

タイトル	消費者のブランド選択とディープラーニングについての一考察
著者	遠藤, 雄一; Endo, Yuichi
引用	北海学園大学経営論集, 17(4): 153-165
発行日	2020-03-31

# 消費者のブランド選択とディープラーニング についての一考察

遠 藤 雄 一

## 1. はじめに

昨今、IoT (Internet of Things) が関心を集めている。IoT とは IT 機器に留まらず、家電製品、自動車など、様々なモノがインターネットに接続されることを指す概念である。これによって膨大なデータを収集することが可能になるといわれる。今日、ビッグデータ、ディープラーニングが、革新的なサービスやビジネスモデルの創出、経営判断、業務効率化に繋がると期待されている。

ビッグデータに明確な定義はないが、多種多様な膨大で非構造化したデータであるといえるだろう。企業内には財務データ、取引データ、人事データなどの様々なデジタルデータが蓄積されている。そして個々の顧客に関するデータや POS データもある。加えて、インターネットが普及してから 20 年以上が経ち、ネット上から入手できる膨大なデータもある。2014 年の米国 EMC コーポレーション (現 Dell EMC) と IDC (International Data Corporation) の共同調査では 2020 年に世界の年間生成デジタルデータ量は 44 ZB (44 兆 GB) に上ると予測した<sup>1</sup>。

ディープラーニング (深層学習) とは人間が行うタスクをコンピュータに学習させる機械学習の手法の一つであり、人工知能 (AI) を牽引する技術である。2010 年以降に急速に関心を集めるようになった。ディープラーニングは学習することが必要であることから、

データ量が多いほど有効性は高まるといわれる。ビッグデータ、そして膨大なデータを処理できるコンピュータの登場により、ディープラーニングの実用的な関心が高まったといえるだろう。

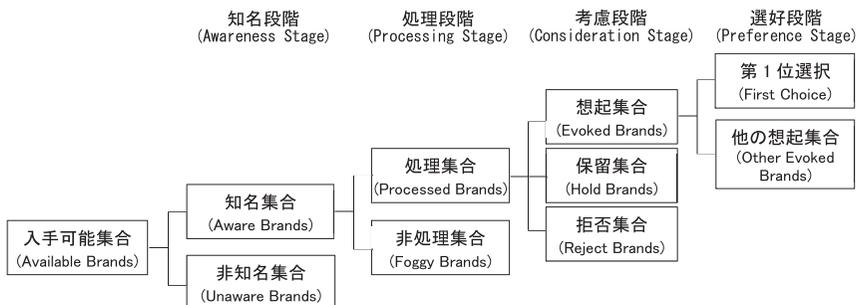
本稿では消費者行動の予測において、ディープラーニングが有効であるかを考察する。

## 2. ブランド・カテゴライゼーション

市場には多くのブランドが存在するが、消費者はすべてのブランドを選択候補にしていくわけではない。消費者選好に関する研究は古くから消費者行動研究の中心的テーマである。数多くのブランドの中から絞り込む過程では Brisoux and Laroche (1980) が広く知られている。

雑多なブランドから消費者が購入を検討するブランドの集合が思い浮かぶそれを Howard (1963), Howard and Sheth (1969) は「想起集合 (evoked brands)」と呼び、「考慮集合 (consideration set)」と呼ばれることもある。その後、Narayana and Markin (1975) らによって修正され、Brisoux and Laroche (1980) によってブランド・カテゴライゼーションの枠組みが整理された。ブランド・カテゴライゼーションでは消費者が選択肢を絞り込んでいく過程に注目したものである。本稿では、これまでのブランド・カテゴライ

図表1 Brisoux-Laroche の概念図



Brisoux and Cheron (1990), p.102 を一部修正

ゼーション研究に倣い、Brisoux-Laroche の概念図から説明する（図表1）。

ブランド・カテゴリーゼーションとは、ある製品のカテゴリーに含まれるブランド全体を消費者の情報、意図、態度などによりいくつかの下位集合に分類することをいう。ブランド数が増加することによって特に重視されるようになった概念である（恩蔵 1995）。

全国清涼飲料連合会によれば、2017年に発売された清涼飲料水のうち、リニューアルを含む新商品は1184品、2018年は1112品であった<sup>2</sup>。我々は毎年発売される清涼飲料水の新商品のブランド名をほとんど知らないし、そもそも新商品のすべてを見ることもない。

よって、消費者のブランド選択は全ブランドが候補となるわけではない。購入可能なブランド、その中から認知しているブランド、消費者が購入するにあたって情報処理するブランド、そして最終的な候補である「想起集合」の中から一つが選択される。「保留集合 (hold brands)」は消費者の予算に合致しない、あるいは商品の特性を十分に評価できないなどの要因から最終的な候補に至らないものである。「拒否集合 (reject brands)」は過去の経験からネガティブな印象を持つものである。

Miller (1956) は、認知的な限界として、正確に順序立てられるものは「7プラス・マイナス2」であるという。その後の実証研究か

ら示唆される「想起集合」に残るブランドの数は、若干の違いはあるものの2あるいは3、多くても8程度と多少の散らばりがみられる (Laroche, Rosenblatt, and Brisoux 1986; Hauser and Wernerfelt 1990; 恩蔵 1995)。

### 3. 多属性態度モデル

ブランド・カテゴリーゼーションでは、消費者は段階的な絞り込みを行うということが、一般的な理解である。消費者の絞り込みについては、認知心理学ではヒューリスティックと呼ばれる概念を用いられる。ヒューリスティックの概念は最適解を導き出すものではなく、効率的に解を見つけるものである。そのため、不適当な解や一貫性のない解を導き出すこともある。状況依存性が高い傾向がある。

実際に、我々は何のように数あるブランド（選択肢）の中から一つを採択しているのだろうか。一般には、選択肢を属性（例えば、「機能」、「性能」、「デザイン」、「操作性」、「価格」など）の集合として捉え、それぞれの属性を総合的に判断したり、属性に優先度をつけたりして、採択していると考えられている。これは多属性効用理論 (multi-attribute utility theory), 多属性意思決定 (multiattribute decision-making) などと呼ばれる。

図表 2 決定方略の特性

	ADD	DIS	DOM	EBA	EQW	LEX	LIM	LVA	MAJ	MAU	MCD	RES	SAT
1. 評価値を用いて採択するか Yes (Y) vs. No (N)	Y	N	Y	N	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	N	N
2. 選択肢ベース (O), 属性ベース (A) の いずれで探索するか	A	O	A	A	O	A	O	O	A	O	A	A	O
3. 各選択肢を均一 (C), または選択 (S) して 属性を比較する	C	S	C	S	C	S	C	C	C	C	C	S	S
4. 各属性を均一 (C), または選択 (S) して 選択肢を採択する	S	S	C	S	C	S	C	C	C	C	S	S	S
5. 採択前に選択肢を除去する (Yes (Y) vs. No (N))	Y	Y	N	Y	N	Y	N	N	N	N	Y	Y	Y
6. 属性の重み付けをする Yes (Y) vs. No (N)	N	N	N	Y	N	Y	Y	N	N	Y	N	Y	N
7. 要求レベルから選択肢を除去する Yes (Y) vs. No (N)	N	Y	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	Y
8. 補償型 (C) か, 非補償型 (N) か	C	N	N	N	C	N	N	N	C	C	C	N	N
9. 推論は量的 (QN) か, 質的か (QL)	QN	QL	QL	QL	QN	QL	QL	QN	QN	QN	QN	QL	QL

additive difference strategy (ADD), disjunctive strategy (DIS), dominance strategy (DOM), elimination-by-aspects strategy (EBA), equal weights strategy (EQW), lexicographic strategy (LEX), least important minimum heuristic (LIM), least variance heuristic (LVA), majority strategy (MAJ), multiattribute utility model (MAU), majority of confirming dimensions strategy (MCD), recognition heuristic (REC), satisficing heuristic (SAT)

注) ADD, EBA, EQW, LEX, MAU, MCD, SAT (Payne et al. 1993, p. 32); DIS, DOM, REC (Hastie and Dawes 2001, pp. 232-234), Riedl, et al. (2008), p. 796, 一部修正

多属性態度モデルによる消費者の選定・決定方法については、1970代にはじまり (Fishburn 1970; Fishbein and Ajzen 1975; Wright 1975; Bettman 1979; Fischer 1979), これまで多くの研究から蓄積が進んでいる。Payne et al. (1993), Riedl et al. (2008) はこれまでの研究を整理している。Payne et al. (1993) は、意思決定のしかたとして、8の決定方略と6の特性を対応させ、Riedl et al. (2008) は Payne et al. (1993) の整理を包含し、13の決定方略と9の特性を示した<sup>3</sup>。ここでは Riedl et al. (2008) をもとに、代表的な決定方略を説明する (図表 2)。

9の特性は、およそ選択肢 (消費者選択であれば、商品など) と選択肢が持つ属性、消費者が思量する各属性の評価値 (utility values), あるいは要求レベル (cutoff point) から検討される。

図表 2 より、1は消費者が選択肢の各属性

の評価値を思量し、それをもとに採択する選択肢を決定しているか、2は個々の属性を重視するのか、属性を集合として選択肢を重視しているのかである。3は一部の選択肢だけではなく、すべての選択肢を考慮しているか、4は一部の属性だけではなく、すべての属性から検討しているか、5は採択する過程で選択肢を消去し、絞り込むのかどうかである。6は特定の属性を重視するのか、すべての属性を偏りなく、思量するかどうか、7は属性が要求レベル (cutoff point) を満たしているかで評価する。9は採択に当たって、少なくとも合理的と思われる評価をするのかどうかである。

8の補償型 (compensatory), 非補償型 (noncompensatory) の分類は多くの消費者研究で確認される (Payne; 1976; Bettman 1979; Johnson & Meyer 1984; 竹村 1988; 浦野 2012)。補償型はある属性の評価値が低くて

も、他に属性の評価値が高ければ、評価値の低い属性が補って評価される。非補償型では属性間の補償が行われぬ。例えば、同質の評価基準を持つ消費者であっても、あるいは同一の消費者であっても、いずれの決定方略を用いるかによって、選択するブランドは異なることになる。これらについては次節で補足する。

次に13の決定方略を説明する。

○加算差型 (additive difference strategy : ADD)

2つの選択肢を属性ごとと比較し、すべての属性の評価値の差を合計する。それにより選ばれた選択肢は、次の選択肢と比較する。繰り返し、すべての選択肢と比較検討することで、いずれを採択すべきかを導くことができる。

○分離型 (disjunctive strategy : DIS)

各属性に足りるための要求レベルを設定し、各属性が要求レベルのすべてを満たした最初の選択肢を採択する。

○優勢型 (dominance strategy : DOM)

選択肢の各属性で他の選択肢と同程度であり、少なくともどれかひとつの属性が優れた評価値を持つ選択肢を採択する。

○EBA型 (elimination-by-aspects strategy : EBA)

重視する属性が要求レベルに満たない選択肢を除去し、複数の選択肢が残存すれば、その除去プロセスで2番目に重視する属性、3番目に重視する属性と繰り返し行われる。

○等加重型 (equal weights strategy : EQW)

属性の評価値の合計が、最も高い選択肢を選択する。属性の重み付けを考慮しない。

○辞書編纂型 (lexicographic strategy : LEX)

重視する属性が最良値の選択肢を採択する。複数の選択肢が残存すれば、その手法を2番目に重視する属性、3番目に重視する属性と繰り返し行われる。

○最低重要性最小ヒューリスティック型 (least important minimum heuristic : LIM)

はじめに各選択肢の各属性の中から最低値の属性を洗い出し、最も重要度の低い属性が最低値の選択肢を採択する。

○最小分散ヒューリスティック型 (least variance heuristic : LVA)

選択肢の各属性の評価値の分散が最小の選択肢を採択する。有力な選択肢が存在しない場合において有意な方法である。

○有力多数型 (majority strategy : MAJ)

評価値の高い有力な属性を数多く持つ選択肢を採択する。

○多属性ユーティリティモデル (multiattribute utility model : MAU)

重み付けされた各属性の評価値を合計し、合計値の最も高い選択肢が採択される。通常、規範的なルールに基づいている。

○多数確認ディメンション型 (majority of confirming dimensions strategy : MCD)

二つの選択肢を属性ごとに評価値を比較する。比較により、評価値の高い属性を多く持つ選択肢が保持され、次の選択肢と比較される。この一対による比較はすべての選択肢が評価された後に終了する。

○再認ヒューリスティック型 (recognition heuristic : REC)

最も高く認知されている属性の値の高い選択肢を採択する。この方法は辞書編纂型 (LEX) の特殊なケースである。もしその結果で二つ以上の選択肢がある場合、次に重要な属性の値の高い選択肢を採択する。

○満足ヒューリスティック型 (satisficing heuristic : SAT)

選択肢を順番に、各属性の値が要求レベルを満たしているかどうかを評価する。もし各属性の値が要求レベルに達しない場合、その選択肢は除外され、次の選択肢が評価される。各属性の水準を満たした最初の選択肢が採択される。

消費者のブランド選択の方略には様々ある。消費者はブランド・カテゴリーごとにも、またブランド選択のための考慮する時間が十分にある／ないによっても、決定方略が異なることが理解されるだろう。

#### 4. 消費者のブランド選択の行動類型

消費者の購買に投じる情報処理の程度は、それに対する関与レベルと密接なかかわりを持つとされる。関与とはなんらかの動機によって活性化された心理状態とされ、消費者の購買については購買関与と呼ばれる。購買関与とは「購買決定に際し、消費者が感じる心配や関心の程度」と定義される。その中でも製品によって活性化される場合は製品関与という。

Assael (1987) は製品・購買関与の程度とブランド間の知覚差異の程度から、消費者の購買を4類型化した。高関与・高知覚差異を情報処理型 (complex decision-making), 高関与・低知覚差異を不協和解消型 (dissonance reduction/attribution), 低関与・高知覚差異をバラエティ・シーキング型 (variety seeking), 低関与・低知覚差異は慣性型 (inertia) である。

消費の購買行動の分類に関しては、Howard (1977) が消費者の問題解決の深さや広さから包括的問題解決 (EPS: extensive problem solving), 限定的問題解決 (LPS: limited problem solving), 反復反応行動 (RRB: routinized response behavior) と3つに分類して以来、研究者らによって進められている (Vaughn 1980; Assael 1987; 池尾 1988)。

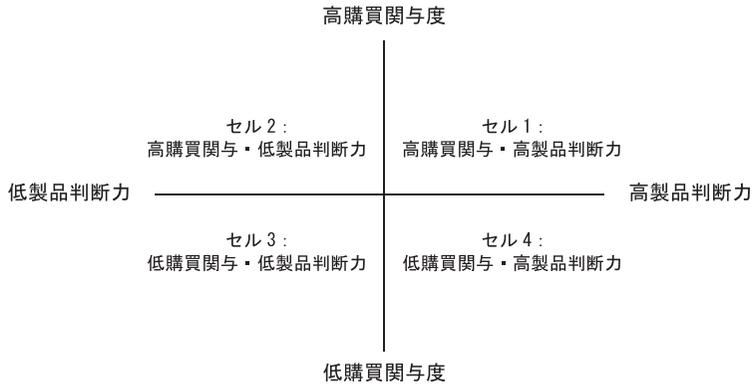
池尾 (1999) は購買関与度の程度と製品判断力の程度から、Assael 同様に2軸に分類している。各セルに名称を付けてはいないが、Assael と同様の認識を持つものと考えられる。購買関与度とは「購買決定や選択に対して消費者が感じる関心や不安の程度」であり、購買関与度が高い場合には、消費者の購買前の

情報探索意欲は高くなると考えられる。製品判断力とは「要約度の低い情報を処理できる程度 (田嶋, 2010)」であり、消費者の製品判断力が低い場合には、消費者は要約度の低い情報を自分だけでは処理できず、別の人間によって要約された情報を利用して購買を行うと考えられる。

製品判断力について若干の説明を加える。例えば、PC に人一倍の関心を持つ消費者が、購入時に CPU 性能を表す 10 コア・3.0 GHz などといった要約されていない技術的な生の情報を十分に理解し、専門的な知識を持つのなら、自身が求める属性 (評価項目) の優先度から、最も満足するブランドを選択することができるだろう。しかし、PC に関心を持ち、自身の求める評価項目はわかっている、カタログ値の持つ意味や専門的な知識がなければ、「高速の CPU」, 「3 DCG に適している」などのような他者の主観による要約された情報から選別することになる。前者は要約度の低い情報を自ら処理し、選別し得る高購買関与・高製品判断力 (図表 3, セル 1) であり、後者は他者により要約された、要約度の高い情報にもとづいて選別する高購買関与・低製品判断力 (図表 3, セル 2) である。要約された情報は要約者の知識や主観がより強く反映したものである。

一般に製品判断力は購買経験を積むことにより、経験的に高まると考えられるが、近年の技術革新から買い替えに 5~10 年を要する耐久消費財のような製品の場合は、それも難しくなっている。また食品でも特定保健用食品、機能性食品の場合は、ほとんどの消費者は要約度の高い情報からしか判断できなくなっている。要約されていない「ケルセチン配糖体 110 mg」, 「ウーロン茶重合ポリフェノール 68 mg」といった情報を評価できる消費者はほとんどいないだろう<sup>1</sup>。要約された「体脂肪を減らす・脂肪の吸収を抑える」を購買時の参考にしている。

図表 3 消費者の類型化



池尾 (1999), p.116

セル 1 にあたる消費者は、コスト・パフォーマンスを重視する購買になるだろう。セル 2 は要約度の高い情報を収集するため、友人・知人やインターネットのクチコミ、店員からの情報に頼ることになるだろう。セル 1 とセル 2 は消費者がこだわりを持つモノ、耐久消費財のような高額なモノにあたり、情報収集などの時間や購買にかけるエネルギーは大きいものがある。

セル 3 は低購買関与であるため、情報収集などの時間や購買にかけるエネルギーは大きくはない。保守的な消費者はこれまでと同じ製品を買い続けることも知られている。また反復購買される製品カテゴリーでは、品質よりもブランド認知による影響が大きいとの指摘もある (Hoyer and Brown 1990)。消費者の購買は露出効果の高い広告などに影響されるといえる。

セル 4 は低購買関与であるが、製品判断力の高い場合である。田嶋 (2010) によれば、当初セル 2 であった消費者が反復購買することにより、製品判断力を高め、また消費社会の成熟から日常的に使用されることで購買関与を低下させることを指摘した。Assael による低関与・高知覚差異のバラエティ・シーキング型 (variety seeking) と類似するものと考

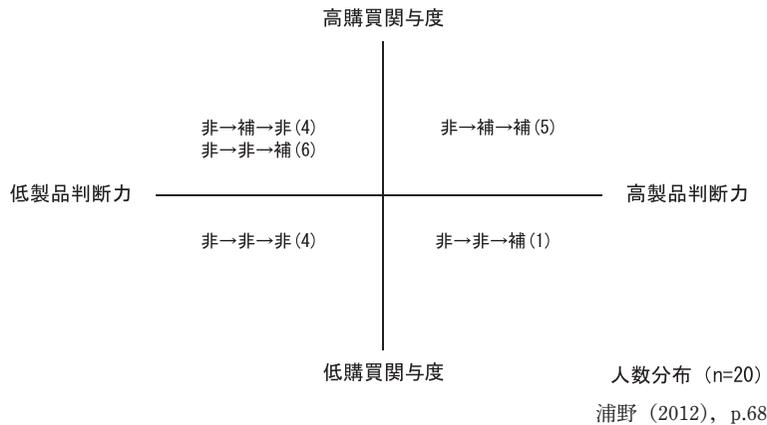
えられる。西原 (2012) は「バラエティ・シーキングとは、特定の製品カテゴリー内におけるブランド・スイッチングとして顕在化する行動である。このバラエティ・シーキングは、一般的に、飽きや新奇性ならびに多様性を求めてブランド・スイッチングが行われる行動」と定義する。

Assael は「ブランド間の知覚差異」、池尾は「製品判断力」と、それぞれ軸は異なるが、製品を評価するための消費者の情報収集、認知、評価できる知識、そして目的に合致した自身の価値概念の明確化、それらの消費者の主観による合理的判断の程度によりあらわされる。すなわち、それを総合して、Assael は「ブランド間の知覚差異」、池尾は「製品判断力」としたといえるだろう。

消費者の主観による合理的判断の程度により、製品属性の着目点は大きく異なることが理解される。先に説明した PC を例にすれば、低い消費者は「価格」、「メーカー名」、「色」、「大きさ」、「HDD の容量」などの比較的わかりやすい属性に着目するだろうし、高い消費者は「電気使用量」、「キャッシュメモリの容量」、「CPU、グラフィックアクセラレーターの種類」、「メモリや HDD・SSD の規格」なども評価の属性に加えるかもしれない。

図表 4 消費者調査の結果

消費者の類型別にみる考慮集合形成メカニズムと意思決定ルールの関係



浦野 (2012) は、図表 1 で示した Brisoux and Cheron (1990) のブランド・カテゴリーゼーション・モデル、図表 3 の消費者の類型化を統合し、3 節で説明した多属性態度モデルから補償型・非補償型の消費者の考慮過程を考察している。

Brisoux and Cheron (1990) のブランド・カテゴリーゼーション・モデルでは「知名集合」の中から「処理集合」に絞り込み、それから「想起集合」、「第 1 位選択」へと 3 段階の過程を経る。

浦野 (2012) によれば、Wright and Barbour (1977) が、知名集合から想起集合、想起集合から第一位購買候補を選択すると「二段階」の絞り込みの流れを仮定して以降、段階数は二段階であるとの前提で研究が進められている。浦野 (2012) は消費者の選択過程を 3 段階と仮定して、調査をし、図表 4 のような結果を得ている。

これについての浦野 (2012) の考察の要点は以下のとおりである。

セル 1 では、消費者は、より自分のニーズに合った最良の選択肢を選ぶべく、比較的早期の段階から、複数の属性の情報を総合的に検討する補償型ルールへの依存度を高めると

みられる。よって、第一段階は非補償型、第二段階は補償型、第三段階も補償型の意思決定がなされる傾向があると考えられる。

次に、セル 2 では、要約度の高い情報しか処理できないため、選択肢がかなり絞り込まれてきた最終段階において、複数の属性についての意味や相対的重要性を認識しながら、複雑な総合的な補償型ルールを用いるようになると考えられる。

そして、セル 3 の消費者では、限られた情報探索努力により、できるだけ要約度の高い情報を処理しようとするため、能動的かつ詳細な情報探索はあまり行わず、最終段階まで一貫して、より簡略化された単純な非補償型ルールを用いる傾向がある、と考えられる。

最後に、セル 4 であるが、限られた情報探索努力しか行わないが、判断力が高いだけに、要約度の低い情報の処理が可能である。したがって、第一・第二段階ではこだわりが少ないため、より簡略化された単純な非補償型の意思決定ルールを用いるはずだが、最終段階においては、製品のバリュー・フォー・マネーへの関心もより大きなものになるため、補償型ルールを用いると考えられる。

浦野 (2012) の調査はサンプル数も少なく

妥当性としては限定的なものといえる。しかしながら、それぞれのセルにおいて消費者は異なる絞り込み過程を経ていることがうかがえる。

図表 2 で表した Riedl et al. (2008) の多属性態度モデルからの決定方略の特性から、補償型・非補償型を分類したものは以下のようになる。

補償型 : ADD EQW MAJ MAU  
MCD  
非補償型 : DIS DOM EBA LEX LIM  
LVA MAJ MAU MCD  
RES SAT

図 4 の消費者の類型別にみる考慮集合形成メカニズムと意思決定ルールから、消費者の類型ごとに製品選択過程が異なることが理解される。そして消費者は反復購買による経験から、セル位置が動的に変化することが指摘されている（田嶋 2010）。

また、選択過程において、同一セルに該当する消費者であっても、補償型・非補償型にはいくつかの方略があり、どの方略で採択するかは消費者ごとに異なることは理解できるし、また前回購入時と今回購入時で同一セルである消費者でも選択する方略は異なるかもしれない。そして方略が異なれば、採択されるブランドは異なることが想定できる。

## 5. 消費者の価値

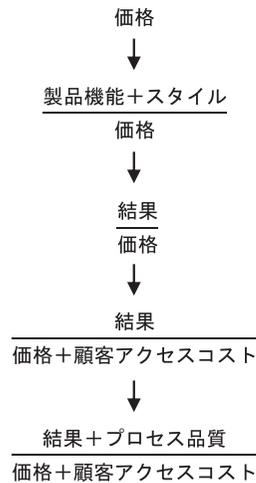
多属性態度モデルでは、ブランドを複数の属性の集合と捉え、それぞれの属性を総合的に判断したり、属性に優先度をつけたりして、選択肢の中から特定のブランドを採択すると説明した。ブランド属性とは製品やサービスが備える消費者が感じる価値に関わる要素といえる。

Kotler (2000) は価値を図表 5 のように表した。

図表 5 より、一般にブランドの属性といえば、実用的ベネフィットと金銭的成本を思い浮かべるが、消費者の価値には感情的ベネフィット、時間的成本、エネルギーコスト、精神的コストのような心理的な側面も含まれる。消費者の多くはこれらの要因も属性として検討していると考えられる。

また Heskett et al. (2003) は図表 6 のよう

図表 6 価値中心思考の進化



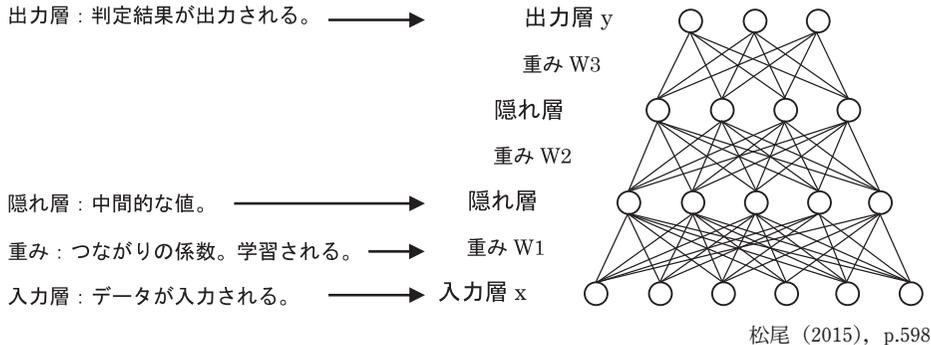
Heskett et al. (2003), p. 47

図表 5 Kotler による価値の計算式

$$\text{価値} = \frac{\text{ベネフィット}}{\text{コスト}} = \frac{\text{実用的ベネフィット} + \text{感情的ベネフィット}}{\text{金銭的成本} + \text{時間的成本} + \text{エネルギーコスト} + \text{精神的コスト}}$$

Kotler (2000) (恩藏監修 (2001), p.14)

図表7 ニューラルネットワークの例



に価値を表している。顧客はサービスや製品を購入するわけではなく、結果と結果がもたらされる方法、すなわちプロセス品質を購入しているとする。そしてコストは価格と入手するまでの顧客のアクセスコストとする。Kotlerとは異なるが、質的(心理的)な側面があることでは一致する。

## 6. 消費者行動とディープラーニング

### 6.1. ディープラーニングの発展過程

ディープラーニング(深層学習)とは、多層(=ディープ)の人工ニューラルネットワーク(以下ニューラルネットワーク)を用いる機械学習の方法論を指す(岡谷, 2014)。ニューラルネットワークとは人工ニューロンの集合である。McCulloch & Pitts (1943)が人工ニューロン(artificial neuron)を発表したことはじまる。その後、課題を残しながら第1次ブーム、第2次ブームと変遷し、現在は第3次ブームと言われている(松尾 2015, 2016; 山口, 2017)。

第1次ブームは1950年代である。パーセプトロンと呼ばれる入力層と出力層の2層でできている。1980年代に第2次ブームが起きる。パーセプトロンの欠点を補う隠れ層を入れることで解決することができた(Rumelhart et al., 1986)。第2次ブームの終焉は、層を深くすることで精度を高められる

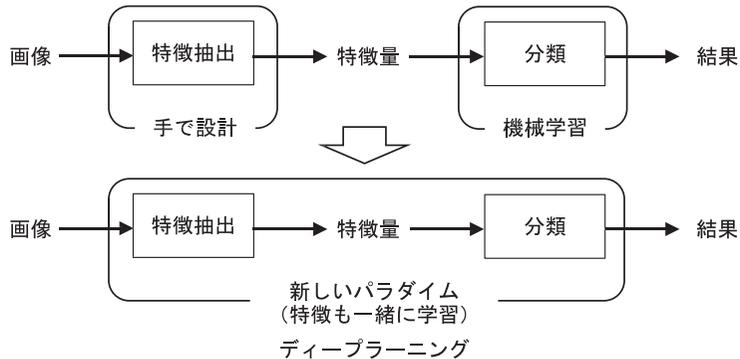
が、当時の技術や性能、そして深いニューラルネットワークを学習できる十分なデータを当時は得られなかったことが要因といわれている。

2000年代に入り、計算機の性能が飛躍的に高まり、また学習するに十分なデータが入手可能になった。Hinton & Salakhutdinov (2006)は層の深いニューラルネットワークをディープネットワークと呼ぶ。さまざまな方法が開発され、10層から30層、場合によっては100層を超えるネットワークも用いられるようになった(松尾, 2015)。ビッグデータにも関心が集まる。Laney (2001)は、ビッグデータの概念としてVolume, Velocity, Varietyの3つを上げる。膨大で多様なデータをリアルタイムで収集、処理することを意味する。ディープラーニングにとって、十分に学習できるデータ量は必須である。

2012年9月の一般物体認識のコンテストILSVRC (Image Net Large Scale Visual Recognition Challenge)でトロント大学のチームのディープネットワークが、前年の優勝記録であるエラー率25.7%から15.3%へと大きく記録を伸ばした(Krizhevsky et al., 2012)。その後もエラー率は向上し、2015年2月にはマイクロソフト、3月にはGoogleが人間の精度よりも高いエラー率5%以下の成果を得ている。

図表8に示すが、これまで入力データの

図表8 画像認識研究のパラダイムの変化



岡谷, 2014, p.466

「特徴抽出」では、問題ごとに人間が特徴抽出方法を明示的に与えていたが、機械自身がデータの法則を学習する。ディープラーニングでは抽出すべき特徴の選択自体も学習させる。この新しい方法は手で設計するのが難しい特徴量の獲得を可能にし、未解決の問題を解決し得る可能性を持つ。

これまでのところ、画像認識や音声認識での成果が目覚ましい。松尾（2015）によれば、今後、ディープラーニングは「認識」からロボティクスやインタラクションといった「運動」、そして「言語」や知識へと発展を見とす。先に述べたように、画像認識において人間の精度よりも高い成果を得ている。認知の理解では人間の認知精度よりも高い成果を得ている。

## 6.2. 消費者行動へのディープラーニングによる予測

これまでのブランド選択に関する消費者行動研究をもとにディープラーニングの適応を考察する。

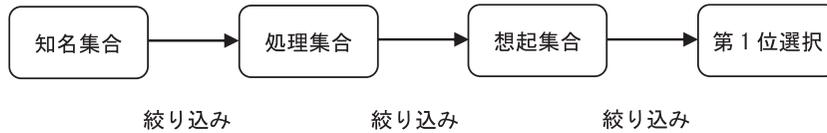
Brisoux and Cheron（1990）のモデル（図表1）をあらためて説明する。消費者は数多くあるブランドから認知しているブランドの集合（知名集合）の中から選択することになる。そして知名集合の中から製品属性上の特徴を

理解する「処理集合」から、肯定的な態度を示すブランド（想起集合）が選択対象となる。そこからトップ・オブ・マインド（top of mind）として購買ブランドが採択される。

これまでの研究から「知名集合」から「処理集合」、「処理集合」から「想起集合」、「想起集合」から「第1位選択」のそれぞれで消費者の選択肢の絞り込み方が異なることを指摘されている。浦野（2012）の整理を踏襲すれば、考慮集合形成メカニズムに関する研究は、経済学の効用理論（効用最大化モデル）に依拠して、考慮集合へのブランド参入を、確率分布をあてはめて説明するもの、考慮集合から選択に至るまでに、考慮集合から選択肢が脱落していく様子を捉えようとしたもの、ブランドは1つの製品カテゴリーに限定されるものではなく、複数のカテゴリーにまたがって考慮集合が形成されることもあるとする、考慮集合の中身自体に言及した研究など理論面からも実証面からも多くの研究がなされている。

消費者の意思決定過程についていえば、Brisoux and Cheron（1990）のモデルから想起集合までは非補償型で、そして想起集合から第1位選択は補償型という研究もある（Wright and Barbour, 1977）。浦野（2012）はそれを発展させ、購買関与度と製品判断力の

図表9 これまでの消費者行動研究からの多段階ディープラーニング



消費者類型(池尾, 1999)から分析を試みている(図表4)。ただし, 図表2から理解されるように, 補償型, あるいは非補償型にもいくつかの決定方略があり, 選択された決定方略によって採択されるブランドは異なる。そしてブランド・カテゴリーごとにも消費者類型は異なる。

以上のことから消費者の行動予測には, ブランド・カテゴリーに対する消費者類型の対応セル, 認知しているブランド, Brisoux and Cheron (1990)のモデルにおける各段階で消費者の絞り込みが行われ, の絞り込まれた中から次の絞り込みが行われる。それぞれの段階で絞り込みが行われる消費者の採用する決定方略を探る必要がある。すなわち, これまでの消費者研究を前提に, 消費者のブランド選択を考察すれば, 多段階にディープラーニングを実施する必要があるということになるだろうか。

松尾(2015)によれば, 時系列のデータに対してのディープラーニングの活用も進んでいる。Recurrent Neural Network(リカレントニューラルネットワーク, RNN)と呼ばれるモデル, 時間的な長期の依存性を取り込むためのLong Short-Term Memory(LSTM)や, Gated Recurrent Unit(GRU), 内部に状態(メモリ)を持つMemory Network, あるいはニューラルチューリングマシンなどの研究が進められている。先に説明したように, 時間の経過, 購買経験により, 消費者の消費者類型が変遷することが知られている。これらのディープラーニングの研究は有効であろう。

ただし, 消費者の類型化における高購買関与度の高いブランド・カテゴリーの一般に耐

久消費財が多いように思う。そうした場合, ディープラーニングに必要な十分なデータを確保できるのかの問題はある。

## 7. おわりに

本稿ではブランド選択に関する消費者行動研究の経緯を述べ, 消費者のブランド選択にディープラーニングを適応できるのかについて考察した。結論として, 現状のディープラーニングでは難しいのではないかと。

佐藤(2018)は以下のように述べている。

ビッグデータに含まれる観測変数間の関係性を明らかにすれば消費者の行動は解明できる」といった考えが出現している。しかし, 消費者の行動は顕在変数間の関係性の抽出のみで解明できるものではなく, 「消費者の行動に至る要因は全てデータとして観測できるわけではない」という認識が不可欠である。掘り所をビッグデータにおくだけでなく, 消費者行動理論から経験や勘に至るまで, 様々な情報を上手に使って, 前述の意味での「消費者の理解」を実現しなければならない。

本稿では, 消費者行動研究に関わるすべてを提示していないことは説明するまでもない。データとして顕在化しない消費者の潜在変数をディープラーニングはどうするのか。消費者行動研究は, 経済学, 社会学, 心理学などの多くの学問領域を包含しながら, これまで多くの蓄積をしてきた。潜在変数なく, 顧客である消費者を予測することが可能なのか。

企業にとって消費者を理解し, ニーズを捉えることは要点である。そうしなければ持続的な競争優位を確保することはできない。CRM(Customer Relationship management)な

ど、これまでも顧客分析や行動予測に、情報技術が貢献してきたことはいうまでもない。ディープラーニングも顧客分析や行動予測に活用されることは言うに及ばない。

そのためにはディープラーニングはなにができて、なにができないのか。その可能な境域を明らかにしなければ、有用性の議論もできない。今後の課題としたい。

### 〈参考文献〉

- Assael, H. (1987), *Consumer Behavior and Marketing Action*, Kent Publishing Company.
- Bettman, J. R. (1979), *An Information Processing Theory of Consumer Choice*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Brisoux, J. E. and Laroche, M. (1980), "A Proposed Consumer Strategy of Simplification for Categorizing Brands," in Summer J. D. and R. Taylor, R. D. Eds., *Evolving Marketing Thought for 1980*, Southern Marketing Association, pp. 112-114.
- Brisoux, J. E. and Cheron, E. J. (1990), "Brand Categorization and Product Involvement," *Advances in Consumer Research*, Vol. 17, pp. 101-109.
- Fischer, G. W. (1979) "Utility Models for Multiple Objective Decisions: Do They Accurately Represent Human Preferences?" *Decision Sciences*, Vol. 10(3), pp. 451-479.
- Fishbein, M. and Ajzen, I. (1975), *Belief, Attitude, Intention, and Behavior: An Introduction to Theory and Research*. Addison-Wesley.
- Fishburn, P. C. (1970), *Utility Theory for Decision Making*, John Wiley and Sons.
- Hauser, J. H. and Wernerfelt, B. (1990), "An Evaluation Cost Model of Consideration Sets," *Journal of Consumer Research*, Vol. 16, pp. 393-408.
- Heskett, J. L., Sasser, W. E. and Schlesinger, L. A. (2003), *The Value Profit Chain*, The Free Press.
- Hinton, G. E. and Salakhutdinov, R. R. (2006), "Reducing the dimensionality of data with neural networks," *Science*, Vol. 313 (5786), pp. 504-507.
- Howard, J. A. (1963), *Marketing Management, Analysis and Decision*, Irwin.
- Howard, J. A. and J. N. Sheth (1969), *The Theory of Buyer Behavior*, John Wiley & Sons.
- Hoyer, W. D. and Brown, S. P. (1990), "Effects of Brand Awareness on Choice for a Common, Repeat-Purchase Product," *Journal of Consumer Research*, Vol. 17, pp. 141-148.
- 池尾恭一 (1988), 「消費者の行動類型とマーケティング戦略」『オペレーションズ・リサーチ』, 第33巻第2号, pp.84-89.
- 池尾恭一 (1999), 『日本型マーケティングの革新』, 有斐閣。
- Johnson, E. J. and Meyer, R. J. (1984), "Compensatory Choice Models of Noncompensatory Processes: The Effect of Varying Context," *Journal of Consumer Research*, Vol. 11, pp. 528-541.
- Kotler, P. (2000), *Marketing Management; Millennium Edition*, Tenth Edition, Pearson Education Company.
- (恩藏直人監修 (2001), 『コトラーのマーケティング・マネジメント ミレニアム版 (第10版)』, ピアソン・エデュケーション。)
- Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G. E. (2012), "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *Neural Information Processing Systems*, Vol. 25, pp. 1097-1105.
- Laney, D (2001), "3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety," META Group. <http://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>. (2020/1/7 閲覧)
- Laroche, M., Rosenblatt, J. A. and Brisoux, J. E. (1986), "Consumer Brand Categorization: Basic Framework and Managerial Implications," *Marketing Intelligence and Planning*, Vol. 4 (4), pp. 60-74.
- 松尾豊 (2015), 「人工知能の未来とデータ共有の新しい可能性」『情報管理』, 第58巻第8号, pp. 597-605。
- 松尾豊 (2016), 「ディープラーニングと人工知能の難問」『システム／制御／情報』, 第60巻第3号, pp.92-98。
- Miller, G. A. (1956), "The Magical Number Seven, Plus or Minus Two: Some Limits on Our Capacity for Processing Information," *Psychological Review*, Vol 63 (2), pp. 81-97.
- McCulloch, W. S. and Pitts, W. (1943), "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5 (4), pp. 115-133.
- Narayana, C. L. and Markin, R. J. (1975), "Consumer Behavior and Product Performance: an Alternative Conceptualization," *Journal of Marketing*, Vol. 39, pp. 1-6.
- 西原彰宏 (2012), 「バラエティ・シーキング要因の探索的研究」『産研論集 (関西学院大学)』, 第39

- 号, pp.79-89。
- 岡谷貴之 (2014), 「ディープラーニング」『映像情報メディア学会誌』, 第 68 巻第 6 号, pp.466-471。
- 恩蔵直人 (1995), 「ブランド・カテゴリー化の枠組み」『早稲田商学』, 第 364 号, pp.183-197。
- Payne, J. W. (1976), “Task complexity and contingent processing in decision making: An information search and protocol analysis,” *Organizational Behavior and Human Performance*, Vol. 16, pp. 366-387.
- Payne, J. W., Bettman, J. R. and Johnson, E. J. (1993), *The Adaptive Decision Maker*, Cambridge University Press.
- Riedl, R., Brandstätter, E., and Roithmayr, F. (2008), “Identifying decision strategies: A process and outcome-based method,” *Behavior Research Methods*, Vol. 40(3), pp. 795-807.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986), “Learning Representations by Back-Propagating Errors,” *Nature*, Vol. 323 (6088), pp. 533-536.
- 佐藤忠彦 (2018), 「統計モデルによる消費者理解の可能性」『統計数理』, 第 66 巻第 2 号, pp.249-265。
- 竹村和久 (1988), 「決定方略が意思決定過程に及ぼす効果—消費者行動の場合—」『心理学研究 (日本心理学会)』, 第 59 巻第 2 号, pp.83-90。
- 田村規雄 (2010), 「家電流通の動態とマーケティング革新」, 池尾恭一・青木幸弘編, 『日本型マーケティングの新展開』, 有斐閣, pp.2-25。
- 浦野寛子 (2012), 「考慮集合形成メカニズムと意思決定ルール」『マーケティングジャーナル』, 第 31 巻第 3 号, pp.58-72。
- Vaughn, R. (1980), “How Advertising Works: A Planning Model,” *Journal of Advertising Research*, Vol. 20, pp. 27-33.
- Wright, P. (1975), “Consumer choice strategies: Simplifying vs. optimizing,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 12, pp. 60-67.
- Wright, P. L. and Barbour, F. (1977), “Phased Decision Strategies: Sequels to an Initial Screening”, in North Holland TIMS Studies in the Management Sciences: Multiple Criteria Decision Making, Vol. 6, M. K. Starr and M. Zeleny, Eds., Amsterdam: North-Holland, pp. 91-109.
- 山口高平 (2017), 「AI がもたらす新しい社会」『情報システム学会誌』, 第 12 巻第 2 号, pp.73-86。

## 注

- 1 The Digital Universe of Opportunities: Rich Data and the Increasing Value of the Internet of Things  
<https://www.emc.com/leadership/digital-universe/2014iview/index.htm> (2020/ 1 /10 閲覧)
- 2 全清飲 2019 活動レポートより。
- 3 Riedl et al. (2008) は, Payne et al. (1993) の整理をもとにしているが, Payne et al.の加重加算型 (weight additive : WADD) を多属性ユーティリティモデル (multiattribute utility model : MAU) としている。
- 4 「「特定保健用食品 (トクホ)」とはなんですか?」, サントリーホールディングス株式会社  
<https://www.suntory.co.jp/customer/faq/001935.html>