



社会心理学における適用:
社会的認知

計算モデリング

2011/05/10 高木英至

1

いくつかの適用形態@社会心理学

- ▶ 社会的認知 — 本日
 - ▶ 認知の歪み
- ▶ 集団過程
 - ▶ 集団意思決定
- ▶ 人間関係
 - ▶ 友人・恋愛関係
- ▶ 進化シミュレーション
 - ▶ 協力の進化
- ▶ 社会的認知: 例
 - ▶ 錯誤相関
 - ▶ 内集団認知
 - ▶ 記憶
 - ▶ 自己認知

▶ 2

■ 1. 錯誤相関(Illusory Correlation)

	集団A(大)	集団B(小)
多い行動	18	9
少ない行動	8	4

過大評価
される

- ▶ 人は他者の行動のエピソードに接し、記憶する。
- ▶ 2つの集団、2種類の行動
- ▶ → 小集団は少数の型の行動(例: 犯罪)で特徴づけられる。

3

錯誤相関のシミュレーションSmith(1991)

Hamilton & Gifford(1976)のシミュレーション
目立ちやすさを仮定しなくても錯誤相関が生じる

刺激提示の方法
集団Aの田中さんは病気の友人を見舞った

[000000][000000][+1+1+1+1+1+1][+1+1+1+1+1+1]
group member behavior type behavior
(pos/neg)

これを39人分 (pos A:B=18:9 neg A:B=8:4) 呈示 → 学習

▶ 4

Smith, E.R. のコンピュータシミュレーション

◎ 基本モデル

- ☆ Hintzman(1986)の Memory Model
- 特定刺激の traces は encode され、記憶に貯蔵される。[stimuli → encoding → traces]
- 知覚者は刺激の多くの features に sensitive
- features - binary: 1/-1/0(indeterminate)
- 出会った刺激は長期記憶 (LTM) に記録される。
- 忘却 (forgetting) — 記憶内の features がランダムにゼロになる。

検索 (retrieval) = 一つの probe が記憶に提示されると反応 (echo) が生じる。

1. echo intensity = その probe と記憶内の全 traces の類似性の合計
2. echo content = その probe のもともとゼロだった部分を充たせる、a feature vector

◎ シミュレーションの結果

- 以下の結果を再現した。
- 1. ϕ 係数と評定において、Hamilton 型の錯誤相関が観察された。
- 2. 錯誤相関の原因は小集団一少人数の過大評価にある。
- 3. ϕ 係数は小集団の評定だけと相関する。
- 4. 第3の集団を導入すると錯誤相関は低下する。

▶ 5

■ 2. 外集団の均質性認知 (Out-Group Homogeneity)

▶ 内集団 (in-groups) / 外集団 (out-groups)

▶ 認知上の特質

- (1) 内集団びいき傾向 (in-group favoritism) ~ Tajfel (1982)
- (2) 外集団成員を均質と見る傾向

▶ 【例】

- 1人の意見を集団全体に一般化する傾向は、内集団より外集団(他大学)に対して高い。(Quattrone & Jones, 1980)
- 女子学生。ファッションや学習態度に関し、自分の寮成員にはヴァリエティがあると思う。しかしライバル寮の成員は均質的だと思う。(Park & Rothbart, 1982)
- パーソナリティ、行動の特徴の違いを内集団成員に対してより知覚しやすい。(Jones et al, 1982; Park & Rothbart, 1982)

▶ なぜか？

▶ 6

Linville ら (1989) のモデル

- differential familiarity 仮説: ある集団の成員への familiarity が高いとその集団への分化 (differentiation) と変異性 (variability) の知覚が高まる。

▶ 7

2つの分化知覚の測度

- $\langle p_1, \dots, p_m \rangle$: m水準をもつある属性の知覚した分布
- p_i : その属性の水準 i の、近くされた比率

- 1. P_d : 分化確率 (probability of differentiation)

$$P_d = 1 - \sum p_i^2.$$

[エントロピー $E = -\sum p_i \cdot \log p_i$ に相当する。]

- 2. Var : 知覚された変異性 (Perceived Variability)

$$Var = \sum p_i (X_i - M)^2.$$

- ただし、 $M = \sum p_i \cdot X_i$. (in-group favoritism の指標)

- P_d と Var は別である。

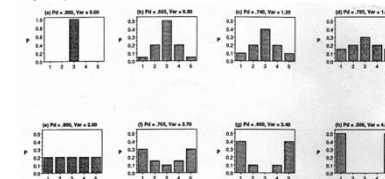
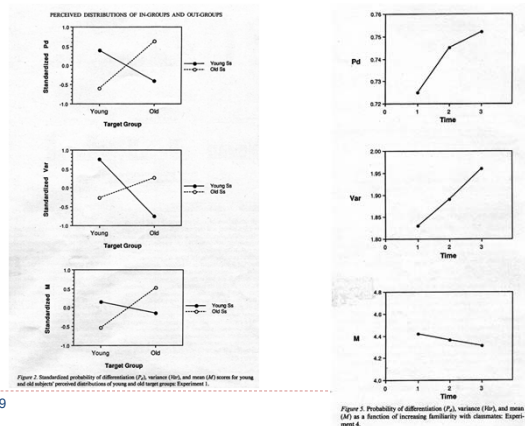


Figure 1. Probability of differentiation (P_d) and variance (Var) computed for bell-shaped and bimodal distributions.

▶

Linville ら (1989) の実験



▶ 9

Linville ら (1989) のモデル

- ▶ (1) Multiple Exemplar Representation
 - ▶ 1. 社会的カテゴリーの知識は、カテゴリー exemplar のリストによって、長期記憶 (LTM) の中で表される。
 - ▶ 2. 各カテゴリー exemplar は a feature set として表される。

Table 1
Example of a Multiple Exemplar Representation

Exemplar	Attributes				
	G	R	I	A	F
1	1	2	5	5	7
2	1	1	4	4	2
3	2	3	5	2	5
4	1	2	6	4	5
5	2	2	3	1	7
6	1	1	5	3	3

Note: This table illustrates a multiple exemplar representation of a category. Attribute *G* encodes gender, *R* encodes religion, *I* encodes intelligence, *A* encodes attractiveness, and *F* encodes friendliness. Table entries are attribute levels. For example, Exemplar 2 has Level 1 of gender (female) and Level 1 of religion (Protestant). The attributes *I*, *A*, and *F* assume levels from 1 (very low) to 7 (very high).

▶ 10

学習・記憶の過程

～ Hintzman (1986) のモデル

- ▶ 学習
 - ▶ P_{learn} : ある期間で出会ったある exemplar が LTM に貯蔵される確率 exemplar の極端さとともに高まる。
- ▶ 忘却
 - ▶ P_{forget} : 前期間での記憶痕跡が現期間で忘却される確率
- ▶ 再生 (Retrieval)
 - ▶ exemplar は 記憶 probe によって再生される (LTM において活性化される)。
 - ▶ $P_{retrieve}$: exemplar の極端さとともに高まる。
 - ▶ 活性化させた exemplar は「強度」を持つ。

▶ 11

▶ 分布知覚の形成

- ▶ ある属性値を持つカテゴリー成員の知覚された比率は、 SAS に比例する。

C_i : カテゴリー属性 C の i 水準

A_j : 属性 A の j 水準

$SAS(C_i, A_j)$: A_j の値をとる カテゴリー C_i の
全 exemplars の活性化強度の合計

$P(A_j | C_i)$: A_j の値をとる C_i 成員の、知覚された比率

$P(A_j | C_i) = SAS(C_i, A_j) / \sum_k SAS(C_i, A_k)$

▶ 12

シミュレーションモデル

- ▶ 属性の3つの確率分布: Bell / Skewed / Bimodal
- ▶ 1期間は2段階に分かれる。
 - ▶ (1) 学習段階: exemplars に出会い、記憶や忘却が生じる。
 - ▶ (2) 推定段階: exemplar の属性の分布を推定する。
- ▶ 5期間
- ▶ 2属性: C(確率分布)と1つのA(7水準)
- ▶ $P_{Learn} = 0.9$ if 極端なexemplar (1 or 7)
0.5 if 極端でない exemplar (2~6)
- ▶ $P_{Forget} = 0.1$
- ▶ $P_{retrieve} = 0.95$ if 極端なexemplar (1 or 7)
0.75 if 極端でない exemplar (2~6)
0 if probe に合わない exemplar

▶ 13

シミュレーション結果

- ▶ PdとVarは Familiarity とともに増大
- ▶ PdとVarへの効果は Familiarity とともに逓減
- ▶ VarよりPdに対し、Familiarity の効果は強い。
- ▶ VarとPdは別
 - Bell と Skewed の分布では両者の相関は 0.3 ~ 0.6
 - Bimodal では負の相関
- ▶ Familiarity はMIには効果なし

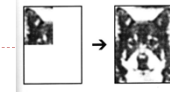
▶ 14

シミュレーション結果は主要な実験結果を説明する

- ▶ PdとVarは Familiarity が高い(内集団、関係の進行)と高い。
- ▶ PdとVarへの効果の逓減 → 内／外集団でともに Familiarity が高まれば、差が出ない。
- ▶ Pdの方がVarよりFamiliarity の効果が出やすい。

▶ 15

■ 3. 平行分散処理モデル (記憶のシミュレーション)



- ▶ アクセシビリティ
- ▶ パタンの記憶 → 似たパタンに出会うと欠けた情報も人は再現する。
- ▶ 人間を「情報処理するネットワーク」としてモデル化
- ▶ 刺激情報: 多数の次元の値のパタン
- ▶ 再現
 - ▶ ネットワークが情報を要約して記憶する
 - ▶ 1度学習すると再学習が容易になる

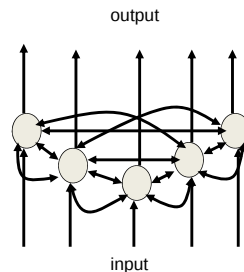
▶

16

Smith & DeCoster(1998)

Autoassociative Model

ある表象を40個のユニットから表す
ユニットはそれぞれ連結されている
各ユニットは意味を持たない



▶ 17

Smith & DeCoster(1998)

- ▶ 40のユニットが相互に関連
 - ▶ 各ユニットは-1~+1の範囲で活性化可能
 - ▶ 各ユニットへのインプット
 - 外部からのインプット ext_i
 - 他ユニットからのインプット $int_i = \sum_j (a_j \cdot w_{ij})$
- a_j : ユニットjへのインプット w_{ij} : ユニットjからiへのリンクのウェイト
各ユニットへのインプット全体 $N_i = (int_i + ext_i)$
各ユニットの活性化の変化
- $$\Delta a_i = E \cdot N_i(1 - a_i) - D \cdot a_i \quad \text{if } N_i > 0$$
- $$\Delta a_i = E \cdot N_i(1 + a_i) - D \cdot a_i \quad \text{if } N_i \leq 0$$
- EとD: 活性化と減衰を規定するパラメーター

▶ 18

Smith & DeCoster(1998) Simulation 1

- ▶ 新奇な刺激人物の印象形成にイグゼンプラーを利用する (e.g., Andersen & Cole, 1990)
- ▶ 方法
 - ① 1000のランダムパターンの学習
 - ② 20のパターン(そのうち10は同一ターゲット刺激, 残りはランダム)の学習(イグゼンプラーの学習)
 - ③ ターゲット刺激の40ユニットのうち5つを欠損させて情報として与える.
- ▶ 結果
 - 欠損の5つのアウトプットはターゲット刺激と類似 ($r = .828$; $t(9) = 26.37$, $p < .0001$)

▶ 19

Smith & DeCoster(1998) Simulation 5

- ▶ 一度ある刺激のアクセシビリティが高まると、その後時間経過と共にそのアクセシビリティが低下しても、再度刺激の手がかりが呈示された場合、最初よりも早くアクセシビリティは上昇する.
- ▶ これまで得られた知見の再現ではなく、新しい知見.

▶ 20

Smith & DeCoster(1998) Simulation 5

▶ 方法

- ①練習:500のランダムパターンの学習
- ②20のパターン(そのうち10は同一ターゲット刺激, 残りはランダム) × 5ブロックの学習
- ③500ランダムパターンの学習
- ④20パターン(②と同じ) × 2ブロック

20パターンごとにターゲットのアクセシビリティを測定

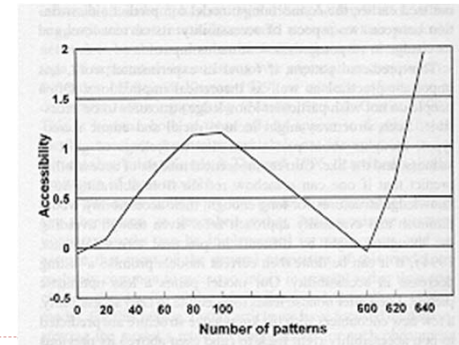
▶ 結果

アクセシビリティ 20試行目<620試行目



▶ 21

100人分のランの平均



▶ 22

■ 4. 自己のシミュレーション

- ▶ 自己評価におけるポジティビティ・など
Nowak, Vallacher, Tesser & Borkowski(2000)

- ▶ Cellular Automata Model
一般的に2次元平面の格子を仮定
個々の格子が一要素となる
各要素は隣接8格子と相互に影響

▶ 23

自己評価のシミュレーション

- ▶ 要素の中心性
このシミュレーションでは固定 2~10
3つの中心性が高い(=10)要素を配置
- ▶ 隣接格子からの影響
 $\sum(V_j \times W_{ij}) > V_i \times W_i \rightarrow$ 要素 i の変容
- ▶ 自己評価
 $Eval = \sum(V_i \times W_i) / \sum W_i$
 V_i 要素 i の感情価 -1/+1
 W_i 要素 i の重みづけ -1/+1
- ▶ 要素 i をランダムに抽出(400回繰返し)

▶ 24

