

[研究論文] 創造的開発技法を用いた消費者意見からの 購入要因の抽出および定量化

北見孝大¹ 佐賀亮介² 松本一教¹

1 情報工学専攻

2 情報工学科

Extraction and quantification of purchase factor from consumers' opinion by using creativity method

Kodai KITAMI¹, Ryosuke SAGA², Kazunori MATSUMOTO¹

Abstract

This paper describes a method of extracting and quantifying factor model from consumers' opinions. In marketing, it is important to comprehend the behavior of consumers' purchase decision because good consumers yield most profit. Structural Equation Modeling (SEM) is an analysis method that clarifies purchase factor and quantifies the strength of factor. SEM can express the complex causal relationship between observational factor and latent factor, however this method has a problem that analyzer tends to construct a model based on subjective hypothesis. Therefore we utilize KJ method, one of the creativity methods, in order to construct a purchase factor model based on objective hypothesis and qualify consumers' purchase factor. In the result of an experiment, we can construct the model which has objective explanation power.

Keywords: creativity method, KJ method, Structural Equation Modeling, marketing, purchase factor analysis

1. はじめに

情報技術の発展に伴い、様々なデータが自動的かつ瞬時に電子的に収集できる環境にあり、それらのデータはWeb上に蔓延している。これらのデータにはユーザのコンテキストや意見が混ざっているものが多く、これらの情報を用いて有用な知識を抽出し、マーケティングにつなげようとする動きが、Customer Relationship Management (CRM) に代表される電子商取引において実施されている¹⁾。CRMにおいて、新規顧客を獲得することはコストの面で容易ではないため、既存顧客との関係性を重視する傾向にあり、顧客の嗜好や購買行動を理解しようとする動きが見られている。

マーケティングの分野では、このデータからユーザの意図を知るために、要因分析がなされている。分析には多変量解析に代表される Factor Analysis²⁻³⁾、Regression⁴⁾、Bayesian Modeling⁵⁾などが適用されているが、顧客の購買要因を推定する上で更に有用な手法として、構造方程式モデリング (Structural Equation Modeling: SEM) が挙げられる。SEMは観測される要因や潜在している要因間の関係をパス図によって表現し、また要因間の因果関係の強さを定量的に算出できる分析手法であり、マーケティングだけでなく医療関係など様々な分野で用いられている⁶⁾。

SEMを用いた調査において、分析対象への事前知識が十分である場合、因果関係の強さの定量化は十分な精度を得ることが期待できる。しかしながら、その知識が十分でない場合、分析に必要な調査項目 (観測変数) の見落としや、不必要なものの混入といった問題のほか、主観的な意図によってモデルを構築しがちなため、モデルの信頼性が得られない可能性がある。また、モデルの信頼性は得られたとしても、意味的解釈に矛盾が生じる、または説明力の低いモデルが構築される可能性がある。

これらの問題を解決するために、本論文では創造的開発技法の結果からSEMモデルの構築を行うプロセス法を考案する。その手法として本論文ではボトムアップ型KJ法を用いる。KJ法を用いることで、調査項目に当たるものを列挙し、因子を形成することで因果関係を表すモデルへと適用する。

これら問題を解決するために、本論文では創造的開発技法の結果からSEMモデルの構築を行うプロセス法を考案する。その手法として本論文ではボトムアップ型KJ法を用いる。KJ法を用いることで、調査項目に当たるものを列挙し、因子を形成することで因果関係を表すモデルへと適用する。

本論文では、2章でSEMによるアプローチの問題点とその改善法について述べる。3章では、KJ法の結果からSEMモデルを構築するプロセスについて述べる。4章でKJ法を行い、その結果からプロセスに従ってモデルの構築を行い、5章で考察を行う。最後に6章で本論文のまと

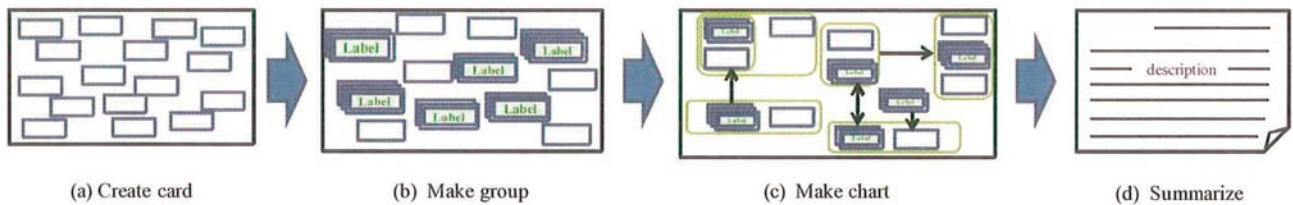


Fig.1 KJ法のプロセス

めを行う。

2. SEMの問題点と解決方針

2.1 Structural Equation Modeling

SEMは、統計データや因果情報などの混合データから、注目する変数間の因果関係を定量的に評価する分析手法であり、1950年代から経済学や社会科学など様々な分野における要因分析において利用されてきた⁷⁾。SEMの特徴として、変数間の複雑な因果関係の視覚化および定量化が可能である点が挙げられる。この特徴を活かして、著者らはSEMを用いてゲームソフトのヒット要因の抽出及び定量化を行っている⁸⁾。また、和田らはソフトウェア開発における開発成否要因の分析を、SEMを用いて行っている⁹⁾。

SEMの一般式は以下ようになる。

$$x_i = \sum_{x_k \in pa_i} a_{ik} x_k + u_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

ここで、 x_i は直接原因と考えられる変数の集合であり、 pa_i は右辺にある0ではない係数を持つ変数に対応している。また、 u_i はそれ以外の表現されることのない誤差を表している。SEMでは、相関や共分散の値の大きさをパス係数という指標で表し、変数間のパス係数が大きかった場合、変数間により強い関連性があると見なすことができる。

また、SEMは分析者が独自の仮説を基にモデルを構築できるという特徴を持つ。そのため、導入した潜在変数やモデルの構成について、よく吟味することが重要である。

2.2 SEMによるアプローチの問題点

SEMは上記のような利点を持ち、要因分析を行う上で有効な分析手法であるが、次のような問題を持っている。

(1) 経験の必要性

分析対象において十分の知見がある場合、SEMによる分析は有用である。しかしながら、その経験がない場合、モデルの構築が探索的になる。また、逆により悪い知見を得てしまう結果となることもあり、矛盾が残ってしまうという問題点がある。

(2) モデルの構築が主観的である

分析対象に十分な知見があったとしても、その内容に根拠がない場合がある。モデルの構築における潜在変数を導入する際、変数や、パスの引き方に関する妥当性について、分析者が十分に吟味したとしても、それでもモデルの客観

性に課題を残してしまう。

(3) モデルの構築において説明力より精度が重視される先述したように、分析モデルが明確に分からないときその精度は探索的になってしまう。そのため、分析の精度を追求した結果、考察できないモデルが完成する可能性がある。

これらの問題を解決するために、より客観的な、また説明可能であり、経験の不備をサポートできるような幅広い視点でSEMモデルの構築を行う必要がある。そこで、本論文では複数人で行う創造的開発技法に注目し、それを用いたSEMモデルを構築する手法の提案を行う。創造的開発技法には、ブレインストーミングやアナロジー技法などが存在し、いずれも被験者のアイディアに基づいて創造的に考えをまとめることが可能だが、特にKJ法は関係線によって要因間の因果関係を表現できるため、SEMによって要因モデルを構築するために適した技法だと考えられる。そこで、本論文ではKJ法を用いた購入要因モデルの構築を行う。

2.3 創造的開発技法を用いたモデル構築の提案

創造的開発技法とは、技術的課題を創造的に解決するため、数多くのアイディアを網羅的に編み出し、まとめ上げる体系的な手法である。本論文では、そのうちの1つであるKJ法を用いて消費者意見の体系化を行う。

KJ法とは、文化人類学者の川喜田二郎が1951年に開発した情報統合の技法であり、問題解決・発想のための創造的開発技法のひとつである。KJ法は細分化された考えをまとめ、洗練していくことで創造的で革新的な考えを効果的に組織化できる手法である¹⁰⁻¹¹⁾。KJ法はアイディアを記述するカードと、関係線の向きによって要因間の因果関係を表現することができるため、要因分析に適しているといえる。また、KJ法の最大の特徴は、先に分類を作ってから個々の情報を振り分けていくのではなく、個々の情報の共通性を発見して見出しを作り、全体の文脈を構成していく点にある。そのため、完成したグラフは説明可能な有用なグラフである可能性が高い。

KJ法は以下の4ステップによって構成される。

1. Create card: テーマを設定し、それに関する考えや事実をカードに記入する。
2. Make group: 内容の近いカード同士でグループを作り、ラベルにグループ名を記入する。
3. Make chart: 再度、意味の近いカード(グループ)でグループを作る。また、グループ間の因果関係に

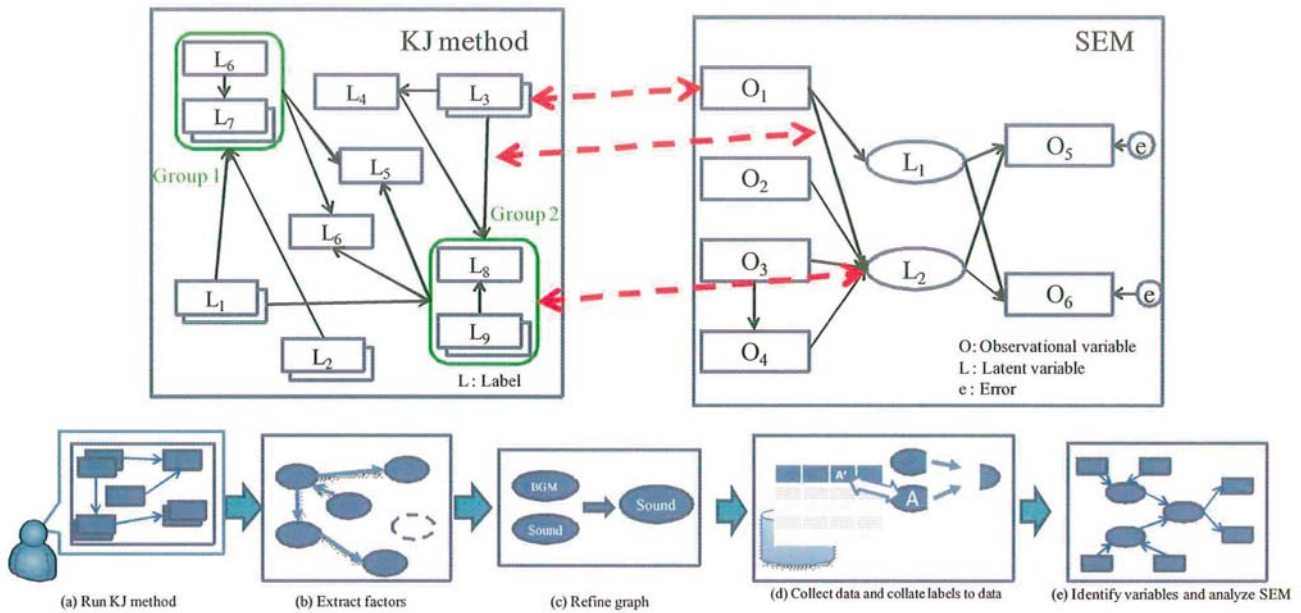


Fig.3 KJ 法から SEM モデルの構築への流れ

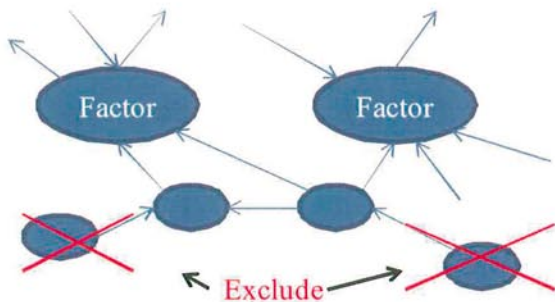


Fig.4 要因抽出時におけるカードと関係線の除外

じて関係線を引く。

4. Summarize : 完成した図の意味を文章でまとめる。

この KJ 法を実施することで、以下のようなメリットが期待できる。

- (1) 多様な意見が集まり、客観的に同意されたモデルが構成される。
- (2) 説明力があるモデルが構成される
- (3) 因果関係モデルが表現される

ただし、本論文では、Summarize までに行わず Make chart までの工程を行い、得られた図をもって KJ 法を完成とする (Fig.1)。そして図を基に SEM のモデルの構築を行う。

一方、KJ 法の結果から要因モデルを構築する際に、いくつか問題点がある。一つ目は、要因の決定方法である。全てのグループを要因とすると、膨大な潜在変数がモデルに組み込まれる可能性があり、モデルの適合度や妥当性、完成したモデルの意味の解釈がしにくいなどの問題が生じる。二つ目は、表現の差異である。KJ 法は自由記述形式によって記述されているため、表現の差異によって類似しているカードがモデル内に散在し、モデルの解釈が困難になる可能性がある。これらの問題を解消するプロセスを踏み、消費者の購入要因モデルを構築する必要がある。

そこで、本論文では、KJ 法の結果におけるグループや関係線と、SEM における変数やパスの類似点に着目し、それらに対応させることで KJ 法を基にした SEM モデルの構築を行う (Fig.2)。

3. KJ 法からのモデリングプロセス

本論文では、KJ 法を実施した後に以下のプロセスによって SEM モデルの構築を行う (Fig.3)。

- ① KJ 法の結果から要因を抽出
- ② 表現の概念的統合
- ③ データの割り当て
- ④ 観測変数と潜在変数の同定と SEM モデルの構築

これらの各ステップで行う処理は以下ようになる。

① 要因の抽出

ここでは、要因とするカードを特定し、要因に隣接していないカード及び関係線を削除する (Fig.4)。この処理によって、最終的な要因モデルと関連性が低いと考えられるカードや関係線を除外でき、モデルの洗練（解釈し易く、妥当性が高いモデルを構築するために、重要度が低いまたは意味が重複しているようなカードや関係線を除外すること）が行える。要因の特定方法は、各グループに引かれている関係線に注目し、グループの次数に閾値を設けることで要因の特定を行う。このとき、低すぎる閾値を設定すると、殆どのカードが要因となりモデルを洗練できず、高く設定すると要因が極端に少なくなり、KJ 法で得られた情報を殆ど失ってしまう。そのため、KJ 法の規模や情報の偏り方に応じて適切な閾値を設定しなければならない。

Table.1 収集したデータの一部

ID	Platform	Date	Price	Rating	Playnum	Median	Reviews	Originality	Sound	Excite	Amenity	Graphics	Satisfaction	Difficulty	...
1	Wii	2010/4/29	4800	A	4	96	1	2.9090909	3	3.636363636	3	3.5454545	3.636363636	2.1818182	...
2	PS3	2009/11/5	7140	A	2	90	12	3.8666667	4.06666667	4.46666667	3.3333333	3.7333333	4.2	2.4666667	...
3	PS3	2009/9/3	7140	C	9	90	23	3.8	3.65714286	3.914285714	3.4	4	3.8	2.0857143	...
4	PSP	2009/3/12	5040	C	3	88	17	3.7012987	3.22077922	3.142857143	2.7532468	3.4025974	3.168831169	2.3766234	...
5	Wii	2009/3/24	1000	A	1	88	1	3.5	3.25	3.25	3.625	3.625	3.75	1.625	...
6	Wii	2009/7/14	1000	A	2	88	1	3.2738095	3.86904762	3.94047619	3.6309524	4.1904762	4.035714286	2.3690476	...
7	Wii	2009/2/24	800	A	1	88	1	2.625	2.5	2.125	2.25	3	2	2.75	...
8	NDS	2009/10/22	5229	A	4	86	46	3.9444444	3.62962963	4.38888889	4.037037	3.6296296	4.240740741	1.9814815	...
...

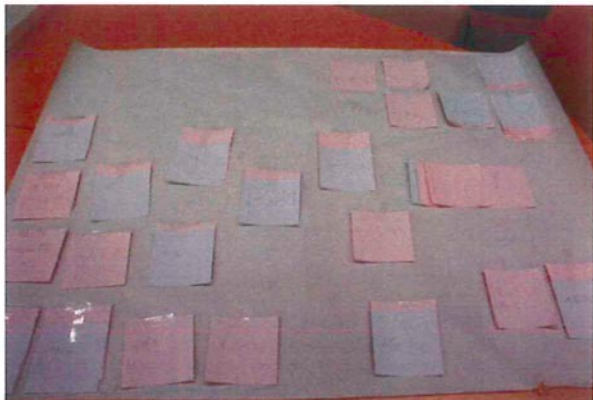


Fig.5 KJ 法の結果

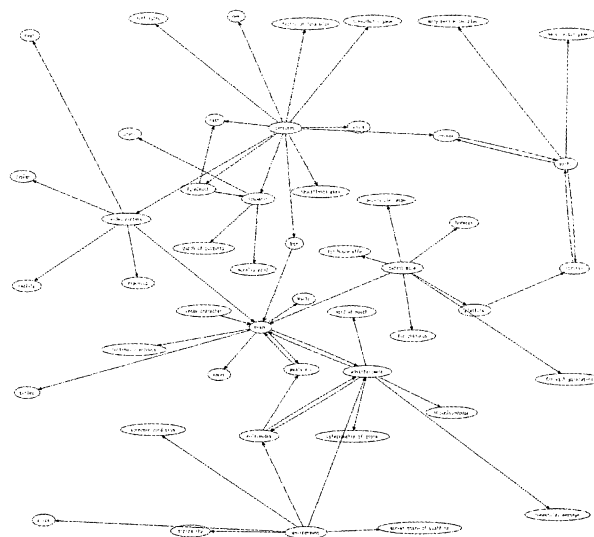


Fig.7 ステップ 1 で洗練したグラフ

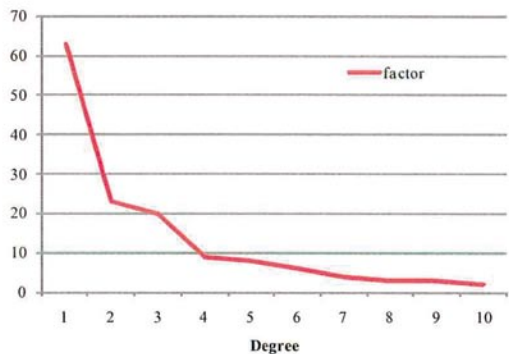


Fig.6 度数とノードの累積度数

② 表現の概念的統合

ここでは、カード間の表現を概念的に統合する。KJ 法で記述されたカードの内容を確認し、BGM と Music など、概念的に類似しているものは統合を行い、余計なカードや関係線を省く。またこの処理は、観測データとカード間における照合の前処理となる。本論文では、機械的な処理による誤分類を防ぐために、カードの概念的な意味合いを分析者が確認し、他のカードや観測データの属性と表現を統合するという処理を行う。

③ データの割り当

KJ 法の結果からの要因の抽出、各カードや要因間の表現の統合を行いグラフが完成すると、次に実際に分析するデータの割り当てる必要がある。ここで、分析対象のカードや要因と、概念的意味合いが近いと思われるデータは、構造化データ、半構造化データにかかわらず、可能な限り収集する。

④ SEM モデルの構築

KJ 法の結果の処理を行った後、完成したグラフを基に、SEM のモデルを構築する。ここで、モデルを構築する際に潜在変数と観測変数の同定を行わなければならない。本論文では、観測データに割り当てられない要因を潜在変数と定義する。また、全カードのうち、観測データに割り当てられたカード及び要因を観測変数として扱い、どちらにも該当しないカードは除外してモデルの構築を行う。

4. ケーススタディ

4.1 実験対象

3 章にて提案したプロセスの有用性を確認するために、ケーススタディを実施した。本ケーススタディにおいて分析対象を日本のゲーム産業とし、「ゲームソフトがヒットする要因」を KJ 法のテーマとした。また KJ 法は、神奈川県立大学情報学部情報工学科所属の学生 5 名を対象に実験を行った。

分析対象のゲームソフトデータは、ゲームソフトレビューサイトの PlayStation mk2¹²⁾で消費者に評価されている 2381 件を用いる。データの属性は、Maker、Platform、Genre、Price、Rating、Date、Playnum、Userank、Difficulty、Originality、Graphic、Sound、Amenity、Reviews、Excite、Satisfaction、Median の計 17 属性と

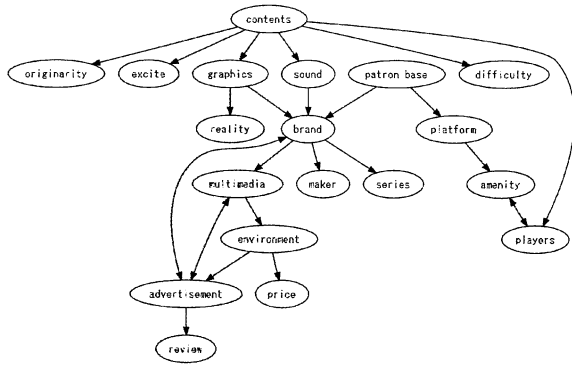


Fig.8 概念統合により洗練したグラフ

Table.2 カードの統合と変数の対応

Original card	Integrate card	Variable	
		Observational	Latent
Niconico-douga word of mouth	Review	Reviews, Satisfaction, Median, User rank	
real reality	Reality	N/A	
price	Price	Price	
platform	Platform	Platform	
patron base for each generation hommage for children for house wife	Patron base	Rating	
party many person game many person can play	Party	Playnum	
maker	Maker	Maker	
video picture graphics design	Graphics	Graphics	
environment economic condition market share of platform	Environment		Environment
⋮	⋮	⋮	⋮

する。実際に収集したデータの一部を Table.1 に示す。また、SEM における分析には R 2.10¹³を用いた。

4.2 実験結果とモデル構築

KJ 法を行った結果、Fig.5 のような結果が得られた。全カード数は 63 枚、全関係線の数は 73 本という結果が得られた。この結果を基に、3 章で述べたプロセスに従って、SEM モデルの構築を行った。

次数の閾値を決定する前に、KJ 法の Make chart のステップにおいて得られた結果をよく確認しておく必要がある。今回は、グラフが分割されないことや、要因数が多くなりすぎないこと、カード削除の際に重要な情報を失わないことに注意して、次数の閾値を 4 に設定し 9 つの要因を抽出した (contents、scenario、video picture、brand、party、patron base、advertisement、environment、multimedia) (Fig.6)。また、これらの要因に隣接していない 14 のカードと関係線を削除し、graphviz¹⁴による可視化を行った (Fig.7)。

次にカード間の表現の統合を行うことで、KJ 法の洗練を行った。ここでは、分析者がカードの 1 枚 1 枚に記載さ

れているラベルの意味を吟味し、概念的意味合いが近いカード同士を統合し、新たな 1 枚のカードとして扱う。この処理によって、カードのラベルとデータの属性における表現の関連付けを行うことができる。本実験ではこの処理により、19 枚のカードと 21 本の関係線によってモデルを表現した (Fig.8)。

次に、分析に必要なデータを Web 上から収集し、観測変数として、対応する要因やカードへのデータの割り当てを行う。分析に必要なデータを収集し、モデル上のカードと概念的に意味の近いデータを観測変数として割り当てる。ここで、全てのカード分のデータを収集することが理想だが、サンプル数の関係で全てのカード分のデータを収集することは困難である。そこで本論文では、前節で説明したように PlayStation mk2 から、2381 本のゲームソフトの 17 種の属性データを収集した。このうち、15 の属性を観測変数として割り当てた。

SEM モデルの構築は、ステップ 3 で統合した概念によって表現されたグラフを基に行う。ここで、まずは抽出された 9 つの要因について、データが得られた要因は観測変数として扱い、得られなかった要因は潜在変数として扱う。他のカードについては、データが得られたものは観測変数として扱い、それ以外のカードは排除してモデルを構築する。これによって、潜在変数 5 つ、観測変数 15 の因果モデルが完成した。また、KJ 法で得られたカードが、どのように統合され、変数を割り当てられているかを Table.2 に示す。完成したモデルは「ゲーム内容」や「ブランド」、「宣伝」などの潜在変数にパスが集中し、これらの要因が主に購入要因の中核になっていることが読み取れるモデルが得られた。

完成した SEM モデルを分析した結果、Fig.9 のような結果が得られた。この分析モデルの適合度指標を Table.3 に示す。GFI は 0.772 と算出され、目安となる 0.9 には届かなかったものの、購入要因の一端を表現できたのではないかと考えられる¹⁵⁾。

5. 考察

KJ 法の結果について、今回は大学生の男子学生を対象に実験を行った。数多くのゲームを経験している年齢層もあり、「メーカーブランド」や「宣伝」などを意識した、十分な説明力を持った結果が得られた。しかし、KJ 法には被験者の年齢層や、性別、テーマに対する知識量によって客観性が失われ、偏った結果が得られる可能性があるという問題点がある。今回行った実験でも、被験者の知識に偏りが見られ、正確なパスが引けていない可能性がある。そこで、パスを追加して再度パス係数や適合度を算出した結果、GFI が 0.858 と算出された (Fig.10) (Table.4)。このことから、多様な条件の被験者を対象とした KJ 法を行い、その結果を合成することで、より幅広い知見で客観的説明力の高い要因モデルを構築することが有効であると

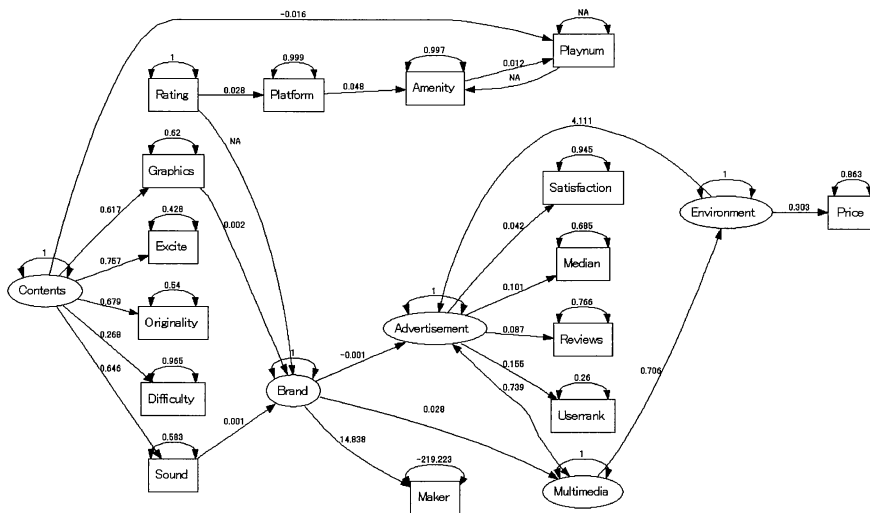


Fig.9 完成した SEM による購買要因モデル

Table.3 モデルの適合度指標

Model Chisquare	6045.8
Chisquare (null model)	9942.1
Goodness-of-fit index	0.772
Adjusted goodness-of-fit index	0.671
RMSEA index	0.174
Bentler-Bonnett NFI	0.392
Tucker-Lewis NNFI	0.233
Bentler CFI	0.394
SRMR	0.174
BIC	5400.5

て、要因と隣接していないカードと関係線を削除した。この処理によって、63 枚のカードの内「bgm」や「easiness」など 14 枚のカードが削除された。しかし、これらの多くは要因に隣接する小さいグループを構成するカードであり、グループラベルがグループを表す情報としてモデルに残るため、損失された情報は少なかったとみなせる。また、分析対象によって、収集できる観測変数の属性数に限界がある。つまり、要因抽出の際に大量の要因を抽出した場合、データが集めきれずに多くの潜在変数がモデルに組み込まれ、モデルの識別問題が発生する危険性がある。そこで、次数の閾値を設定する際は、抽出する要因数と収集できるデータの属性との兼ね合いを熟慮した上で決定することが重要であると考えられる。このことを考慮すると、Fig.5 で示したように、収集できるデータの属性数より抽出される要因数が少なくなるような閾値がおおよその目安となると考えられる。

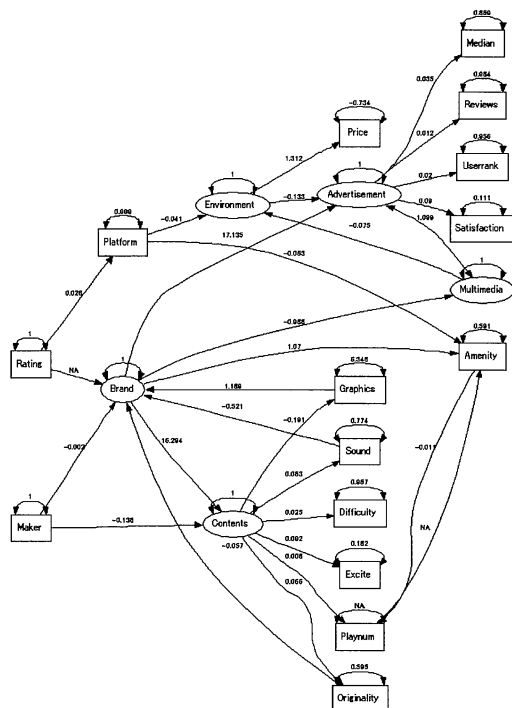


Fig.10 パスを追加した SEM モデル

考えられる。

次に、KJ 法の結果を基にした SEM モデル構築プロセスについての考察を行う。まずは要因の抽出法について、本論文では次数に閾値を設け、閾値以上のカードを要因とし

カード間の表現の統合について、この処理ではカードに記述されている内容を概念的に統合することでモデルの洗練を行った。本論文では、分析者が 1 枚 1 枚の意味を確認しながらカードを統合した。これは機械的な統合処理による誤った分類を避けるためである。しかし、KJ 法の規模が大きくなった場合は、オントロジーやシソーラス等を用いた機械的な分類が有用であると考えられる。また、この処理で 49 枚のカードを 19 の概念に分類したが、Web 上から 17 の属性のデータを 2381 件分収集できたため、15~20 程度にカード数を洗練したことは、データ割り当ての面からも適切だったと考えられる。

6. おわりに

本論文では、創造的開発技法から分析モデルを抽出し、要因の影響力の定量化を行う手法の提案を行った。SEM の問題点であるモデルの客観性や、個人差で生じるモデルの説明力や解釈の難しさなどの点を改善するため、創造的開発技法の 1 つである KJ 法を用いてモデルの構築を行っ

Table.4 修正後のモデルの適合度

Model Chisquare	2675.7
Chisquare (null model)	10151
Goodness-of-fit index	0.858
Adjusted goodness-of-fit index	0.784
RMSEA index	0.118
Bentler-Bonnett NFI	0.736
Tucker-Lewis NNFI	0.656
Bentler CFI	0.742
SRMR	0.100
BIC	2061.4

た。

実験では、「ゲームソフトがヒットする要因」をテーマに KJ 法を実施し SEM モデルを構築することで、ゲームの内容やブランドなどの消費者視点の要因を抽出することが出来た。また、提案したプロセスによってモデルを構築することで、消費者の様々な定性的な意見を体系的にまとめ上げ、モデルを洗練しながら最終的に客観的説明力が高い購入要因モデルを構築することが出来た。

しかし、KJ 法には年齢層や、テーマへの関心の高さ、知識量に偏りが生じることで結果が大きく異なるという問題点がある。そのため、1つの実験結果を基にしたモデルでは信頼性や妥当性に課題が残る。そこで、今後の課題として、様々な条件の被験者を対象とした、複数の実験結果の統合を行い、それを基にモデルの構築を行うことが挙げられる。このプロセスによってモデル構築を進めることで、より客観性の高い要因モデルを構築できることが期待できる。

参考文献

- [1] F. Kotler and K. L. Keller: Marketing Management, Pearson Education (2008)
- [2] 柳井晴夫、繁樹算男、前川眞一、市川雅教: 因子分析 その理論と方法、朝倉書店 (1990)
- [3] 武藤眞介: 統計解析ハンドブック、朝倉書店 (1995)
- [4] D. Freedman, R. Pisani and R. Purves: Statistics, W. W. Norton & Company (2007)
- [5] 照井伸彦: バイズモデリングによるマーケティング分析、東京電機大学出版局 (2008)
- [6] 豊田秀樹: 共分散構造分析[入門編]、朝倉書店 (1998)
- [7] J. Pearl: Causality: Models, Reasoning, and Inference, Cambridge university press (2000)
- [8] K. Kitami and R. Saga: Causality Analysis for Best Seller of Software Game by Regression and Structural Equation Modeling, 2010 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp.1495-1500, (2010)
- [9] 和田佳久、辻洋: オフショア・ソフトウェア開発委託の構造方程式モデリングによる成否要因分析、電気学会論文誌 C, 128 巻 4 号 (2008)
- [10] 日本能率協会総合研究所: 最新マーケティングリサーチ・テクノロジー全集、(2007)
- [11] D. Silverstein, P. Samuel and N. Decarlo: The innovator's

toolkit, Breakthrough Management Group International (2009)

[12] PlayStation mk2, <http://www.psmk2.net/>

[13] The R project for Statistical Computing, <http://cran.r-project.org/>

[14] Graphviz, <http://www.graphviz.org/>

[15] 豊田秀樹: 共分散構造分析[Amos 編]、東京図書 (2007)