

眼球運動データを利用したパッケージ・コミュニケーション 効果の測定に関する研究

GISTPACK : An Investigation of Visual Factors in Consumer Brand Confusion

常勤研究者の部



代表研究者 **里 村 卓 也**

慶應義塾大学
商学部
准教授

共同研究者 **Michel Wedel**

Professor of Marketing,
University of Maryland

Rik Pieters

Professor of Marketing,
Tilburg University

1. はじめに

本研究の目的はカテゴリー内でのパッケージ間類似性が消費者のブランド混同に及ぼす影響を測定・評価する手法を開発することである。商品のパッケージは単なる商品保護だけでなく、コミュニケーションの役割を持つ。プライベート・ブランドの中には、ナショナル・ブランドに類似した色のパッケージを使うことにより、顧客からの注意を得よう意図したものがある。一方、ナショナル・ブランドにとっては、類似したパッケージの存在は、自身のパッケージを店頭で埋没させるだけでなく、ブランド・ロイヤルティの低下にもつながると考えられる。そのため消費者によるブランド混同を把握し、パッケージ間の類似性がこの混同に及ぼす影響を評価することはマーケティング実務上も重要な課題である。

本研究では被験者にパッケージ画像を提示し、その反応を測定することでパッケージ混同を測定し、さらにこの混同を客

観的パッケージ間類似性指標で評価する一連の手法を提案し、実証分析によりその有効性を検証するものである。

本研究での特徴は以下の3点である。

①Gist 法による消費者反応の測定

本研究ではGist 法(Pieters and Wedel 2010)を利用して消費者反応からパッケージ間の類似性を測定する。この手法では、被験者に対して短い時間に提示される視覚情報が与えられ、被験者はこの視覚情報をもとに課題に対して回答する。同時に課題提示後から回答まで時間が測定される。

本研究で利用された刺激提示方法は消費財の店頭での商品選択状況を模したものである。ほとんどの消費者は店頭の棚を長時間注視して商品を選択するのではなく、商品間で視点をスキップさせながら商品を探索・選択している。従ってひとつの商品について注視される時間はほんのわずかである。注視時間がごくわずかであるがゆえに商品間での混乱も生じていると考えられる。従来の質問紙やアイ・カメラによる測定では被験者は多くの時間をかけて商品を見ることができると、現実の購買行動を模しているとはいえなかった。本手法はこのような問題を解決するものである。

瞬間提示するパッケージ画像は、デジタルカメラで撮影されたものに加えて、この画像をぼかしたものとエッジ検出をしたものの3種類を用意し、視覚刺激として提示する。画像変換のために画像フィルターを利用する。人の中心視野は狭く、それ以外の周辺視野に入っている物体はぼやけて見える。そこで、パッケージをぼかした画像を提示することで周辺視野に商品がある状況を人工的に作り出し店頭での状況を再現する。またエッジ画像では色に関する情報が失われているので、オリジナル画像とエッジ画像との結果を比較することでカラーがパッケージ認識に与える影響が把握できる。

②パッケージ間類似性の客観的把握

本研究では、パッケージ間の類似性を客観的に測定する指標を用いた。従来のパッケージ研究では、パッケージ間の類似性を被験者が直接評価するか、パッケージ要素を分析者がコード化するものであった。しかしこのような手法では色、形やテクスチャーの細かい違いをもとに類似性を把握できないし、どのパッケージ要素を変更すればどの程度類似性が変化するかについての予測・評価を行うことができない。

我々は画像処理技術をもとに、パッケージ間の類似性を客観的に評価する指標を開発した。この手法は画像データベースでの類似画像抽出などで用いられている手法をパッケージ画像評価用に改良したものである。この手法を用いることで色類似性とエッジ類似性を計算し、パッケージ間の客観的類似性指標を利用することが可能となった。

③反応時間・応答正答性の計量的認知モデル

本研究では先の①と②で得られたデータを分析するために計量的認知モデルを利用した。このモデルは、停止ルールありの拡散モデルとして知られており、②で得られた画像情報をもとに①で得られた反応時間と反応正確性を同時に説明することができるものである。モデルでは人間の応答において、確信度と閾値を仮定し、確信度が閾値を超えた時点で応答すると仮定する。確信度は時間とともに変化するが、この確信度の時間的変化はドリフト成分の時間的積み重ねとランダム項による時間的上下からなる。確信度が閾値を超えた瞬間に人は反応を行うと考える。我々の研究では、パッケージが複数提示され、その中から先に瞬間提示されたパッケージを探して答える反応がこの計量的認知モデルで表現される。モデルでは、被験者は提示された複数パッケージそれぞれについて先に瞬間提示されたパッケージと同一であると思う確信度を持ち時間とともに変化するが、この各パッケージに対する確信度のうち最も早く閾値に達したものを被験者は回答するとする。モデルのドリフト項に画像間類似性を用いることで、類似度が被験者のパッケージ間混同におよぼす影響を測定し、階層ベイズモデルを用いてこの認知モデルを推定することによりイメージ間（オリジナル、ぼかし、エッジ）での閾値や画像類似度の影響を分析する。

2. Gist 法によるデータの収集と集計結果

データはメリーランド大学ロバート・H・スミス経営大学院に付設のネット・セントリック行動科学実験室を利用して収集された。74名の大学生有志がこの実験に参加した。刺激画像はMediaLabおよびDirectRTを用いて提示された。被験者はインストラクション画面でこの実験の進行を確認した後に、本実験へと進んだ。本実験では15の食品・消費財カテゴリーについて、それぞれ5つのブランド・パッケージの画像がGist法による刺激として利用された。各カテゴリー内にはメジャーなナショナル・ブランド、ストア・ブランド、ジェネリック・ブランドとその他のナショナル・ブランドが含まれている。

課題は2種類が用意された。Task1 では最初にプライベート・ブランドのパッケージ画像が瞬間提示され、その後にメジャーなナショナル・ブランドのパッケージ画像が提示され、2つの画像が同一であるか否かについて回答を得た。Task2 ではランダムな順番でカテゴリ内のパッケージ画像が瞬間提示された後、同じカテゴリのパッケージ画像が5点同時に提示され、その中から先に提示された画像を回答するように求めた。

収集されたデータには質問画面が提示してから回答するまでの反応時間と、回答（選択結果）が収集され、回答の正誤も算出された。Task1 の反応時間は平均約1900ミリ秒、Task2 の反応時間は平均約2200ミリ秒であった。Task2 のほうがTask1 よりも約300ミリ秒ほど長いのは、Task2 では5つのパッケージの中からの選択であり、また回答はキーボードへの入力で行うために、時間がかかったものと思われる。表1はカテゴリ別の反応時間および正答率である。反応時間および正答率はカテゴリ間で違いが見られた。一般に正答率が高いカテゴリでは反応時間も短かった。これは先の Gist 研究 (Pieters and Wedel 2010) の結果と一致する。

図1はTask2 での瞬間提示した画像フィルター別の平均正答率と反応時間である。オリジナル画像は正答率が最も高く、反応時間が最も短い。一方ぼかし画像は正答率が最も低く、反応時間が中間である。エッジ画像は正答率が中間であり反応時間が最も長かった。Pieters and Wedel (2010) ではエッジ画像を利用していないが、本研究でのオリジナル画像とぼかし画像の正答率と反応時間の関係は、彼らの結果と一致している。

次にブランド間での混同について集計を行った。ブランド間での混同については、オリジナル画像ではほとんど見られず、ぼかし画像とエッジ画像で確認された。このうち、Adhesive Bandage, Chew Bar, Ketchup, Mayonnaise, Tissues などのカテゴリでは、ぼかし画像とエッジ画像で混同が発生した。一方、Honey カテゴリでは被験者はエッジ画像ではブランド混同をおこしたが、ぼかし画像ではあまり混同をおこさなかった。Gist 法の利点は、このように、オリジナル画像ではみられないブランド混同が、ぼかし画像ではおこりうることを利用して、店頭での消費者のブランド混合を予測することが簡単にできる点にある。またエッジ画像でのブランド混合を利用することで、どのカテゴリで色がブランド識別のために重要な役割を果たしているのかを知ることできる。

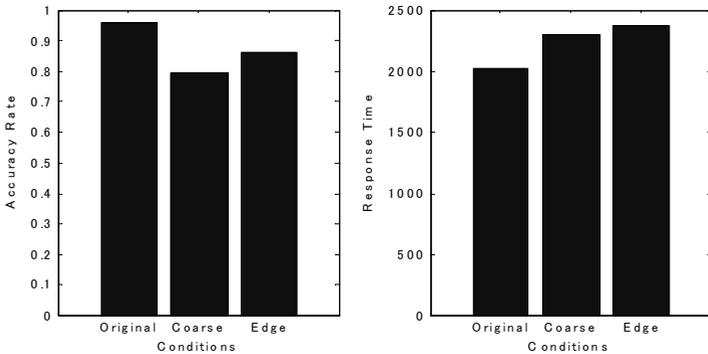
表 1 正答率と反応時間

Category	Task1		Task2	
	Accuracy	RT	Accuracy	RT
1 Adhesive Bandage	83.8%	1813	88.4%	2386
2 Allergy Medicin	79.7%	1846	93.2%	2092
3 Canned Noodle	66.2%	1860	79.7%	2521
4 Chewy Bar	74.3%	1965	88.9%	2334
5 CornFlakes	73.0%	1806	86.5%	2068
6 Cracker	90.5%	1456	93.5%	1941
7 Dishwashing Liquid	79.7%	1784	89.2%	2236
8 Hand Sanitizer	70.3%	2032	82.7%	2382
9 Honney	63.5%	2497	77.0%	2538
10 Ketchup	73.0%	2183	76.8%	2482
11 Mayonnaise	83.8%	1872	93.2%	2071
12 Mouth Wash	78.4%	1744	88.9%	2162
13 Raisin Bran	74.3%	2400	81.6%	2580
14 Sports Drink	87.8%	1805	95.4%	1746
15 Tissue	93.2%	1544	94.3%	1808

Accuracy: 正答率

RT:反応時間

図 1 画像フィルターの違いによる正答率と反応時間 (Task2)



※Original: オリジナル画像 Coarse: ぼかし画像 Edge:エッジ画像

3. 画像間類似性指標の開発

この研究では、パッケージ画像間の類似性を客観的に把握するために画像処理技術を用いて、類似性指標を得た。この手法は画像データベースでの類似画

像抽出などで用いられている手法をパッケージ画像評価用に改良したものである。本研究ではパッケージの色類似性とエッジ類似性を類似性指標として利用している。

色類似性に関しては、まず対象画像のピクセル単位の RGB 値を取得する。さらに RGB の各 RGB 要素の値を 4 レベルに分類する。すると $64 (4 \times 4 \times 4)$ の色カテゴリーにピクセル単位の色が分類される。さらに対象とする画像を 16 分割 (4×4) し、分割イメージ毎に先の色カテゴリー別の頻度をカウントする。この結果 $1024 (64 \times 16)$ のビンを持つヒストグラムが作られる。ヒストグラム作成時に、画像の背景は取り除く。

エッジ類似性に関しては、まず 3×3 ピクセルで構成されるエッジ抽出フィルターを作成する。このフィルターは対象領域 (3×3 ピクセル) 内にある特定のエッジ・パターンを抽出するものである。本研究ではフィルターとして 25 のエッジ・パターンを用意した。次に、このエッジ・パターンを対象画像全ての領域上でスキャンして対象画像の 3×3 ピクセル単位でのパターン抽出を行う。この結果 3×3 ピクセル単位で 25 エッジ・カテゴリーにエッジ画像が分類される。さらに対象とする画像を 16 分割 (4×4) し、分割イメージ毎に先の色カテゴリー別の頻度をカウントする。この結果 $400 (25 \times 16)$ のビンを持つヒストグラムが作られる。ヒストグラム作成時に、画像の背景は取り除く。

続いて、得られたヒストグラムを画像間で比較することにより色およびエッジについての画像 A と画像 B の類似度 D_{AB} を計算する。計算式は以下の通りである。

$$D_{AB} = \sum_{i=1}^N \min \left(\frac{a_i}{\sum_{j=1}^N a_j}, \frac{b_i}{\sum_{j=1}^N b_j} \right)$$

ただし、 a_i, b_i はビン i での度数、 N はビンの数である。この手法はヒストグラム記述 (HD) 法と呼ばれている。

我々の研究では、さらに分割イメージのまとめかたを工夫することで、全体画像 (Global) での類似性や、垂直方向 (Vertical)、水平方向 (Horizontal)、隣接領域 (Neighbor) での類似性を求めた。続いてここで得られた類似性指標を用

いて Gist 法による反応速度・応答正確性のデータを説明することを試みた。

4. 反応時間・応答正確性の計量的認知モデル

本研究では 2. と 3. で得られたデータを分析するために計量的認知モデルを利用した。本研究で用いたモデルは逆正規分布モデルであり、これは確信度がランダム・ウォークしながら変化し、閾値に達した時点で終了する事象をモデル化した結果得られるものである。

推定には階層ベイズ法を用いた。MCMC 法によりパラメータの事後分布からのサンプリングを 20,000 回行い、このうち後半の 10,000 回分をパラメータ推定値に利用した。

表 2 は推定されたパラメータである。本研究では HD の係数はプラスであれば影響があり、マイナスの数値が大きければ影響はないという解釈になる。 θ は閾値パラメータである。この結果よりオリジナル画像とエッジ画像の閾値はほぼ同じであるが、ぼかし画像の閾値はやや低いことが分かった。また、カラー画像およびぼかし画像では色類似度のパラメータの値 $\log(\text{Color HD})$ が有意にプラスであることから、色の類似度がブランド識別に影響していることが分かった。一方、エッジ類似度についてはオリジナル画像では全体(Global)および分割単位(Sub)の値がプラスに有意であることから、これらのスケールでのエッジ類似度がブランド識別に影響しているが、それ以外の分割グループでのエッジ類似度のブランド識別への影響はないことが分かった。また、ぼかし画像ではエッジ類似度のパラメータがマイナスに有意なことからエッジ情報は利用されていないことが分かった。エッジ画像では水平的まとまりでエッジ類似度が有意に影響していることが分かった。

表 2 推定されたパラメータ

filte	log(η)	log(Color HD)		log(Edge HD)			
		sub	Global	sub	Vertical	Horizontal	Neighbor
Original	1.38 (0.09)	0.65 (0.43)	4.36 (0.99)	2.28 (0.67)	-0.88 (1.68)	0.49 (1.62)	1.39 (2.18)
Coarse	1.21 (0.09)	0.80 (0.14)	-6.54 (1.42)	-2.51 (0.50)	-5.92 (0.40)	-2.43 (0.56)	-3.52 (0.49)
Edge	1.34 (0.09)	-4.59 (0.59)	-1.82 (0.88)	0.55 (0.40)	-0.30 (0.73)	0.89 (0.45)	-7.51 (1.74)

() is a standard deviation

※Original: オリジナル画像 Coarse: ぼかし画像 Edge:エッジ画像

5. まとめ

本研究ではGist法を利用してパッケージ間の類似性を測定した。さらに画像処理の手法を改良することで、パッケージ間の客観的類似性を測定する手法を開発した。さらにパッケージ間の客観的類似性から消費者がパッケージを混同する現象を、拡散モデルをもとにモデル化した。実証分析で得られたデータからモデルの推定を行ってその結果について解釈し、モデルの有効性について確認した。今後の課題として、今回のモデルを用いた新しいパッケージを投入した際の消費者のブランド混同の予測、画像処理方法の改良などがあげられる。