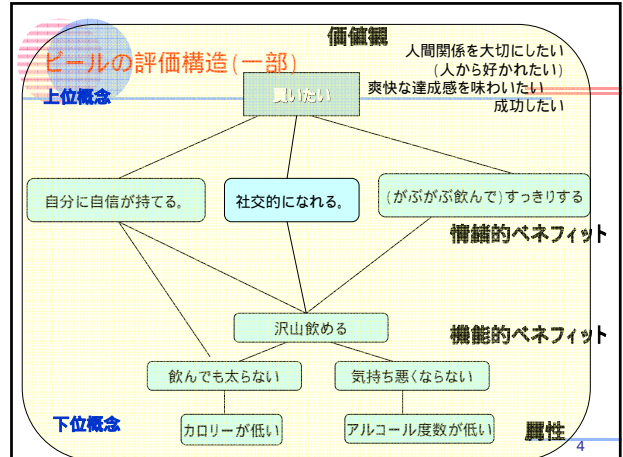


## 消費者言語に基づく 多段階選択プロセスの分析 グルーピング評価グリッド法の 選択モデリング



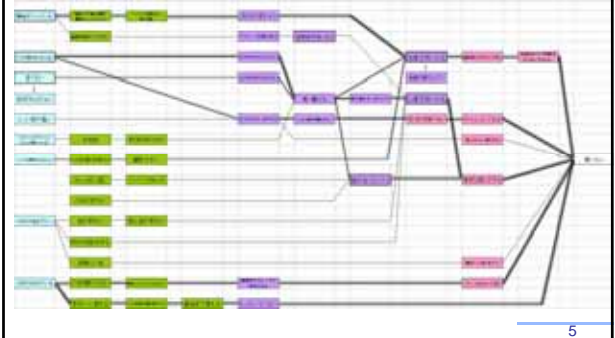
2006.6.17@JACS  
女子栄養大学 芳賀麻誉美  
筑波大学 水野誠



## 1. はじめに

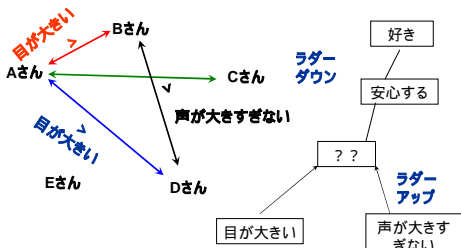
- 評価グリッド法とは？
  - Kellyのパーソナル・コンストラクト理論に基づき、人の認知構造を把握する測定法として開発された「Lパートリーグリッド法」を発展的に改良
  - 何らかの「好み」「総合評価」の理由を問う形で、個人の評価構造を探索する一連の測定手法の総称
  - 選好に関わる消費者言語を獲得し構造化する手法として、建築設計や商品開発で活用されてきた

## < 実際例 個人別階層構造図 >



## 讃井法 比較対が少ない場合

- 全ての比較対で、総合評価判定の理由を問う



- 評価グリッド法のポイント

- 目的となる総合評価が頂点にある構造
- 総合評価の理由を問うことで、対象者にとって意味ある点のみを抽出する。
  - 調査者側の意図や思い込みは、捨てる
- 個人差に注目。個人の言葉で個人の階層図を作成
  - 辞書は後から適用する。
  - 収集した用語は、別途データベースにして利用できる
- 統一的理解をするために、はじめて共通の評価階層図を作成。
  - 定量調査の仮説モデルに利用可能
- 結果が多様に活用できる。(製品開発・企画で有効)

### 評価グリッド法の優れている点は？

- 1対提示 + 優劣評価 + 理由を問う = 讚井の貢献
  - 1対提示にして **優劣(選好)理由「だけ」**を求める。
  - **差を全て抽出するのは無駄**という優れた判断があった。(認知構造の全ては必要ない)
  - **総合評価を頂点**とする **最低限必要な構造**が抽出
    - 目的を頂点とする構造を仮定した。
    - 過不足が無いことが重要

8

### 讚井法 比較対が多い場合

- パタン1: グループ間の比較する方法
- パタン2: グループをまとめていって、比較する方法
  - 比較対をさらに少なくするため、選択モデルという意味で根拠なし

11

### 評価グリッド法の問題点

- 評価グリッド法の問題点は？
  - 扱える対象品数は10品程度まで(レパートリーグリッド法で使用する3個組も同様)
    - 数が多い場合には、工夫が必要。
      - グループ化させる方法や、大成丸山法式はあった。
  - 1対提示のため「対照性(コントラスト)」のみを使用している。
    - 認知構造全体ではない……これは意図していた部分
    - 認知システムの「類似性(同一性)」については考慮していない……これは意図していたわけではない??

9

### 目的大小子が好き (それ以外は論外)

<対照性(差異性)のみ>

必要条件(カットオフ基準)が何度も登場。対象が多く、浅くしか聞けない場合には、問題が大きい？

<類似性(同一性)あり>

必要条件(カットオフ基準)をまず知るために、類似性を手がかりにした方が、効率が良い!?

好きな人の共通点は？

12

### 評価グリッド法の問題点

- 応用上の問題点
  - 想起品(考慮集合)をカード化して行うのが原法。考慮集合に入るかどうかはまずは問題であり、これをカバーしていない。
  - 市場から網羅的に商品を選択すると、調査アイテム数が多くなる。比較対の爆発が起こり、総当り法は実施不可能。
  - 事前にグループ化して行う方法はある。消費者行動研究で言うところの「選択モデル」の知見が生かされていない。

10

### 2. グループ評価グリッド法

1) グループ分けし共通点(カットオフ基準条件)を抽出する。

嫌いな物 似ているグループ

好きな物 似ているグループ

総合評価を基準(参考)に、似ているグループに分けるグループの共通点を抽出(類似)

段階1: 必要条件の抽出

G内類似と呼ぶ

13

2) グループ間の比較で差異(カットオフ基準)を抽出する。

グループ間での優劣(順位)を確認  
グループ間を比較提示・優劣判断  
優劣の理由の抽出(差異)  
ラダリング

段階1: 必要条件の抽出 **G間差異と呼ぶ**

14

18

3) 一番良いグループ内の一対比較: 考慮集合内の比較で、優差の理由を抽出する。

グループ内での優劣(順位)を付ける  
各対象1品を一対比較で提示・優劣判断  
優劣の理由の抽出(差異)  
ラダリング

**G内差異と呼ぶ**

15

- 対象者の選好態度(総合評価)に構造を仮定し、映画に対しての調査データを分析する
- 問題点
  - 定量調査と分析に際して「仮説」そのものがない。調査項目の設計ができない。
  - 分析・モデリングが困難。
    - 調査項目に過不足があると、定量分析の推定値は当てにならない。

19

1. 事例背景

- 事例の大きな目的
  - 映画の推薦を行うリコメンドモデルを作成する

↓

ベイジアン・ネットを使ったモデリングと確率推論によるリコメンド・システムの作成

20

データ収集の目的

- 映画コンテンツの評価構造の探索と定量調査項目の設計
  - 評価構造の仮説作成により、調査項目設計、分析事前知識の取得を目指す
  - 質的発見がありながら定量調査と親和性が高い「評価グリッド法」を利用
- グルーピング評価グリッド法の開発と応用可能性の検討
  - グルーピング評価グリッドの応用可能性の検討と更なる進化を目標に

20

グルーピング評価グリッドの利用理由  
対象となる映画コンテンツ数が多い

- 194コンテンツ

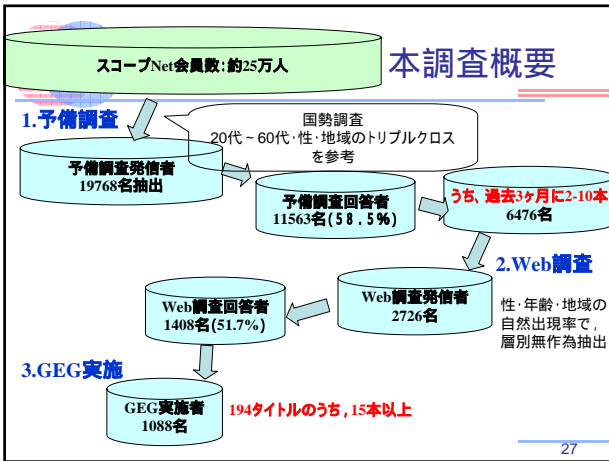
必要条件(カットオフ基準)を効率よく知る必要性

- 対照性(差異性)の他に類似性(同一性)を上手く取り入れて、効率的に調査できないか。
- 顧客自身の言葉を使う

各映画コンテンツのポジショニングと弱み強みの把握を同時に行いたい

21

29



31

28

この観てよかった映画グループについて、グループ分けの理由となったお気に入りの点(共通点)について、詳しくお聞かせください。お気に入りの点から、観てよかったの点を( )に単語や文を入れて、文章を作成しながら、お答えください。

観てよかった映画グループ

グループ毎をまとめて画像を表示。 [例文へ](#)

観てよかった映画グループは

事実や特徴	その時の気持ち
映画の理由が [理由A] が [理由B] ので	理由C な気持ちになる
映画の理由が [理由A] が [理由B] ので	理由D な気持ちになる
映画の理由が [理由A] が [理由B] ので	理由E な気持ちになる

1行必須設定

定型自由記述

32

どういった点に差があるから、観てよかったのかを( )に単語や文を入れて、文章を作成しながら、お答えください。

グループ毎をまとめて画像を表示。観てよかった理由。観てよくなかった理由。

例文集へ

定型自由記述

5-1) 観てよかった映画グループは、観てよくなかった映画グループに比べて、

事実や特徴

観た理由	理由①A	が	どんな理由①B	ので	理由①C	な気持ちになる	という点で差があるから、観てよかった
観た理由	理由②A	が	理由②B	ので	理由②C	な気持ちになる	という点で差があるから、観てよかった
観た理由	理由③A	が	理由③B	ので	理由③C	な気持ちになる	という点で差があるから、観てよかった

その他の気持ち

三つとも必須設定

G間差異(観て良かった)

33

## 消費者の意思決定ルール

- 先行研究: 選択肢が多数の場合、消費者は最初の選別において、**非補償型ルール**(連結型, EBA)を用いる (e.g., Payne 1976; 竹村和久 1996)
- G内類似性・G間差異 = 考慮集合に入った選択肢に共通する理由
- **連結型ルール**による選別(スクリーニング)
  - 選択肢が属性  $j_1, \dots, j_j$  をすべて持つとき選別
  - 消費者はどのような特徴に注目して選別するか?

36

## G内類似性とG間差異

- 選択肢全体から、受容する選択肢のグループ(考慮集合)を抽出
- 共通性
  - グループ内類似性
  - グループ間(外部との)差異
- 最終選択枝の特性
  - グループ内(他との)差異

34

## 連結型ルールの確率的選択モデル

- 先行研究: 片平, 古川, 濱岡 1998; 福田, 森地 2002; Gilbride and Allenby 2004; ...
- 属性  $j$  に照らして選択肢  $i$  が受容される(排除されない)確率:  $q(i, j)$
- 満たすべき属性集合  $D$  に対して、選択肢  $i$  が選別される確率:
 
$$p(i | D) = \prod_{j \in D} q(i, j)$$
- 二値属性への適用:  $q(i, j) = \begin{cases} q_0(i, j) & \text{for level 0} \\ q_1(i, j) & \text{for level 1} \end{cases}$

37

## 考慮集合 + 特徴データ

- 消費者  $h$  が選択肢  $i$  を選別  $c_{hi} = 1$ ; else  $c_{hi} = 0$
- 消費者  $h$  の考慮集合:  $C_h = \{ i | c_{hi} = 1 \}$
- 消費者  $h$  が  $C_h$  に共通な特徴  $j$  を申告  $d_{hj} = 1$ ; else  $d_{hj} = 0$
- 消費者  $h$  にとっての共通特徴集合:  $D_h = \{ j | d_{hj} = 1 \}$

個人	考慮集合				特徴(ことば)			
	$i = 1$	$2$	$\dots$	$I$	$j = 1$	$2$	$\dots$	$J$
$h$	$c_{hi}$				$d_{hj}$			

35

## モデルの定式化

- 消費者が特徴  $j$  に照らして選択肢  $i$  を受容する確率:
 
$$q(i, j) = [1 + \exp(-\alpha_j z_{hji} - \beta_j)]^{-1}$$

ここで  $z_{hji}$  は消費者  $h$  が、選択肢  $i$  が特徴  $j$  を持つと申告しているかどうかで、 $z_{hji} = c_{hi} * d_{hj}$  で求める。

  - 選択肢  $i$  が特徴  $j$  を持つ:  $q_0(i, j) = [1 + \exp(-\beta_j)]^{-1}$
  - ... 持たない:  $q_1(i, j) = [1 + \exp(-\alpha_j - \beta_j)]^{-1}$
- 選択肢  $i$  が選別される確率:  $\Pr[c_{hi} = 1 | D_h] = \prod_j q_{ij}$ 
  - 最尤法によるパラメータ推定

38

## パイロット・スタディ

- 出現頻度90(出現率5%)以上の映画を抽出
- 頻度またはリフト値が高い語を15個選択
  - 「気持ち」を表す形容詞, ポジティブな理由
- 最低1つ映画を回答した100人を無作為抽出41の映画
- 出現頻度が3未満の語を削除 10の語
- 連結型モデルの適用
  - 初期値を変えて20回繰り返す

39

## 連結型モデルの推定結果

	$\alpha$	t値	p値	$\beta$	t値	p値
1 良い	5.656	0.282	0.389	5.318	2.034	0.023
2 面白い	6.439	0.168	0.434	5.708	2.241	0.014
3 楽しい	17.493	0.138	0.445	-2.887	-40.345	1.000
9 わくわく	14.776	0.000	0.500	8.854	1.270	0.104
10 うれしい	13.333	0.001	0.500	8.425	1.538	0.064
13 どきどき	12.925	0.001	0.499	8.388	1.522	0.066
15 好きだ	12.131	0.001	0.500	9.250	1.127	0.132
16 もう一度	12.890	0.000	0.500	11.100	0.511	0.306
19 すっきり	11.407	0.002	0.499	8.612	1.382	0.085
27 すばらしい	12.621	0.000	0.500	11.678	0.414	0.340

42

## 対象となった映画(41本)

- ジャンル別構成

40

## 推定結果の解釈

- 「良い」「面白い」はなくても, 選別される
- 「楽しい」がないと, 選別されない
  - 他の語は選別に対して, 中立的である

43

## 対象となった映画(41本)

- ゴースト・ニューヨークの幻
- レインマン
- ショーシャンクの空に
- フォレスト・ガンブー一期一会
- タイタニック
- グリーン・マイル
- ウォーター・ボーイズ
- ラスト・サムライ
- ベン・ハー
- レイダース/失われたアーク
- ターミネーター
- トップガン
- ダイ・ハード
- ターミネーター2
- レオン
- TAKU
- 踊る大捜査線 THE MOVIE
- 少林サッカー
- オーシャンズ11
- スパイダーマン
- 踊る大捜査線 THE MOVIE2 レインボーブリッジを封鎖せよ!
- シックス・センス
- E.T.
- ネバー・エンディング・ストーリー
- バック・トゥ・ザ・フューチャー
- インディペンデンス・デイ
- メン・イン・ブラック
- アルマゲドン
- マトリックス
- ハリリー・ポッターと賢者の石
- ハリリー・ポッターと秘密の部屋
- ターミネーター3
- ロード・オブ・ザ・リング/王の帰還
- マトリックス・リローデッド
- サウンド・オブ・ミュージック
- 風の谷のナウシカ
- 天空の城ラピュタ
- となりのトトロ
- もののけ姫
- 千と千尋の神隠し
- モンスターズ・インク

41

## 補償型ルールとの比較

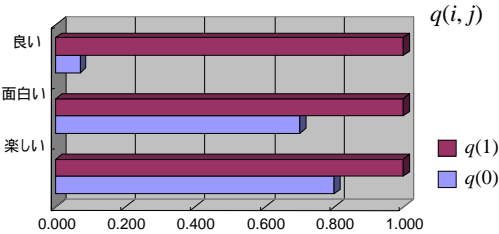
- 同じデータについて二項ロジット分析を実施
 
$$\Pr[c_{hi} = 1] = [1 + \exp(-\sum_j \gamma_j z_{ij})]^{-1}$$
- 全体に説明力は低い(AICは連結型より劣る)

	$\gamma$	t値	p値
定数項	-2.239	-40.353	0.000
1 良い	0.079	0.296	0.383
2 面白い	0.322	1.210	0.113
3 楽しい	0.164	0.636	0.262
9 わくわく	0.582	1.006	0.157
10 うれしい	0.156	0.207	0.418
13 どきどき	-2.584	-1.656	0.049
15 好きだ	-0.371	-0.401	0.344
16 もう一度	0.319	0.540	0.295
19 すっきり	-0.143	-0.217	0.414
27 すばらしい	1.065	1.681	0.046

44

## アクション系作品の場合

- 「良い」がないと、選択されない
- 「面白い」「楽しい」も有意ではないが、ともに重要



45

## 今後の課題: 実用性の追求

- ことばの異質性の考慮
  - 形容詞 + 名詞, 形容詞, ...
  - ネガティブな理由
  - 階層性 (気持ち... 主観的属性... 客観的属性)
- 個人の異質性の考慮
- 映画の異質性の考慮
  - ..... 個人の識別や、映画の識別を行うのに効率的な消費者言語を探ることができれば、映画コンテンツのリコメンドにも役立てることができる。
- データ前処理プロセスの効率化
- データ収集プロセスの発展

48

## 結果の整理

- 考慮集合の形成は、気持ちを表すことばによる、**連結型ルール**で記述できる
- 理由 (気持ち) として多くあがる「面白い」「楽しい」「良い」のうち、「楽しい」が満たされないと、(他がよくても) 考慮集合に入らない
  - ちなみに相互の相関 (Spearman) は -0.2 前後
  - 「楽しい」のリフト値は他より大きい
  - 気持ちの背後には、より具体的なイメージや客観的内容との階層的関係がある (評価グリッド)

46

## 今後の課題: 理論的精緻化

- モデルの妥当性検証
  - 推定の安定性の確認
  - クロス・バリデーション (予測妥当性)
- 二段階モデルへの拡張
  - G (考慮集合) 内差異の分析
  - 非補償型ルールのソフトな制約 (Swait)

47