

# アプリアリアルゴリズムを活用した 店舗のブランド選択の意思決定に関する考察

梶井昌邦\*

## 1. はじめに

近年、消費者の嗜好や嗜好の多様化が進行しつつある。それに応じて消費者の行動やニーズが複雑になるとともに、その変化のスピードが速くなってきている。このような中で、いかに消費者のニーズにあった品揃えや商品展開を行っていくかといった商品戦略の考察が、百貨店や専門店などにとって、重要な問題となっている。ところが、このような店舗のマーケティング戦略に関する意思決定のほとんどは、現場に蓄積された経験や勘によってなされる場面が多く、現場に蓄積された暗黙知を、分類、整理し形式知に変換するモデル化や定式化、そして、科学的手法の確立が求められている。

また、情報化の急速な進行にともない、商業施設にも POS システムをとおし、莫大なデータが蓄積されつつあり、それらをマーケティング戦略に活用するニーズが高まっている。このような中、大規模データを対象とするデータ解析手法であるデータマイニングへの期待が高まりつつある。ところが、データマイニング手法の開発に関する研究が発展途上にあることもあり、十分な適用事例が積み上げられているとはいえ、大規模データを活用した

---

\*福岡大学経済学部

マーケティング戦略や経営戦略の考察に関する研究は、これからのマーケティング研究にとっていっそう重要な分野となるであろう。

本研究の目的は、消費者のブランド購買履歴データのアプリオリアルゴリズムへの適用事例を示すことである。また、適用結果を用い、店舗のブランド戦略や商品戦略を立案する方法についてもあわせて考察していくこととしたい。

## 2. アプリオリアルゴリズム

本章では、アソシエーションルールフィルタリング法の入力となる、アソシエーションルールを抽出するアプリオリアルゴリズムを説明する。

アプリオリアルゴリズムは、Agrawal and Srikant (1994) により開発されたものであり、例えば、以下のようなトランザクションデータから、ある基準をみたす、アイテムの組み合わせやアイテム間の関係を表すアソシエーションルールをすべて抽出する方法である。以下の例では、りんごやカレー粉などがアイテムに対応する。

トランザクションデータの例

Aさん {りんご, カレー粉, ジャがいも}

Bさん {ビール, チーズ}

Cさん {漬物, うどん玉, ごぼう, エビ}

Dさん {カレー粉, ジャがいも, うどん玉, ごぼう, エビ}

分析するアイテムが多くなると、その組み合わせの数が爆発的に増大するため、ルールを検討する計算量が莫大となり、実際の計算が困難になる。この問題の解決法を与えたものが、アプリオリアルゴリズムである。

$m$  個のアイテムからなる集合を  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ ,  $I \neq \emptyset$ 、 $n$  個のトランザク

ションからなるデータベースを  $D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$  とする。ここで、 $t_i = \{I_{i1}, I_{i2}, I_{i3}, \dots, I_{ik}\}$  ( $I_{ik} \in I$ ) ( $i=1, 2, \dots, n$ ) である。また、 $I$  の部分集合をアイテム集合と呼ぶ。アソシエーションルールとは、ある事象  $X \subset I$  が生起したもつで、ある事象  $Y \subset I$  が生起する関係を表現するものである。具体的には、 $X, Y \neq \emptyset$ ,  $X, Y \subset I$ ,  $X \cap Y = \emptyset$  が成り立つとき、 $X \Rightarrow Y$  をアソシエーションルールとよぶ。ここで、 $X$  を条件部、 $Y$  を結論部という。また、 $X$  に含まれる要素数を  $|X|$  で表すこととする。

ここで全トランザクション  $D$  の中で、 $X$  を含むトランザクションの割合を  $X$  のサポート、もしくはアソシエーションルール  $X \Rightarrow Y$  の条件部サポートといい  $\text{sup}(X)$  で表す。アソシエーションルール  $X \Rightarrow Y$  のサポート  $\text{sup}(X \Rightarrow Y)$  を、

$$\text{sup}(X \Rightarrow Y) = \text{sup}(X \cup Y)$$

アソシエーションルールの確信度を、

$$\text{conf}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{sup}(X \cup Y)}{\text{sup}(X)}$$

で定義する。

アプリアリアルゴリズムは、与えられたサポートの閾値と確信度の閾値を上回る全てアソシエーションルールを抽出するアルゴリズムである。与えられた閾値を超えるサポートをもつアイテム集合をラージアイテム集合とよぶ。これを  $L$  ( $l \in L$ ) と書くこととする。また、ラージアイテム集合の候補となる集合を候補アイテム集合  $C$  ( $c \in C$ ) とよぶ。長さ  $k$  の候補アイテム集合を  $C_k$ 、ラージアイテム集合を  $L_k$  で表すこととする。アプリアリアルゴリズムの手続きは、(1)ラージアイテム集合を生成するステップと、(2)ラージアイテム集合からアソシエーションルールを作るステップの2つのステップに大別される。アプリアリアルゴリズムの手続きを以下に示す。

●ラージアイテム集合生成

1. 長さ  $k-1$  のラージアイテム集合  $L_{k-1}$  の要素から長さ  $k$  の全組合せを作成し、候補アイテム集合  $C_k$  を生成
2.  $c_k \in C_k$  のうち、その部分集合が  $L_{k-1}$  に含まれないものを  $C_k$  から取り除く
3.  $c_k \in C_k$  のサポートを計算。与えられたサポートの閾値より下の値をとる要素を取り除き、長さ  $k$  のラージアイテム集合  $L_k$  を作成する
4. 1 から 3 の手続きを、 $L_k$  が生成できなくなるまで繰り返す

●アソシエーションルールの抽出

生成した全ラージアイテムセットの要素の任意の部分集合  $a$  について、 $a \Rightarrow (l-a)$  が最低確信度をみたすルールをアソシエーションルールとして出力する

### 3. データの概要

本研究では、2004年12月4日(土)、5日(日)に実施した、ブランド購買行動調査の調査データを使用する。この調査は、福岡市天神地区の3つの百貨店に調査地点を設置し、それらの店舗に来店した女性の来店者に対し、婦人ファッションブランドに関するこれまでの購買履歴を尋ねることを主な目的とした聞き取りアンケート調査である。ブランド購買履歴に関する項目では、調査時点で3つの百貨店に店舗を出店していた主要な301のブランドについて、これまで購入したことがあるかどうかを尋ねている。この項目以外に、ファッション購買行動や意識を尋ねる項目として、過去にもっとも多くアイテムを購入したブランドやその主な購入場所、欲しいと思っているアイテムとそのブランド等を尋ねる項目を設定した。また、調査では、年齢や自家用車の有無等の個人属性、天神への時間距離、そして、天神地区の主要

表3.1 ブランド購買調査概要

1	調査日時	2004年12月4日(土)5日(日)の2日間、午前10時～午後4時
2	調査主体	福岡大学都市空間情報行動研究所
3	調査場所	岩田屋、三越、大丸
4	方法	来店者に対する10分程度の聞き取りアンケート調査
5	主要調査項目	個人属性(職業、年齢、結婚の有無など) 利用する主交通機関 主要店舗に対する出向頻度 ファッションに対する予算 ファッションに対する購買態度・考え方 好きなファッションブランド(自由回答) 最も多く購入したアイテムとそのブランド(自由回答) ファッションブランドに対する購買履歴
6	有効回答	206サンプル

な商業施設への出向頻度等も同時に尋ねている。調査主体は福岡大学都市空間情報行動研究所、有効サンプル数は206サンプルである。ブランド購買行動調査の調査概要を表3.1に示す。

#### 4. ブランド購買行動と人気ブランド分析

ブランド購買行動調査では、過去1年間で最もアイテムを購入したブランドや好きなブランドを自由回答方式で尋ねている。表4.1は過去1年間で最もアイテムを購入したブランドの集計結果である。1位はルイ・ヴィトンとなっており、全体の約6%がルイ・ヴィトンを最も多く購入したブランドとして挙げている。2位はバーバリー(4.4%)、3位はアナスイ(3.4%)となっている。スーパーブランド等、高価格のブランドが、多数アイテムを購入したブランドの上位に多く入っていることがわかる。

表4.2は、好きなブランドを尋ねた項目の集計結果である。この項目は、好きなブランドの上位3位を、自由回答形式で尋ねる項目となっている。表

表4.1 もっとも多く購入したブランド（1%以上）

ブランド名	度数	割合
ルイ・ヴィトン	12	0.058
バーバリー	9	0.044
アナスイ	7	0.034
プラダ	7	0.034
グッチ	6	0.029
コーチ	5	0.024
コムサ・デ・モード	5	0.024
クレージュ	4	0.019
ディオール	4	0.019
GAP	3	0.015
イーストボーイ	3	0.015
クリスチャン・ディオール	3	0.015
組曲	3	0.015
A/T	2	0.010
イネド	2	0.010
セオリー	2	0.010
トゥモローランド	2	0.010
ブルガリ	2	0.010
ラルフローレン	2	0.010
レストローズ	2	0.010
ローズファンファン	2	0.010
a.v.v	2	0.010

4.2は、これら3つの変数をプールした新たな変数を作成し、これを集計したものである。表の第3列は、全ての回答者の中で、どれだけの人が第1列のブランドを好きなブランドとして答えたかを示すものとなっている。第1位は、ルイ・ヴィトン（17.5%）となっており、グッチ（14.1%）、バーバリー（10.7%）、クリスチャン・ディオール（10.2%）、コーチ（9.7%）、シャネル（6.8%）、エルメス（6.8%）、プラダ（5.8%）がそれに続いている。知名度が高く、高級なイメージのブランドが好きなブランドとしてあげられていることが分かる。

表4.2 好きなブランド (1%以上)

ブランド名	度数	割合
ルイ・ヴィトン	36	0.175
グッチ	29	0.141
バーバリー	22	0.107
クリスチャン・ディオール	21	0.102
コーチ	20	0.097
シャネル	14	0.068
エルメス	14	0.068
プラダ	12	0.058
アナスイ	8	0.039
コムサ・デ・モード	7	0.034
ティファニー	5	0.024
組曲	4	0.019
ローリーズファーム	4	0.019
フェンディ	4	0.019
カルティエ	4	0.019
アンタイトル	3	0.015
アーノルドパーマ	3	0.015
GAP	3	0.015
D&G	3	0.015
ALBA ROSA	3	0.015
古着	2	0.010
ローズファンファン	2	0.010
ラルフローレン	2	0.010
ポールスミス	2	0.010
ブルガリ	2	0.010
フェラガモ	2	0.010
パドカレ	2	0.010
ツモリチサト	2	0.010
サマンサ	2	0.010
ゴルチェ	2	0.010
クレージュ	2	0.010
エフデ	2	0.010
ヴィヴィアン	2	0.010
イネド	2	0.010
イーストボーイ	2	0.010
イーストストアー	2	0.010
Pinky & Dianne	2	0.010
オゾック	2	0.010
23区	2	0.010
MARY QUANT	2	0.010
プライドグライド	2	0.010

## 5. ブランド購買履歴データへのアプリアリアルゴリズムの適用

本章では、ブランド購買履歴データへのアプリアリアルゴリズムの適用結果を示すこととする。

### 5.1 分析の入力

アプリアリアルゴリズムの入力は、調査対象の301の婦人服ブランドについて、これまで購入したことがあるかどうかを尋ねたブランド購買履歴に関するトランザクションデータである。実際の分析では、このトランザクションデータを、当該ブランドを購入したことがあるか、否かを表すバイナリーデータを作成し、これを入力とする。はじめに、このデータの特徴についてみていくこととしよう。

図5.1は、このバイナリーデータを集計したものである。全体の13%が購入したことがあると回答しているブランドについて記載した。第1位がアナスイで全体の34.5%がこのブランドを購入したことがあると回答している。アナスイのほかには、GAP、グッチ、組曲、バーバリーが上位の5位に入っている。好きなブランドの上位5位は、ルイ・ヴィトン、グッチ、バーバリー、クリスチャン・ディオールといずれも高価格の価格帯を持つブランドであるのに対し、実際購入したブランドの上位5位には、GAPや組曲といった比較的low価格帯の商品構成のブランドが入っている。表5.1は、図5.1であがったブランドについて、回答の割合が高い順にまとめたものである。スーパーブランドやファストファッションをはじめベーシック系やエレガント系等、様々なスタイルのブランドが並んでいる。これは、消費者のファッション購買に対する態度や好みの多様性を反映した結果となっているといえよう。



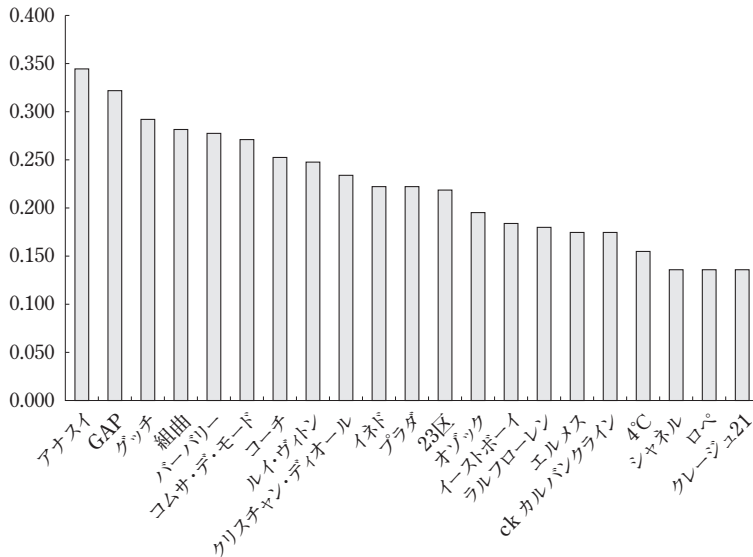


図5.1 ブランド購買履歴データの集計結果 (13%以上)

梅井 (2009) 表3.1より作成

## 5.2 アプリアリアルゴリズムの適用によるブランド購買ルールの抽出結果

表5.2-1は、最小サポートを20%、最小確信度を50%として、アプリアリアルゴリズムを適用した結果である。表5.2-2、表5.2-3はそれぞれ、表5.2-1のルールの結論部、条件部の中に各々のブランドがどれだけ現れたかを集計したものである。全部で20のルールが抽出されている。表の1行目は、サポートが23.3%で、確信度が66.7%の {クリスチャン・ディオール} ⇒ {アナスイ} というアソシエーションルールが抽出されたことを意味する。全トランザクションの中で、条件部のクリスチャン・ディオールを購入したことがあるトランザクションの割合が23.3%で、そのうち66.7%がアナスイを購入して経験をもつことを表す。サポートとしてルールのサポートを示すことが一

表5.1 購買履歴の上位にあがった21ブランド  
 梶井 (2009) 表3.1より作成

	順位	ブランド名
1	1	アナスイ
2	2	GAP
3	3	グッチ
4	4	組曲
5	5	バーバリー
6	6	コムサ・デ・モード
7	7	コーチ
8	8	ルイ・ヴィトン
9	9	クリスチャン・ディオール
10	10	イネド
11	10	プラダ
12	12	23区
13	13	オゾック
14	14	イーストボーイ
15	15	ラルフローレン
16	16	エルメス
17	16	cK カルバンクライン
18	17	4℃
19	18	シャネル
20	18	ロベ
21	18	クレージュ21

般的であるが、ここでは、条件部サポートを記載している。

ルールの中で、条件部に現れたブランドのペアをみると、プラダとコーチ、コーチとグッチ、コーチとプラダ、ルイ・ヴィトンとプラダといったスーパーブランド同士の購買に高い相関がみられることが分かる。また、ファストファッションのGAPとエレガント系のイネドや、GAPと23区の組み合わせといったルールも表われている。アプリアリアルゴリズムは、最小サポートや最小確信度を満たすという意味で、有用なルールを見出すアルゴリズムであるが、実際のマーケティング戦略立案の現場では、現場では気づかない意外なルールの発見を目的に、適用される場面も多い。しかし、表5.2-2、表

表5.2-1 ブランド購買のアソシエーションルール抽出結果1  
最小サポート20% 最小確信度50%

	サポート	確信度	結論部	条件部
1	23.3	66.7	アナスイ	クリスチャン・ディオール
2	21.8	64.4	組曲	23区
3	22.3	60.9	GAP	イネド
4	22.3	60.9	コーチ	プラダ
5	25.2	59.6	グッチ	コーチ
6	27.2	58.9	アナスイ	コムサ・デ・モード
7	22.3	58.7	組曲	イネド
8	22.3	58.7	グッチ	プラダ
9	23.3	58.3	グッチ	クリスチャン・ディオール
10	22.3	56.5	ルイ・ヴィトン	プラダ
11	25.2	53.8	プラダ	コーチ
12	22.3	52.2	オゾック	イネド
13	29.1	51.7	コーチ	グッチ
14	21.8	51.1	GAP	23区
15	24.8	51	プラダ	ルイ・ヴィトン
16	24.8	51	グッチ	ルイ・ヴィトン
17	28.2	50	23区	組曲
18	25.2	50	組曲	コーチ
19	25.2	50	GAP	コーチ
20	25.2	50	アナスイ	コーチ

5.2-3で、ルールの結論部、条件部に現われたブランドをみると、すべて、購買履歴の上位13位以内に入っているブランドのみで、ルールが構成されており(表5.1)、この意味で、意外なルールの発見には、至っていない。

そこで、サポートの閾値を5%下げて、アソシエーションルールの抽出を行った。その結果を、表5.3-1に示す。62のルールが抽出されている。表5.3-1をみると、表5.2-1のルールから、新たにクリスチャン・ディオール、アナスイ、グッチ等、3つのブランドの組み合わせから成るルールが加わる等、新たに40のルールが追加されている。{コーチ} ⇒ {GAP}、{エルメス} ⇒ {GAP}、といったスーパーブランドとファストファッションブラン

**表5.2-2 ルールの結論部に出現したブランド**  
 最小サポート20% 最小確信度50%

ブランド名	度数	割合
23区	1	0.050
GAP	3	0.150
アナスイ	3	0.150
オゾック	1	0.050
グッチ	4	0.200
組曲	3	0.150
コーチ	2	0.100
プラダ	2	0.100
ルイ・ヴィトン	1	0.050
合 計	20	1.000

**表5.2-3 ルールの条件部に出現したブランド**  
 最小サポート20% 最小確信度50%

ブランド名	度数	割合
23区	2	0.100
イネド	3	0.150
グッチ	1	0.050
組曲	1	0.050
クリスチャン・ディオール	2	0.100
コーチ	5	0.250
コムサ・デ・モード	1	0.050
プラダ	3	0.150
ルイ・ヴィトン	2	0.100
合 計	20	1.000

ドからなるルールがそれぞれ、50%、52.8%という高い確信度で抽出されていることも興味深い。

表5.3-2と表5.3-3は、表5.2-2と表5.2-3と同様の分析を、表5.3-1に対して行ったものである。結論部に出現したブランドとして、ck カルバンクライン、イネド、エルメス等、6つのブランドが、条件部に出現したブランドとして、4℃、ck カルバンクライン、イーストボーイ等、8つのブランドが新たに加わっている。このように、最小サポートの設定を下げることで、

表5.3-1 ブランド購買のアソシエーションルール抽出結果 2

最小サポート15% 最小確信度50%

サポート	確信度	結論部	条件部 1	条件部 2
1	17.5	66.7	グッチ	エルメス
2	17.5	66.7	組曲	cK カルバンクライン
3	23.3	66.7	アナスイ	クリスチャン・ディオール
4	15.5	65.6	組曲	4℃
5	15	64.5	ブラダ	コーチ
6	21.8	64.4	組曲	23区
7	18.4	63.2	GAP	イーストボーイ
8	15.5	62.5	グッチ	クリスチャン・ディオール
9	15	61.3	アナスイ	コーチ
10	17.5	61.1	ルイ・ヴィトン	エルメス
11	22.3	60.9	GAP	イネド
12	22.3	60.9	コーチ	ブラダ
13	19.4	60	イネド	オゾック
14	25.2	59.6	グッチ	コーチ
15	15.5	59.4	23区	4℃
16	27.2	58.9	アナスイ	コムサ・デ・モード
17	22.3	58.7	組曲	イネド
18	22.3	58.7	グッチ	ブラダ
19	17.5	58.3	ブラダ	エルメス
20	17.5	58.3	23区	cK カルバンクライン
21	23.3	58.3	グッチ	クリスチャン・ディオール
22	15	58.1	ルイ・ヴィトン	コーチ
23	15	58.1	組曲	コーチ
24	15	58.1	GAP	コーチ
25	22.3	56.5	ルイ・ヴィトン	ブラダ
26	15.5	56.3	グッチ	4℃
27	15.5	56.3	コムサ・デ・モード	GAP
28	17.5	55.6	コーチ	エルメス
29	17.5	55.6	バーバリー	cK カルバンクライン
30	17.5	55.6	グッチ	cK カルバンクライン
31	15	54.8	クリスチャン・ディオール	コーチ
32	15	54.8	バーバリー	グッチ
33	16	54.5	GAP	コムサ・デ・モード
34	18	54.1	グッチ	ラルフローレン
35	25.2	53.8	ブラダ	コーチ
36	15.5	53.1	クリスチャン・ディオール	4℃
37	17.5	52.8	GAP	エルメス
38	17.5	52.8	コムサ・デ・モード	cK カルバンクライン
39	17.5	52.8	GAP	cK カルバンクライン
40	18.4	52.6	アナスイ	イーストボーイ
41	19.4	52.5	組曲	オゾック
42	22.3	52.2	オゾック	イネド
43	29.1	51.7	コーチ	グッチ
44	15	51.6	エルメス	コーチ
45	15	51.6	コムサ・デ・モード	グッチ
46	18	51.4	アナスイ	ラルフローレン
47	21.8	51.1	GAP	23区
48	24.8	51	ブラダ	ルイ・ヴィトン
49	24.8	51	グッチ	ルイ・ヴィトン
50	15.5	50	cK カルバンクライン	4℃
51	15.5	50	イネド	4℃
52	15.5	50	ルイ・ヴィトン	4℃
53	15.5	50	コーチ	4℃
54	15.5	50	バーバリー	4℃
55	15.5	50	GAP	4℃
56	15.5	50	アナスイ	4℃
57	19.4	50	GAP	オゾック
58	28.2	50	23区	組曲
59	25.2	50	組曲	コーチ
60	25.2	50	GAP	コーチ
61	25.2	50	アナスイ	コーチ
62	15.5	50	コムサ・デ・モード	クリスチャン・ディオール
				アナスイ

表5.3-2 ルールの結論部に出現したブランド  
最小サポート15% 最小確信度50%

ブランド名	度数	割合
23区	3	0.048
cK カルバンクライン	1	0.016
GAP	1	0.161
アナスイ	7	0.113
イネド	2	0.032
エルメス	1	0.016
オゾック	1	0.016
グッチ	9	0.145
組曲	7	0.113
クリスチャン・ディオール	2	0.032
コーチ	4	0.065
コムサ・デ・モード	4	0.065
バーバリー	3	0.048
プラダ	4	0.065
ルイ・ヴィトン	4	0.065
合 計	62	1.000

より詳細な情報を得ることが可能となる。実際、このデータに、最小確信度を50%としたままで、最小サポートの設定を10%に下げると512、さらに5%に設定を下げると9826のルールが抽出された。また、最小確信度を25%に下げ、最小サポートの設定を5%と設定した場合は、33966ルールが得られた。最小サポートや最小確信度をどの値に設定すべきかに関する一般的な議論はなく、現場での問題と得られた結果を照らし合わせるといった試行錯誤で閾値を決めていくことが必要となる。サポートや確信度の閾値として大きな値を設定すると、購買履歴の上位ランクされるブランドのみが、ルールの条件部や結論部に現れ、この意味で、あたりまえのルールしか得られない。有益かつ意外なルールが出力されてしまい、実際にそれらのルールを評価していくことは、極めて困難である。このことが、実際にアプリオリアルゴリズムを活用し、店舗のブランド選択の意思決定を行う際、大きな障壁となる

表5.3-3 ルールの条件部に出現したブランド  
最小サポート15% 最小確信度50%

ブランド名	度数	割合
23区	2	0.027
4℃	11	0.147
cK カルバンクライン	6	0.080
GAP	1	0.013
アナスイ	4	0.053
イーストボーイ	2	0.027
イネド	3	0.040
エルメス	5	0.067
オゾック	3	0.040
グッチ	10	0.133
組曲	1	0.013
クリスチャン・ディオール	4	0.053
コーチ	14	0.187
コムサ・デ・モード	2	0.027
ブラダ	3	0.040
ラルフローレン	2	0.027
ルイ・ヴィトン	2	0.027
合 計	75	1.000

であろう。このようにマイニングの結果と実際の戦略や政策立案のギャップを埋める手法の開発が今後もとめられよう<sup>1</sup>。

## 6. 確信度による店舗の新規ブランド導入戦略の考察

最後に、アプリアリアルゴリズムを店舗のブランド選択の意思決定に活用する考え方について、ふれておくことにしよう。ここでは、ある店舗に新たにブランドを導入するとすれば、どのブランドを導入すべきか、という問題

<sup>1</sup> この種の問題に対し、梶井（2009）はアソシエーションルールをフィルタリングし、店舗にどのようなブランドを追加すべきかを推薦する方法を提案している。

を考えていくこととする。その基本的な考え方は次のとおりである。

表5.3-1をみてみよう。第1行目のルールは、{エルメス} ⇒ {グッチ} となっている。ルールの確信度は66.7%であり、これはエルメスを購入したことがある人の66.7%はグッチを購入したことがある、ということを示している。したがって、ある店舗が、グッチを導入しており、かつ、エルメスを導入していないのであれば、エルメスを新たに導入することで、新たな顧客や既存の顧客の来店頻度を高めることが期待される。この店舗が1つのブランドを新たに導入するという状況を考えよう。グッチを結論部にもつルールは、9ルールあり（表6.1）、それらのルールの条件部には、エルメスのほかに、クリスチャン・ディオール、アナスイ、コーチ、プラダ、4℃、ckカルバンクライン、ラルフローレン、ルイ・ヴィトン、が出現している。当該店舗の既設ブランドがグッチのみであるならば、これらのブランドが、この店舗にとって新規導入のブランドとしての導入の検討対象となる。また、確信度がもっとも高いルールの条件部に現れたエルメスが、この店舗にとって導入を検討する、確信度の観点からみて、第1の候補となるであろう。しかし、例えば、表5.3-1の8番目（2行目）のルールのように、条件部に複数のブランドが表われたルールの確信度が最も大きい場合、アソシエーションルー

**表6.1 グッチを結論部にもつルール**  
最小サポート15% 最小確信度50%

	サポート	確信度	結論部	条件部1	条件部2
1	17.5	66.7	グッチ	エルメス	・
8	15.5	62.5	グッチ	クリスチャン・ディオール	アナスイ
14	25.2	59.6	グッチ	コーチ	・
18	22.3	58.7	グッチ	プラダ	・
21	23.3	58.3	グッチ	クリスチャン・ディオール	・
26	15.5	56.3	グッチ	4℃	・
30	17.5	55.6	グッチ	cK カルバンクライン	・
34	18	54.1	グッチ	ラルフローレン	・
49	24.8	51	グッチ	ルイ・ヴィトン	・



ルは、検討の優先順位について有用な情報を与えない。また、{コーチ} ⇒ {グッチ} というルールは、{エルメス} ⇒ {グッチ} より低い確信度を持つルールであるが、そのサポートは25.2と高くなっている。実際にブランド戦略を考えるためには、このような情報も考慮すべきである。

また、一般に実際の店舗は複数のブランドを設置しているが、このような場合、上で述べた問題や、既存のブランドのセットをどのように評価していくかといった問題が組み合わさり、店舗の意思決定問題はさらに複雑である。

## 7. おわりに

本研究では、実際のブランド購買データにアプリアリアルゴリズムを適用した事例を示し、得られたアソシエーションルールの評価を行った。適用事例から、人気ブランドと実際購入されるブランドとの違いや、ブランド購買に関する興味深いルールが明らかになった。また、得られたアソシエーションルールを店舗のブランド選択意思決定問題の観点からの評価する考え方を示し、それにもとづく考察を行った。アプリアリアルゴリズムは、トランザクションデータを解析する有効であるが、ここでとりあげた店舗の意思決定問題を考察するためには、多くの問題を含むことを明らかにした。このような問題を解決し、マイニングと具体的なブランド戦略のギャップを埋める新たな枠組みの構築が必要である。これを今後の課題としたい。

## 参考文献

- [1] Rakesh Agrawal and Ramakrishnan Srikant, "Fast Algorithms for Mining Association Rules". In Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Databases, Santiago, Chile, 1994.

- [2] Masakuni Kakoi, Jean-Claude Thill and Saburo Saito, “Evaluating Competitive Retail Strategies in an Urban Commercial District with Self-Organizing Maps”. Paper presented at First Conference of the Regional Science Association of the Americas, 2009.
- [3] 梶井昌邦, “大型商業施設のブランド店舗構成評価のためのアソシエーションルールフィルタリング法”, 『社団法人日本不動産学会平成21年度秋季全国大会（第25回学術講演会）論文集』, pp.121-128, 2009.
- [4] 梶井昌邦, “ブランド戦略策定支援のための応用協調フィルタリング法”, 『福岡大学経済学論叢』, 第54巻, 第3・4号, pp.229-239, 2010.