & Ajzen, 1975, p.6)。態度には、認知、感情、行動という3つの構成要素があると主張する立場 (Rosenberg & Hovland, 1960) と、態度の3要素はそれぞれ分離可能な概念であるとし、態度は感情(評価)のみで構成されていると主張する立場 (Fishbein & Ajzen, 1975) がある。本研究では、態度は媒介変数とし、行動は従属変数としてそれぞれ分離して用いるため、態度をある対象への評価(感情)として狭義に捉える。なお、本研究が採用する TAM 理論においても態度は情報システムに対する情緒的感情のみで測定している。態度は消費者が最終的に買いたいものを選択する上で重要な評価要素となり、該当ブランドに対する好意的な態度は評価と購買にポジティブな影響を与えるとされている (Engel & Blackwell, 1982)。したがって、態度は最終的な商品選択において重視される価値基準であり、

ブランドに対する消費者の全体的評価として捉えられる (Mitchell & Olson, 1981)。こうした先行研究に基づき、本研究では、利用態度を EC サイト・アプリにおける個別化推薦サービスに対する消費者の主観的評価と捉える。

5) 継続利用意向

継続利用意向は、過去に製品・サービスを利用した経験のある人がその後も継続的に利用するかどうかを判断する概念である (Bhattacharjee, 2001)。情報技術の受容後モデルによれば、継続利用意向は情報システムを使用した人々が当該技術を一定期間使用し続ける意志もしくは継続的な行動に見られる使用パターンとして捉えられている。新しい情報システムやサービスの受容後の消費者行動として継続利用意向は、個別化推薦サービスが拡散、普及している現時点において、サービスの受容後に形成される消費者行動を説明する上で適切な因子である (Reihheld & Sasser, 1990)。なお、EC サイトにとっては、継続利用意向は再購買と同様の意味を持つと解釈できる。したがって、本研究では継続利用意向を、個別化推薦サービスを継続的に利用しようとする意志と定義し、本研究の分析モデルでは従属変数として用いることとした。

6) 購買意向

Blackwell et al. (2006) は、購買意向を「購買に対する消費者の予期または計画された未来の行動を意味し、その未来の行動に対する信念と態度が購買行動につながる確率である」と定義している。また、Fishbein & Ajzen (1975) は、行動を起こそうとする人の意向を測定することが個人の行動を予測する最も適切な方法であるとし、購買意向は消費者の今後の行動に対する意志を表すと述べている。また、購買意向が強くなればなるほど、消費者の実際の購買行動につながる可能性が高まることを合理的行動理論で説明している。つまり、購買意向は個人の持つ特定の態度が行動に結びつくかを予測する最も効果的な変数と言える。そこで本研究では、個別化推薦サービスに対する消費者の利用態度が継続利用意向だけでなく、実際の購買意向にどのような影響を与えるのかを解明することとした。本研究は、購買意向を個別化推薦サービスにより提示される商品を購入しようとする意志と定義し、もう一つの従属変数として用いることとした。

3. 先行研究と仮説の設定

1) 個別化推薦サービス、有用性、信頼性、利用態度の関係

消費者は自己関連性が高い場合、送り手のメッセージに対して高い受容を示すことが明らかにされている (De Keyzer & De Pelsmacker, 2015)。また、個別化されたメッセージは非個別化されたメッセージに比べて関与度を高める傾向があり、好意的な態度形成に有意な影響を与えるとされている (Kalyanaraman & Sundar, 2006)。TAM 理論を用いた先行研究では、オン

ライン環境において個別化推薦機能は有用性のみならず、利用態度や利用意向にもプラスの影響を及ぼすことが確認された (Chau & Lai, 2003)。また、Mukherjee & Nath (2007) は、EC におけるコミュニケーションの品質が信頼を媒介にしてウェブサイトの利用行動にプラスの影響を及ぼすことを示し、田部 (2016) は個人化された情報に対する消費者の知覚が使用容易性、有用性、モバイルアプリの利用に対する態度を介して、アプリの利用意図に影響する点を明らかにした。

さらに、Komiak & Benbasat (2006) では、個別化推薦サービスが消費者態度の認知的および感情的側面の両方にポジティブな影響を及ぼすと同時に、推薦サービスの継続利用意向にもプラスの影響を与えることが明らかになった。ファッション通販サイトのユーザーを対象に実施された調査 (Li et al., 2020) においては、AI による推薦サービスを利用する前は、人間 (専門家など) による推薦サービスの受容度が有意に高かったが、AI による推薦サービスの利用後は同程度の受容度が示された。なお、AI と人間による推薦サービスの信頼性と専門的な知識も同様な水準であった。ただし、使用容易性の面では、AI による推薦サービスの方が優位を占めていることが確認された。一方で、Yoon & Lee (2021) においては、AI による商品推薦が人間 (専門家など) による推薦に比べて、技術と個別化の品質を向上させることが確認された。なお、技術や個別化の品質は「共感」という感情的態度を媒介し、購買意向に好影響を与えていることが示された。これらの点から精度の高い個別化推薦サービスを提供することの重要性が示唆された。以上を踏まえると、個人のニーズや嗜好を反映した個別化推薦サービスに対する消費者の知覚は、サービスの有用性や信頼性、利用態度にプラスの影響を与えると考えられる。なお、サービスに対する有用性と信頼性は消費者の利用態度に正の影響を与えると予想される。以上の点から、次のような仮説を設定した。

H1-H3: 個別化推薦サービスは、有用性 (H1)、信頼性 (H2)、利用態度 (H3) に正の影響を与える。

H3-1, 3-2: 有用性 (H3-1) と信頼性 (H3-2) は、個別化推薦サービスと利用態度との関係を媒介する。

H4-H5: 個別化推薦サービスの有用性 (H4) と信頼性 (H5) は、利用態度に正の影響を与える。

2) 利用態度、継続利用意向、購買意向の関係

TAM 理論を用いた先行研究では、サービスの利用意向はサービスの利用態度によって決まるとされている (Davis et al., 1989)。これを本研究に適用するならば、個別化推薦サービスが消費者にとって望ましいものであれば、継続利用意向も高まるということになる。つまり、消費者の利用態度が好意的であればあるほど、継続利用意向が強くなり、実際に新技術による推薦商品を購入する確率が高くなるということである。Shin (2014) は TAM 理論を用いて

EC サイトに関する消費者研究を行い、態度と再利用意向の間に強い相関関係が見られ、態度が再利用意向に強いプラスの影響を及ぼすことを検証した。また、Gao & Huang (2019) は、TAM 理論に基づき、AI によるスマートメディアの受容モデルを構築し、実証研究を行った結果、双方向コミュニケーションや個別化、利用容易性、有用性がユーザーの行動に対する態度に強い影響を及ぼす変数として抽出された。なお、利用態度も購買意向に直接影響する点が明らかになった。田部 (2016) も同様に、TAM 理論を用いてモバイルアプリの受容モデルを構築し、個人化の知覚がモバイルアプリの利用に対する態度を介して利用意図に影響を与えることを明らかにした。以上を踏まえると、EC サイト・アプリのユーザーが個別化推薦サービスに対してポジティブな態度を取る場合、その後の継続利用意向や購買意向が高まると想定される。そこで、以下のような仮説を設定した。

H6-H7：推薦サービスの利用態度は、継続利用意向 (H6) と購買意向 (H7) に正の影響を与える。

3) 個人的革新性の調整効果

個人的革新性 (personal innovativeness) は、イノベーションの採用過程に影響を与える消費者個人の心理的傾向および行動的傾向を表す概念である。Rogers (2003) は、個人的革新性を「ある社会システムに属する個人あるいはその他の採用単位が他の成員よりも相対的に早く新しいアイデアを採用する度合いのこと」(p.12) とし、個人的革新性をパーソナリティの特徴の一つとして捉えている。この概念は消費者が新製品・サービスを購入する際、情報収集や獲得において他者に依存する程度が消費者個人によって異なるという前提に基づいている。一般的に、個人的革新性の高い消費者は革新性の低い消費者より、新製品に対する受容度と信頼度が高いと言われている (Gatignon & Robertson, 1985)。また、個人的革新性は革新に対する知覚、すなわち有用性や利用容易性、行動意向にも影響を与えるとされている (Agarwal & Karahanna, 2000)。以上の議論から、AI による個別化推薦サービスは消費者個人の革新性の高低によって知覚有用性と信頼性、利用態度に及ぼす影響に差異が生じると予測することができる。言い換えると、消費者が個人的革新性を多くもつ場合、あまり持たない場合に比べ、AI による商品推薦サービスという新しいサービスを受容しやすくなると予測できる。これらに基づいて、以下のような仮説を設定した。

H8-H12：革新性を多くもつ場合、あまりもたない場合よりも、H1-H5の影響は強い。

4. 調査概要

1) データ収集・調査対象者

上述の仮説を検証するため、便宜的抽出法により、2021年12月1日から12月20日にかけて、

筆者の所属大学でマーケティング授業を履修した学部生を対象としたアンケート調査を実施してデータを得た。被験者は、ECサイトで買い物の経験がある学生を抽出するため、スクリーニング項目としてECサイトで提供される個別化推薦サービスの利用経験について質問した。それに対し、利用経験があると回答した者だけを抽出した。質問票には個別化推薦サービスをイメージしやすくするため、Amazonなどで提供されている推薦サービスの具体例を示したうえでアンケートに回答するよう指示した。

データ収集の結果、152人から回答が得られた。そのうち無回答や全項目で同じ回答をするなど不誠実な回答と判断される41人を除く、計111人のデータを分析に用いた（有効回答率73%）。回答者の特性については、＜表1＞にまとめている。回答者の約6割が「月に4～5回」以上ECサイトで買い物をしていると回答した。コロナ禍以前（2019年）に比べ、2021年の「ECサイト」の利用頻度を見ると、被験者の68.8%が「増えた」と回答している。最も頻繁に利用しているECサイトは、「アマゾン」が45%で最も高く、次に「ZOZOTOWN（24.3%）」、「Qoo10（15.3%）」、「楽天市場（13.5%）」などの順となった。ECサイトでの主な購入商品（複数回答）は、「衣服・靴（68.2）」、「化粧品・スキンケア用品（52.7）」、「日用品・生活雑貨（37.3%）」、「本・雑誌・CD・DVD（35.5%）」の順であった。

＜表1＞ 回答者の特性

区分	項目	頻度(%)	区分	項目	頻度(%)
性別	男性	29(26.4)	コロナ禍以前(2019年)に比べ、2021年の「ECサイト」の利用頻度	増えた	75(68.8)
	女性	81(73.6)		変わらない	33(30.3)
学年	1年生 2年生 3年生 4年生以上	31(27.9) 44(39.6) 30(27) 6(5.4)	ECサイトでの月間平均利用額	減った	0(0.0)
				2019年は利用していない	1(0.9)
				1,000～5,000円未満	23(20.7)
				5,000～10,000円未満	36(32.4)
				10,000～20,000円未満	37(33.3)
20,000～30,000円未満	7(6.3)				
30,000～50,000円未満	4(3.6)				
50,000円以上	4(3.6)				
年齢	18歳 19歳 20歳 21歳 22歳以上	5(4.5) 33(29.7) 41(36.9) 21(18.9) 11(9.9)	最もよく利用しているECサイト	Amazon	50(45)
				楽天市場	15(13.5)
				Yahoo!ショッピング	2(1.8)
				Qoo10	17(15.3)
				ZOZOTOWN	27(24.3)
利用頻度	月に1回 月に2～3回 月に4～5回 月に6～7回 月に10回以上	15(13.5) 32(28.8) 38(34.2) 17(15.3) 9(8.1)	主な購入商品 (複数回答)	日用品・生活雑貨	41(37.3)
				本・雑誌・CD・DVD	39(35.5)
				衣服・靴	75(68.2)
				化粧品・スキンケア用品	58(52.7)
				食品(生鮮食品・米・パンなど)	3(2.7)
使用するデバイス	PC スマートフォン タブレット	10(9.1) 98(89.1) 2(1.8)		家電・AV機器	8(7.3)
				バッグ・財布・ファッション	32(29.1)
				パソコン周辺機器	14(12.7)
				ホテル・旅行予約	28(25.5)
				菓子・ジュース	4(3.6)
				合計	

2) 測定尺度

本研究の分析枠組みに含まれる構成概念は、全て5段階のリッカート尺度（1=全くそう思わない、5=非常にそう思う）を用いて測定した。推薦サービスの個別化品質を測定する尺度として、先行研究で使用された5項目を用いた（Komiak & Benbasat, 2006）。媒介変数の有用性に関しては Venkatesh & Bala（2008）から3項目、信頼性は Mukherjee & Nath（2007）から3項目を採用している。調整変数の個人的革新性に関しては Agarwal & Prasad（1998）から5項目を採用している。最後に成果変数として、利用態度は Wixom & Todd（2005）から4項目、継続利用意向と購買意向は Zhou（2011）から採用し、測定した。具体的な測定項目に関しては〈表2〉に記載している。

3) データ分析

本研究では、分析アプローチとして、部分最小二乗構造方程式モデリング（以下 PLS-SEM と表記）を採用した。PLS-SEM は、従来の共分散ベースの SEM とは異なり、以下の点で今回のモデルを検証する上で効果的と言える。第1に、サンプル・サイズが小さい場合および構造モデルが複雑な場合、PLS-SEM はより適した分析手法である（Hair et al., 2017）。第2に、構造モデルを探索的に分析することに適している。第3に、PLS-SEM は複数の仮説を一度にまとめて検証する際にも効果的であると指摘されている（Hair et al., 2017）。

PLS-SEM 分析の結果は、Chin（1998）のガイドラインに従い、まず測定モデルの結果を報告し、次いで構造モデルの結果を報告する。データ分析は、統計ソフト SPSS24.0を用いて単純集計と記述統計を行い、次に測定尺度の信頼性および妥当性の検証や仮説検証は、ソフトウェア「SmartPLS3.0」を用いて実施した。PLS アルゴリズムを用いてブートストラップは5000回（有意差0.05）で計算した。分析の評価については、Hair et al.（2017）による評価基準および手順に従っている。

5. 分析結果と仮説検証

1) 測定尺度の構成、信頼性、妥当性

探索的因子分析を実施した結果、すべての項目が0.50以上の因子負荷量を示したため、次の手順に進むことができた。仮説検証に先行して、測定モデルを用いた測定尺度の評価を行った。結果は〈表2〉の通りである。まず信頼性については、クロンバック α 係数（Cronbach's α ）および合成信頼性（Composite Reliability: CR）により検討した。その結果、すべての潜在変数において α 係数は0.800~0.931であった。 α 係数の値が概ね0.6以上であれば内的整合性は証明されること（Taber, 2018）、7つの下位尺度の内的整合性は十分であることが

確認された。CRは0.883~0.951の範囲にあり、基準値0.7を満たしていることが確認できたため、測定尺度は内的一貫性を備えていると言える（Hair et al., 2017）。

<表2> 測定尺度の信頼性と妥当性

Variables and scale items	FL	t-value*	<i>a</i>	CR	AVE
Personalized Recommendation Service (PRS)					
通販サイト/アプリが提供する商品推薦サービスは、自分が欲しい商品・サービスを提供してくれる。	.844	25.427	.870	.905	.657
通販サイト/アプリが提供する「おすすめ商品」は、自分のニーズを満たしてくれる。	.834	26.033			
通販サイト/アプリが提供する「おすすめ商品」は、自分が欲しいものである。	.790	19.170			
通販サイト/アプリは、自分にパーソナライズされた商品を推薦してくれる。	.780	17.520			
通販サイト/アプリでの「おすすめ商品」は、自分の興味やニーズに合わせてパーソナライズされていると思う。	.803	17.489			
Usefulness					
通販サイト/アプリにおける推薦サービスは、効率よく買い物ができるようにしてくれる。	.822	21.685	.800	.883	.715
通販サイト/アプリにおける推薦は、自分にとってメリットがある。	.879	36.531			
通販サイト/アプリにおける推薦サービスは、全般的に有用である。	.835	27.808			
Reliability					
通販サイト/アプリにおける推薦サービスは、信頼できる。	.955	123.506	.844	.905	.764
通販サイト/アプリにおける推薦サービスは、信用できる。	.949	83.741			
通販サイト/アプリにおける推薦サービスは、消費者の利益を考慮する。	.693	8.386			
Customer Attitude (CA)					
「推薦サービス」について、気に入っている。	.927	80.058	.904	.933	.779
「推薦サービス」に対して好感を持っている。	.932	67.638			
「推薦サービス」について、肯定的な考えを持っている。	.766	14.650			
「推薦サービス」に満足している。	.894	31.309			
Purchase Intention (PI)					
通販サイト/アプリが推薦する商品を購入する意向がある。	.862	33.039	.808	.887	.723
通販サイト/アプリが推薦する商品を購入する価値がある。	.811	50.301			
通販サイト/アプリが推薦する商品を購入する可能性がある。	.877	34.261			
Continuous Usage Intention (CUI)					
「推薦サービス」を、今後も継続して利用する意向がある。	.909	48.105	.931	.951	.830
今後も買い物の際に、「推薦サービス」を積極的に利用する。	.944	76.306			
今後も可能な限り、「推薦サービス」を利用したい。	.933	67.873			
友人や周囲の人々に、「推薦サービス」の利用を推奨したい。	.856	24.670			
Personal Innovativeness (PI)					
私は、新しい技術やトレンドについて周囲の中では最初に使いがちである。	.877	7.240	.844	.884	.608
私は、新しい技術やトレンドについて周囲の中では最初に発見しがちである。	.879	7.969			
私は、新しい技術やサービスについて受容度が高いと思う。	.757	5.380			
私は、新しい技術やサービスについて聞いたとき、それをなんとか試みようとする。	.740	5.403			
私は、一般的に新しい技術を試すことのために暇がない。	.614	3.484			

注) *a*: cronbach's *a*, AVE:平均分散抽出(Average Variance Extracted), CR: 構成概念信頼性(Composite Reliability), t-value*: t値(bootstrap), FL:因子負荷量(Factor loading), 基準値: FL(>0.50), CR(>0.7), AVE(>0.4 or 0.5), *a* (>0.6)

次いで、収束的妥当性と弁別的妥当性の評価を行う。収束的妥当性の評価は、平均分散抽出を用いて行なわれる。AVEは各項目の因子負荷量の2乗和を項目数で除したものであり、構成概念によって測定項目の分散がどれぐらい説明できるかを表している (Hair et al., 2017)。評価の結果、すべての因子が最低ラインである0.4 (Thompson, 2004) ないしは0.5 (Fornell & Larcker, 1981) を超えていたため、収束妥当性が認められた。弁別的妥当性の評価は、すべてのAVEの平方根の値が因子間の相関係数より大きいことが要件となる (Fornell & Larcker, 1981)。<表3>の通り、AVEの平方根は各々の相関係数より大きい値を示しており、十分な弁別的妥当性が確認されたと判断することができる。

<表3> 構成概念の弁別的妥当性

Constructs	CA	PI	PI	Reliability	CUI	Usefulness	PRS
Customer Attitude (CA)	0.883						
Personal Innovativeness (PI)	0.179	0.780					
Purchase Intention (PI)	0.760	0.097	0.853				
Reliability	0.734	0.118	0.559	0.874			
Continuous Usage Intention (CUI)	0.840	0.140	0.793	0.621	0.911		
Usefulness	0.630	0.231	0.543	0.563	0.620	0.846	
Personalized Recommendation service (PRS)	0.596	0.091	0.584	0.476	0.592	0.670	0.810

注) 対角線上の太字はAVEの平方根値(\sqrt{AVE})、その下の数値は因子間の相関係数の値。

2) 構造モデルの検証

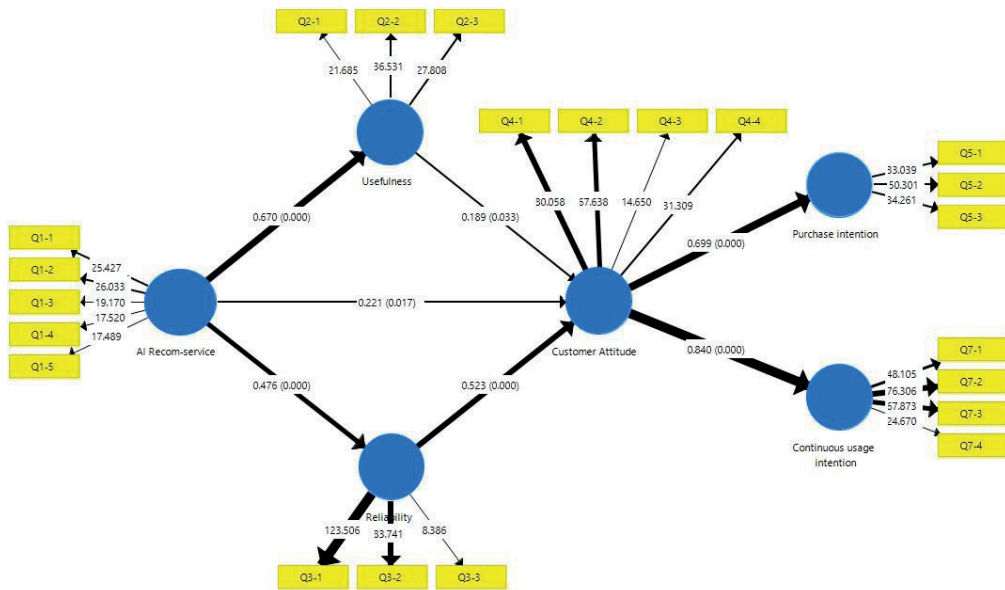
次に構造モデルの分析を実施した。PLS-SEMでは、潜在変数間の関係を一般最小二乗法に基づいて推定するので、パス係数の有意性を確認する前に、各独立潜在変数の多重共線性の有無を確認する。多重共線性は、許容度0.2より大きく、VIF (Variance Inflation Factor) は5.0を下回ることが要件となる。<表5>に示す通り、VIF値は最大でも2.108となり基準値5.0を大きく下回ったため、多重共線性の可能性は低いと考えられる。パス係数の有意性は、ブートストラップ (回数5000回) に基づいて評価する。

ブートストラップの結果は<表4>と<表5>、潜在変数間の関係は<図1>にそれぞれ示している。まず、 R^2 (goodness of fit) と Q^2 (predictive ability) の値を推定し、モデルの適合性と予測妥当性を確認した。 R^2 値について、Chin (1998) は0.26、0.13、0.02をそれぞれ強い、中程度、弱い参考値として提案している。<表4>に示す通り、すべての構造モデルにおいて外生変数が「強い」水準で内生変数を説明していた。また、予測妥当性を検討する指標である Q^2 値は、0より大きい必要がある (Hair et al., 2017)。分析の結果、すべての内生変数の Q^2 値は「0」を超えており、提案されたモデルの予測妥当性が支持された。

<表4> 構造モデルの適合性と予測妥当性

Constructs	R ² (goodness of fit)	Q ² (predictive ability)
Usefulness	.449	.311
Reliability	.227	.159
Customer Attitude	.635	.478
Purchase Intention	.489	.416
Continuous Usage Intention	.706	.578

<図1> PLS 構造モデルの分析結果



注) 線の太さは影響度、カッコ内の値は有意確率を表す。

3) 仮説の検証

仮説検証の結果を示したのが表5である。<図1>に示すように、すべてのパス係数において統計的に有意な関係性が認められた。具体的には、個別化推薦サービスから有用性(0.670)、信頼性(0.476)、利用態度(0.221)への直接的なパスは有意であり、個別化推薦サービスが有用性や信頼性、利用態度にプラスの効果を与えていることが示唆された。また、有用性から利用態度(0.189)、信頼性から利用態度(0.523)への直接パスも有意な正の影響が見られた。さらに、利用態度は継続利用意向(0.840)と購買意向(0.699)に正の影響を及ぼしていることが示された。したがって、H1～H7はすべて支持された。

<表5> 仮説検証の結果

Hypothesis	Path	β	t-value(bootstrap)	VIF	p-values	Supported
H1	PRS → Usefulness	.670	11.512***	1.000	0.000	Yes
H2	PRS → Reliability	.476	6.487***	1.000	0.000	Yes
H3	PRS → CA	.221	2.398*	1.864	0.017	Yes
H4	Usefulness → CA	.189	2.129*	2.129	0.033	Yes
H5	Reliability → CA	.523	6.644***	1.502	0.000	Yes
H6	CA → PI	.699	13.416***	1.000	0.000	Yes
H7	CA → CUI	.840	27.237***	1.000	0.000	Yes

注) *p<.05, **p<.01, ***p<.001, PRS:個別化推薦サービス, Usefulness: サービスの有用性, Reliability: サービスの信頼性, CA: サービスへの顧客態度, PI: 購買意向, CUI: 継続利用意向, β : 標準化されたパス係数。

4) 媒介効果の検証

次に、顧客の利用態度を従属変数、個別化推薦サービスを独立変数、有用性と信頼性を媒介変数とした媒介分析を実施した。媒介効果を確認するために、ブートストラップ法を用いてバイアスを補正した95%信頼区間を算出した。95%信頼区間の上限と下限の間に0が含まれていなければ、5%水準で統計学的に有意であると判断した。<表6>に示したように、個別化推薦サービスと利用態度との関係においてサービスの有用性と信頼性の媒介効果を検討したところ、両媒介変数ともに有意な媒介効果を示した。個別化推薦サービスや有用性、信頼性が顧客の利用態度に及ぼす直接影響が確認されたため、部分媒介していることが確認された(H3-1, H3-2)。これにより、個別化推薦サービスの有用性と信頼性が持つ有効性が確認された。以上の結果から、H3-1、H3-2は支持された。

<表6> 媒介効果の検証

hypotheses	Path	Standardized indirect effect	t-values (bootstrap)	p-values	Bias-corrected 95% Confidence Interval		Result
					Lower	Upper	
H3-1	PRS→ Usefulness →CA	.127	2.038	0.042*	0.003	0.251	Partial mediation
H3-2	PRS→ Reliability →CA	.249	5.342	0.000***	0.168	0.349	Partial mediation

注) PRS: 個別化推薦サービス, Usefulness:有用性, Reliability: 信頼性, CA: サービスへの顧客態度, *p<.05, **p<.01, ***p<.001.

5) 調整効果の検証

最後に、「個人的革新性」の基礎統計量を算出して中央値以上(3.2)を高群(n=62)、中央値未満を低群(n=49)とし、2群間に差があるのかを検証した。多母集団同時分析を用いてパス係数の差の検定を実施した結果、すべての仮説において、高群と低群の間に有意差は認められなかった。本研究では、「個人的革新性」の高群と低群間において認識の相違があることを想定していたが、以上の結果から、H8~H12はすべて不支持となった。

<表7> 調整効果の検証

Hypothesis	Path (High group - Low group)	β	Standard Deviation	t-value (bootstrap)	p-values	Bias-corrected 95% Confidence Interval		Supported
						Lower	Upper	
H8	PRS*UI → Usefulness	-0.110	0.069	1.585 ^{ns}	0.113	-0.254	0.028	No
H9	PRS*UI → Reliability	0.041	0.124	0.331 ^{ns}	0.741	-0.222	0.259	No
H10	Usefulness*UI → CA	-0.116	0.110	1.059 ^{ns}	0.290	-0.349	0.082	No
H11	Reliability*UI → CA	0.050	0.081	0.623 ^{ns}	0.534	-0.107	0.212	No
H12	PRS*UI → CA	0.079	0.104	0.753 ^{ns}	0.451	-0.124	0.283	No

注) PRS: 個別化推薦サービス、UI: ユーザーの革新性、Usefulness: サービスの有用性、Reliability: サービスの信頼性、
CA: サービスへの顧客態度、ns: not significant.

6. おわりに

1) まとめと考察

本研究は、EC サイト・アプリにおける個別化推薦サービスに対する消費者の知覚が推薦サービスに対する認識と態度を媒介して消費者の行動意向にどのような影響を及ぼすか、分析を試みた。また、個人的革新性に着目し、消費者個人の特性が商品推薦サービスの受容にどのように結びついているのかについて、検討した。以下では、分析の結果を踏まえて、主要な論点ごとに考察を加えたい。

第1に、商品推薦サービスに対する消費者の評価と行動意向に影響を与える先行要因として個別化の知覚が高い説明力を持つことが確認された。推薦サービスの個別化レベルが高ければ高いほど、サービスに対する利用者の好意的な態度と行動意向が高まるという本研究の結果は、「自己関連付け効果¹⁾」と「精緻化見込みモデル²⁾」で説明が可能である。推薦される商品情報やメッセージの内容が利用者個人と関連性が高い場合、その情報やメッセージに対して自発的に処理しようとする。これにより、情報処理の動機が形成され、より精緻な情報処理過程（中心ルート）を経ながら、好意的な態度や利用動機、購買意欲を高めることができる。つまり、個人のニーズと嗜好を分析して個別化された商品情報を提供するサービスは個別化レベルが高いほど、好意的な消費者反応や行動を引き出すことができるということである。このことは、最近の先行研究において、個別化推薦サービスが消費者のポジティブな反応を引き起こしている（Li et al., 2020; Yoon & Lee, 2021）という報告と類似している。

第2に、本研究は個別化推薦サービスに対する消費者の知覚が推薦サービスの有用性と信頼性、利用態度にプラスの影響を及ぼしていることを確認した。AI技術の進化により、推薦で使われるアルゴリズムが高性能になることで、今後はより高精度な推薦サービスが提供されると考えられる。ただし、高精度な推薦が必ずしも良い結果に結びつくとは限らない。個別化推薦サービスは必然的に消費者の個人情報が必要とするからである。交換理論では、消費者は認

知された利益が潜在費用より大きい場合、好意的な態度と行動をとる可能性が高いとしている (Cook et al., 2013)。個人情報にかかわるリスク回避が推薦サービスを利用することで得られる利益より重要な判断要素として考慮される場合がある。その意味で、今後「プライバシー懸念」という変数を本研究の分析モデルに新たに加えることは、個別化推薦サービスの受容性を高めるうえで重要な意味を持つかもしれない。

第3に、本研究では個人の革新性が推薦サービスに対する消費者の反応と受容に及ぼす影響を検証した。その結果、個人的革新性の直接的な影響が見られるのは有用性のみであった。個別化推薦サービスと有用性、信頼性、利用態度との関係における個人的革新性の調整効果は見られなかった。消費者個人の革新性が高ければ高いほど、個別化推薦サービスに対する知覚や有用性、信頼性、利用態度は高まるだろうと想定したが、その仮説はすべて不支持となった。これは、研究対象が大学生に限られていたために生じた結果ではないかと推定される。大学生グループは他の年齢層より新技術や新サービスへの好奇心が強く、しかも自分のためならデジタル技術を躊躇することなく手軽に使用するため、個別化推薦サービスの有用性に対して直接影響を与えたと考えられる。また、大学生は比較的消費経験が少ないことから、個別化推薦サービスに影響を受けやすい可能性も考えられる。多様な年齢層を対象とする場合、個人的革新性の高低によって影響は異なるという先行研究と同様な結果が出る可能性もあるため、これについては今後追加的分析を行う必要があると考えている。

第4に、個別化推薦システムの開発は、まだ初期段階にあり、この先 AI や機械学習、深層学習の進化に伴い、今より高度な個別化推薦サービスが提供できるようになると予想される。推薦システムの高度化により、動的に変化する利用者の嗜好への適合度を向上させることで、消費者の好意的な態度と利用意向を継続的に高めていくことができると考えられる。それは推薦される商品・サービスの購買行動の活性化につながる可能性がある。一方で、推薦サービスの高度な個別化が該当サービスについて利用者が知覚する有用性と常に比例関係にあるとは限らないという点も考慮される必要がある。推薦サービスの個別性が高まるほどサービスへの利用者の有用性が高まるが、個別性が高すぎると有用性は低くなるといった「逆 U 字型関係性」が見られることがある。最適刺激水準の理論によると、各個人が外部環境から与えられる刺激には、最適な水準（強くも弱くもない）があり、その水準を下回ると退屈と感じられ、新奇さを求める好奇心が生まれるが、逆にその水準を上回ると刺激的な環境や対象から離れる行動が取られる (Raju, 1980)。推薦サービスの有用性を低下させる要因としては、個別化水準の向上と反比例関係にある情報の多様性やプライバシーへの懸念などが挙げられる。

したがって、EC サイトを運営する企業は、推薦サービスの個別化水準を持続的に向上させると同時に、消費者が求めるサービスの有用性向上にも力を入れるべきである。特に、推薦サービスとプラットフォームに対する信頼度向上、推薦情報と商品の多様性確保、個人情報などの

プライバシー問題の適切なリスク管理と信頼の確保などが必要である。なお、推薦情報の個別化水準を高めながら、新規性と多様性を求める消費者の欲求を満たすための努力を徹底して続ける必要がある。推薦商品リストに多様性を持たせることで、セレンディピティや意外性を創出できると考えられる。

こうした分析結果は、国内で先行研究が少ない状況で解明されたものとして意義があり、今後、AIによる個別化推薦システムの開発や評価の過程で、どの変数が重要なのかを特定する際に、参考となるべき一つの指針として活用できる。

2) 本研究の限界と今後の課題

そこで最後に、本研究の限界と今後の課題について言及したい。第1に、個別化推薦サービスを測定する尺度のさらなる開発や洗練の必要性である。本研究では個別化に着目して推薦サービスの知覚を単一次元からなる1つの潜在変数として測定し、他の潜在変数に与える影響を検証したが、今後の研究ではサービス品質、システム品質、情報品質など推薦精度を測定するものと、新規性や多様性、セレンディピティなどの推薦精度以外の評価指標をより精緻に検討する必要がある。本研究に取り組むために多くの先行研究を渉猟しているが、一部の実証分析の結果 (Jenneboer et al., 2022) を見る限り、引き続き洗練する必要があると考えられる。

第2に、異なる年齢層間の比較である。上述したように、本研究では大学生のみを検討したが、ECサイト・アプリは多様な年齢層が利用しているため、本研究の調査結果をすべての年齢層に対して一般化することには慎重であるべきである。特に、個人的革新性の調整効果が認められなかったが、その理由の一つとして大学生に偏った調査対象の選定が考えられる。今後は、年代別、ブランドへの関与度の違いについて、多母集団の同時分析を実施して比較することも課題の1つとして挙げられる。

最後に、Jenneboer et al. (2022) も指摘するように、消費者がAIサービスを利用した経験を蓄積するにつれて、AIサービスの品質が消費者の利用に与える影響は時間の経過とともに変化する可能性がある。将来の研究では、長期的視点に立って、「プライバシーパラドックス」という現在最も困難な問題について、理論的、実証的調査がなされるべきである。今後は、個人情報などの可用性と個人情報やプライバシー保護との間でバランスの取れた新たな仮説モデルを構築し、さらに研究を精緻化していきたい。

注

- 1) 自己関連づけ効果 (self-reference effect) とは、自分と少しでも関係のあることのほうが覚えやすいという効果であり、自分に関連する事柄に対しては、自然と深い情報処理が行われることになる。経験することによって、自分とは無関係であった情報や知識が「自分事になる」ため、その情報や知識が記憶しやすいと考えられる (Rogers et al, 1977)。
- 2) 精緻化見込みモデルは、消費者の情報を精緻化する動機と能力によって情報処理の過程が異なることを示したモデルである (Petty & Cacioppo, 1984)。情報の精緻化に関する動機や能力のない消費者は周辺の手がかり情報を用いて態度形成を行う一方、情報の精緻化に関する動機と能力の双方を持った消費者は製品の価格や性能、品質などのスペックに関する細やかな情報を丁寧に吟味し、態度形成を行うとしている。前者の情報処理法を「周辺的ルート」、後者を「中心的ルート」という。

参考文献

- 小川哲司 (2021) 「機械学習を用いた進路意思決定支援レコメンドシステムの開発と評価」『経済経営論集』第29巻第1号、1-8頁。
- 神尾 敏弘 (2008) 「推薦システムのアルゴリズム」『人工知能学会誌』第23巻第2号、248-263頁。
- 姜 京守 (2022) 「動画ストーリーミングビジネス (事例編)」『20代の武器になる生き抜く！マーケティング』中央経済社。
- 経済産業省 (2020) 『内外一体の経済成長戦略構築にかかる国際経済調査事業 (電子商取引に関する市場調査) 報告書』経済産業省商務情報政策局情報経済課。
- 田部 溪哉 (2016) 「パーソナル化の知覚がモバイルアプリの利用行動に与える影響」『消費者行動研究』23(1)、23-46頁。
- 土方 嘉徳 (2007) 「嗜好抽出と情報推薦技術」『情報処理』48(9)、963-964頁。
- 土田 滉也 (2017) 「セレンディピティを考慮した情報推薦システムの提案」第79回情報処理学会論文集。
- 宮下 仁 (2021) 「深層学習を用いた汎用的なレコメンド手法の検討」『情報処理学会』第83回全国大会論文集。
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions*, 17(6), 734-749.
- Agarwal, R., & Prasad, J. (1998). A conceptual and operational definition of personal innovativeness in the domain of information technology. *Information Systems Research*, 9(2), 204-215.
- Agarwal, R., & Karahanna, E. (2000). Time flies when you're having fun: Cognitive absorption and beliefs about information technology usage. *MIS Quarterly*, 24, 665-694.

- Bhaskar, M. (2016). *Curation: The power of selection in a world of excess*. London: Piatkus.
- Bhattacharjee, A. (2001). An empirical analysis of the antecedents of electronic commerce service continuance. *Decision Support System*, 32(2), 201-214.
- Blackwell, R.D., Miniard, P.W., & Engel, F.J. (2006). *Consumer behavior*. Mason: Thomson.
- Chau, P., & Lai, V. (2003). An empirical investigation of the determinants of user acceptance of internet banking. *Journal of Organizational Computing & Electronic Commerce*, 13(2), 123-146.
- Chin, W.W. (1998). Issues and opinion on structural equation modeling. *MIS Quarterly*, 22(1), 7-16.
- Cook, K.S., Cheshire, C., Rice, E.R., & Nakagawa, S. (2013). Social exchange theory. In J. Delamater & A. Ward (Eds.), *Handbook of social psychology* (2nd ed.) (pp.61-88), New York: Springer.
- David, F.D., Bagozzi, R.P., & Warshaw, P.R. (1989). User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. *Management Science*, 35, 982-1003.
- De Keyser, F., Dens, N., & De Pelsmacker, P. (2015). Is this for me? How consumers respond to personalized advertising on social network sites. *Journal of Interactive Advertising*, 15(2), 124-134.
- Engel, J.F., & Blackwell, R.D. (1982). *Consumer behavior* (4th ed.). Chicago: Dryden Press.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Fornell, C., & Larcker, D.F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.
- Gao, B., & Huang, L. (2019). Understanding interactive user behavior in smart media content service: An integration of TAM and smart service belief factors. *Heliyon*, 5, 1-13.
- Gatignon, H., & Robertson, T.S. (1985). A propositional inventory for new diffusion research. *Journal of Consumer Research*, 11(4), 849-867.
- Gursoy, D., Chi, O.H., Lu, L., & Nunkoo, R. (2019). Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. *International Journal of Information Management*, 49, 157-169.
- Hair, J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C.M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.), Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Jenneboer, L., Herrando, C., & Constantinides, E. (2022). The impact of chatbots on customer loyalty: A systematic literature review. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17, 212-229.
- Kalyanaraman, S., & Sundar, S.S. (2006). The psychological appeal of personalized content in web portals: Does customization affect attitudes and behavior?. *Journal of Communication*, 56(1), 110-132.
- Komiak, S.Y., & Benbasat, I. (2006). The effects of personalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents. *MIS Quarterly*, 30(4), 941-960.
- Li, Z., Rau, L.P., & Huang, D. (2020). Who should provide clothing recommendation services: Artificial intelligence or human experts?. *Journal of Information Technology Research*, 13 (2020), 113-125.

- Liang, T.P., Lai, H.J., & Ku, Y.C. (2006). Personalized content recommendation and user satisfaction: Theoretical synthesis and empirical findings. *Journal of Management Information Systems*, 23(3), 45-70.
- Lops, P., De Gemmis, M., & Semeraro, G. (2011). Content-based recommender systems: State of the art and trends. In *Recommender Systems Handbook*. 73-105.
- Lu, J., Wu, D., Mao, M., Wang, W., & Zhang, G. (2015). Recommender system application developments: A survey. *Decision Support Systems*, 74, 12-32.
- McKnight, D.H., & Chervany, N.L. (2002). What trust means in E-commerce customer relationships: An interdisciplinary conceptual typology. *International Journal of Electronic Commerce*, 6(2) 35-59.
- Mitchell, A.A., & Olson, J.C. (1981). Are product attribute beliefs the only mediator of advertising effects on brand attitude?. *Journal of Marketing Research*, 18(3), 318-332.
- Morgan, R.M., & Hunt, S.D. (1994). The commitment-trust theory of relationship marketing. *Journal of Marketing*, 58(3), 20-38.
- Mukherjee, A., & Nath, P. (2007). Role of electronic trust in online retailing: A re-examination of the commitment-trust theory. *European Journal of Marketing*, 41, 1173-1202.
- Müller, L., Mattke, J., Maier, C., Weitzel, T., & Graser, H. (2019). Chatbot acceptance: a latent profile analysis on individuals' trust in conversational agents. *SIGMISCPR 2019-Proceedings of the 2019 Computers and People Research Conference*, 35-42.
- Pavlou P.A., Liang, H., & Xue Y. (2007). Understanding and mitigating uncertainty in online exchange relationships: A principal-agent perspective. *MIS Quarterly*. 31(1), 105-136.
- Petty, R.E., & Cacioppo, J.T. (1984). The effects of involvement on responses to argument quantity and quality: Central and peripheral routes to persuasion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 46(1), 69-81.
- Raju, P.S. (1980). Optimum stimulation level: Its relationship to personality, demographics, and exploratory behavior. *Journal of Consumer Research*, 7(3), 272-282.
- Reichheld, F.F., & Sasser, E. (1990). Zero defections: Quality comes to services. *Harvard Business Review*, 68(5), 105-111.
- Rogers, E.M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th Ed.), Free Press. (三藤利雄『イノベーションの普及』翔泳社、2007。)
- Rogers, T.B., Kuiper, N.A., & Kirker, W.S. (1977). Self-reference and the encoding of personal information. *Journal of Personality and Social Psychology*, 35(9), 677-688.
- Rosenberg, M.J., & Hovland, C.I. (1960). Cognitive, affective, and behavioral components of attitudes. In Hovland, C.I., & Rosenberg, M.J. (Eds.), *Attitude organization and change* (pp.1-14). New Haven: Yale University Press.
- Shin, B. (2014). Targeting AD and an invasion of privacy: Focused on behavioral targeting AD. *Sports*

- Entertainment & Law*, 17(3), 129-152.
- Thompson, B. (2004). *Exploratory and confirmatory factor analysis: Understanding concepts and applications*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Venkatesh, V.A., & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273-315.
- Wixom, B.H., & Todd, P.A. (2005). A theoretical integration of user satisfaction and technology acceptance. *Information Systems Research*, 16, 85-102.
- Xu, Y., Yin, J., Deng, S., Xiong, N.N., & Huang, J. (2016). Context-aware QoS prediction for web service recommendation and selection. *Expert Systems with Applications*, 53, 75-86.
- Yoon, N., & Lee, H.K. (2021). AI recommendation service acceptance: Assessing the effects of perceived empathy and need for cognition. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16, 1912-1928.
- Zhou, T. (2011). Examining the critical success factors of mobile website adoption. *Online Information Review*, 35(4), 636-652.

(かん・ぎょんす 外国語学部准教授)