

# 商品アソートメント変化の考慮集合の 形成とブランド選択に及ぼす影響

マーケティングのデータ分析とモデリングアプローチ研究部会  
ウィラワン・ドニ・ダハナ(大阪大学)、中島望(大阪大学)、照井伸彦(東北大学)

# 発表概要

- 研究背景
- 研究目的
- モデル
- データ
- 分析結果
- まとめと今後の課題

# 研究背景

- 経営科学系研究部会連合協議会による平成22年度データ解析コンペティション。
- 共催団体
  - 日本オペレーション・リサーチ学会
  - 日本マーケティングサイエンス学会
  - 日本データベース学会
  - 早稲田大学マーケティング・コミュニケーション研究所CRM研究会
  - 日本計算機統計学会
  - 株式会社NTTデータ技術開発本部
  - 株式会社 産業科学研究開発センター(事務局)
- データ提供元
  - カスタマー・コミュニケーションズ(株)

# データ概要

データ : ドラッグストアにおける日用品ID-POSデータ

製品 : 口中衛生用品、衣料用洗剤類、インバスヘアケア

期間 : 2008年1月1日～2009年12月31日

店舗数 : 12店舗

顧客 : 当該商品のハウスカードの提示による購入

データ項目: トランザクション+店舗属性+顧客属性

# 対象製品

分類	JICFS分類	JICFS分類名	アイテム数	メーカー数
口中衛生用品	212101	歯磨き	375	53
	212103	歯ブラシ	525	47
	212105	洗口液	232	17
	212107	口中清涼剤	74	13
	212109	デンタル用品	143	29
	212111	義歯用品	82	11
	212197	その他口中衛生用品	30	16
衣料用洗剤類	212701	衣料用合成洗剤	173	15
	212703	洗濯用石鹼	24	10
	212705	ライト系洗剤	28	5
	212707	漂白剤	39	9
	212709	柔軟剤	230	18
	212711	仕上げ剤	21	9
	212713	衣料用処理剤	136	28
	212797	その他衣料用洗剤類	13	8
ヘアケア	232501	シャンプー	634	89
	232503	ヘアリンス・コンディショナー	372	56
	232505	ヘアトリートメント・パック	367	61
	232597	その他インバスヘアケア	280	22
合計			3778	516

# トランザクションデータ

分類	JICFS分類名	購買件数	分類別購買件数
口中衛生用品	歯磨き	226,636	
	歯ブラシ	238,087	
	洗口液	59,199	
	口中清涼剤	13,160	
	デンタル用品	29,673	
	義歯用品	27,332	
	その他口中衛生用品	3,874	597,961
衣料用洗剤類	衣料用合成洗剤	305,439	
	洗濯用石鹼	4,884	
	ライト系洗剤	37,919	
	漂白剤	87,955	
	柔軟剤	221,342	
	仕上げ剤	10,664	
	衣料用処理剤	30,297	
	その他衣料用洗剤類	3,262	701,762
ヘアケア	シャンプー	233,466	
	ヘアリンス・コンディショナー	147,278	
	ヘアトリートメント・パック	54,870	
	その他インバスヘアケア	21,060	456,674
合計		1,756,397	

# アイテムマスター

JICFS細分類コード	JICFS分類名	アイテムコード	メーカー名	メーカーコード	ブランド名
212101	歯磨き	95	花王	4901301	クリアクリーン
212101	歯磨き	96	花王	4901301	クリアクリーン
212101	歯磨き	97	花王	4901301	クリアクリーン
212101	歯磨き	98	花王	4901301	クリアクリーン
212101	歯磨き	99	花王	4901301	クリアクリーン
212101	歯磨き	100	花王	4901301	クリアクリーン
212101	歯磨き	101	花王	4901301	こどもクリアクリーン
212101	歯磨き	102	花王	4901301	こどもクリアクリーン
212101	歯磨き	103	花王	4901301	こどもクリアクリーン
212101	歯磨き	104	花王	4901301	つぶ塩
212101	歯磨き	105	花王	4901301	つぶ塩
212101	歯磨き	106	花王	4901301	ピュオーラ
212101	歯磨き	107	花王	4901301	ピュオーラ
212101	歯磨き	108	花王	4901301	ピュオーラ
212101	歯磨き	109	花王	4901301	ピュオーラ

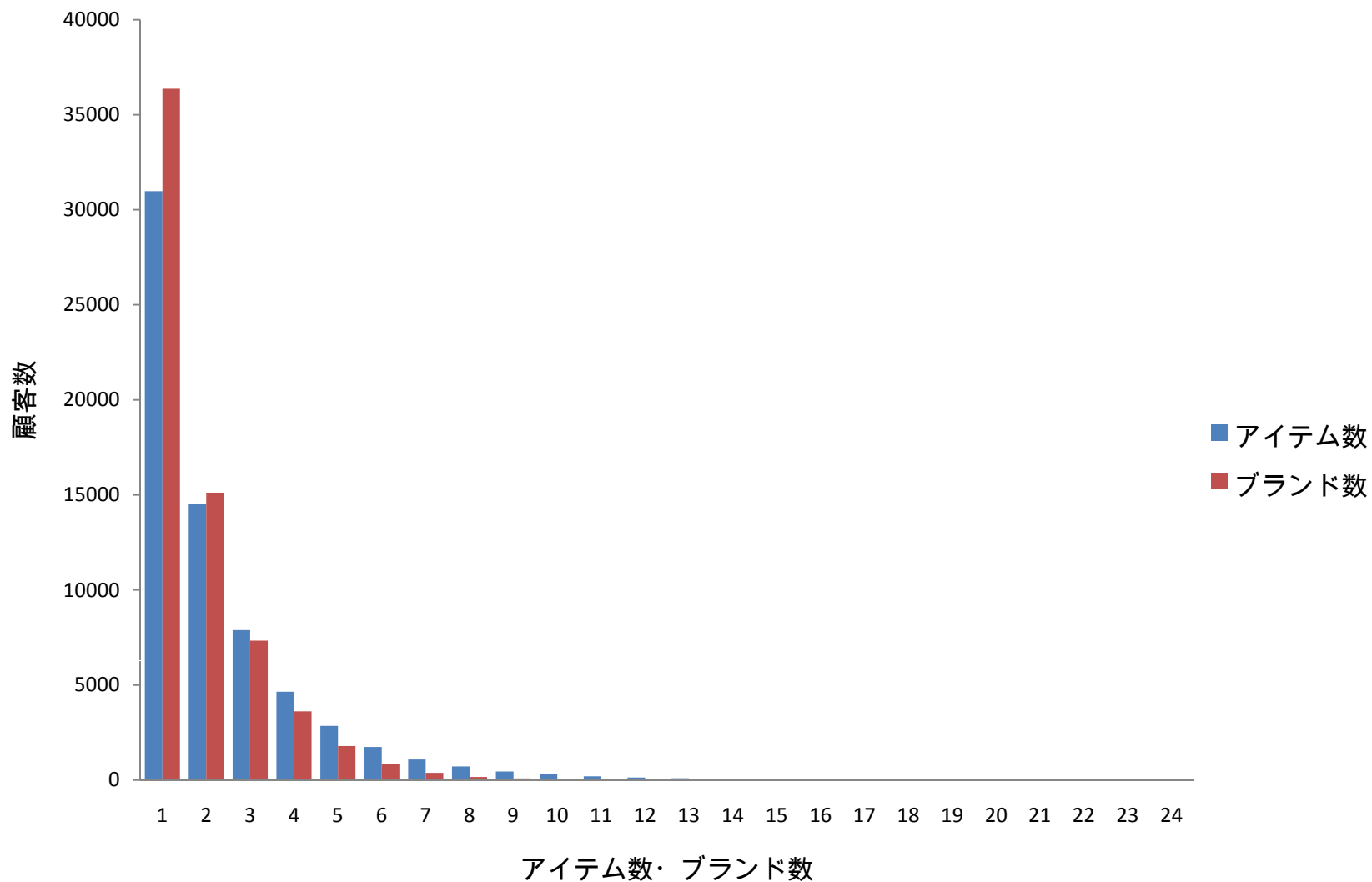
# 店舗の属性

店舗名	チェーン名	店舗立地	店舗面積	駐車場	売上(円単位) *
店舗 1	チェーン 1	地元駅前立地	2 5 0 m <sup>2</sup>	なし	77,692,303
店舗 2	チェーン 1	地元駅前立地	6 0 0 m <sup>2</sup>	1 0 台	74,909,993
店舗 3	チェーン 1	郊外立地	1 2 0 0 m <sup>2</sup>	3 0 台	96,549,016
店舗 4	チェーン 1	郊外立地	1 3 0 0 m <sup>2</sup>	2 0 台	77,515,240
店舗 5	チェーン 2	地元駅前立地	3 0 0 m <sup>2</sup>	なし	43,853,912
店舗 6	チェーン 2	地元駅前立地	5 0 0 m <sup>2</sup>	1 0 台	41,272,189
店舗 7	チェーン 2	郊外立地	1 0 0 0 m <sup>2</sup>	3 0 台	35,999,872
店舗 8	チェーン 2	郊外立地	1 7 0 0 m <sup>2</sup>	1 0 0 台	62,360,241
店舗 9	チェーン 3	地元駅前立地	2 5 0 m <sup>2</sup>	なし	20,407,696
店舗 1 0	チェーン 3	郊外立地	1 0 0 0 m <sup>2</sup>	4 0 台	58,003,193
店舗 1 1	チェーン 3	地元駅前立地	6 0 0 m <sup>2</sup>	なし	16,970,976
店舗 1 2	チェーン 3	郊外立地	1 1 0 0 m <sup>2</sup>	5 0 台	35,279,675

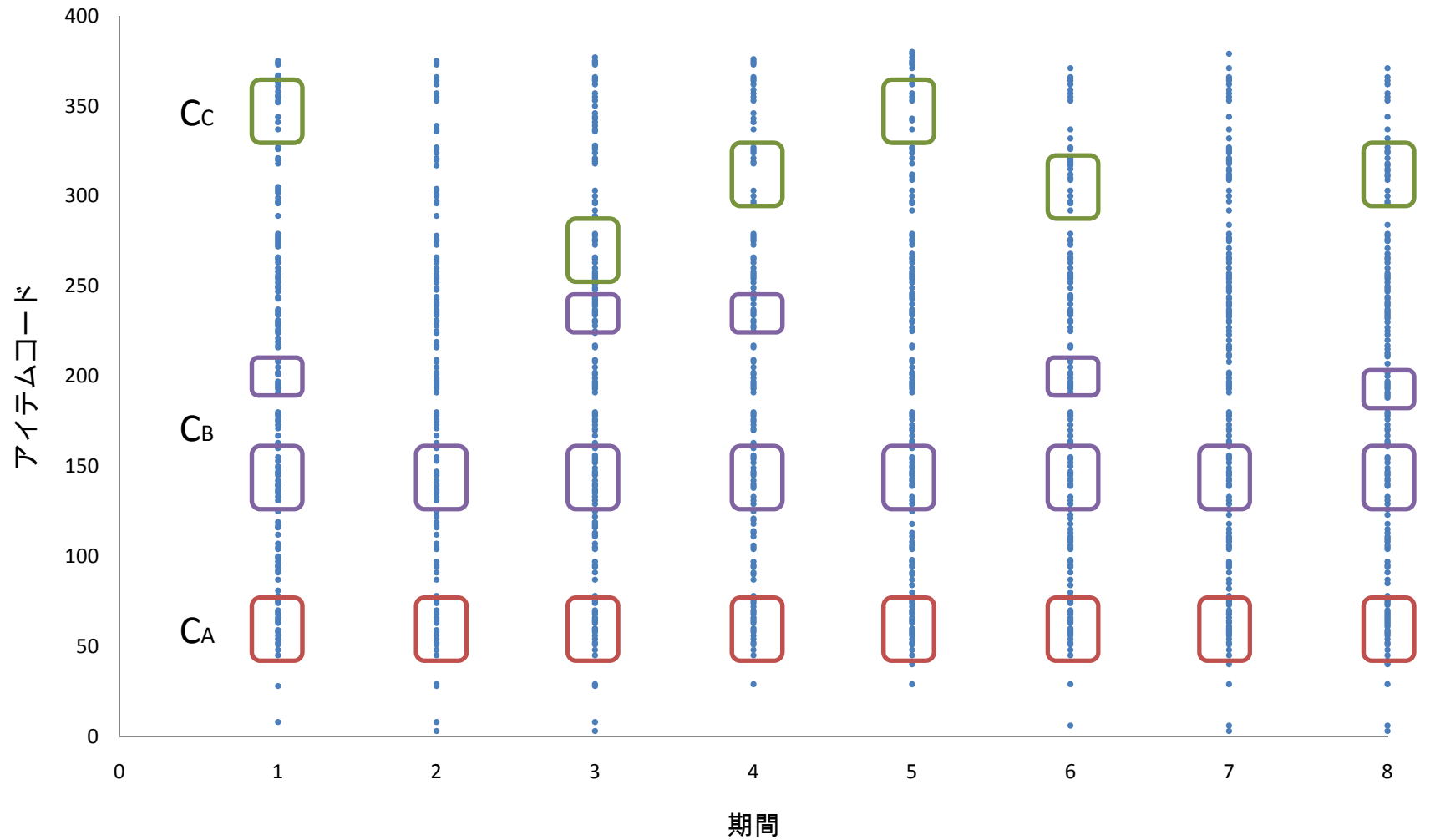
\*) 2008年1月1日～2009年12月31日の対象製品の売上



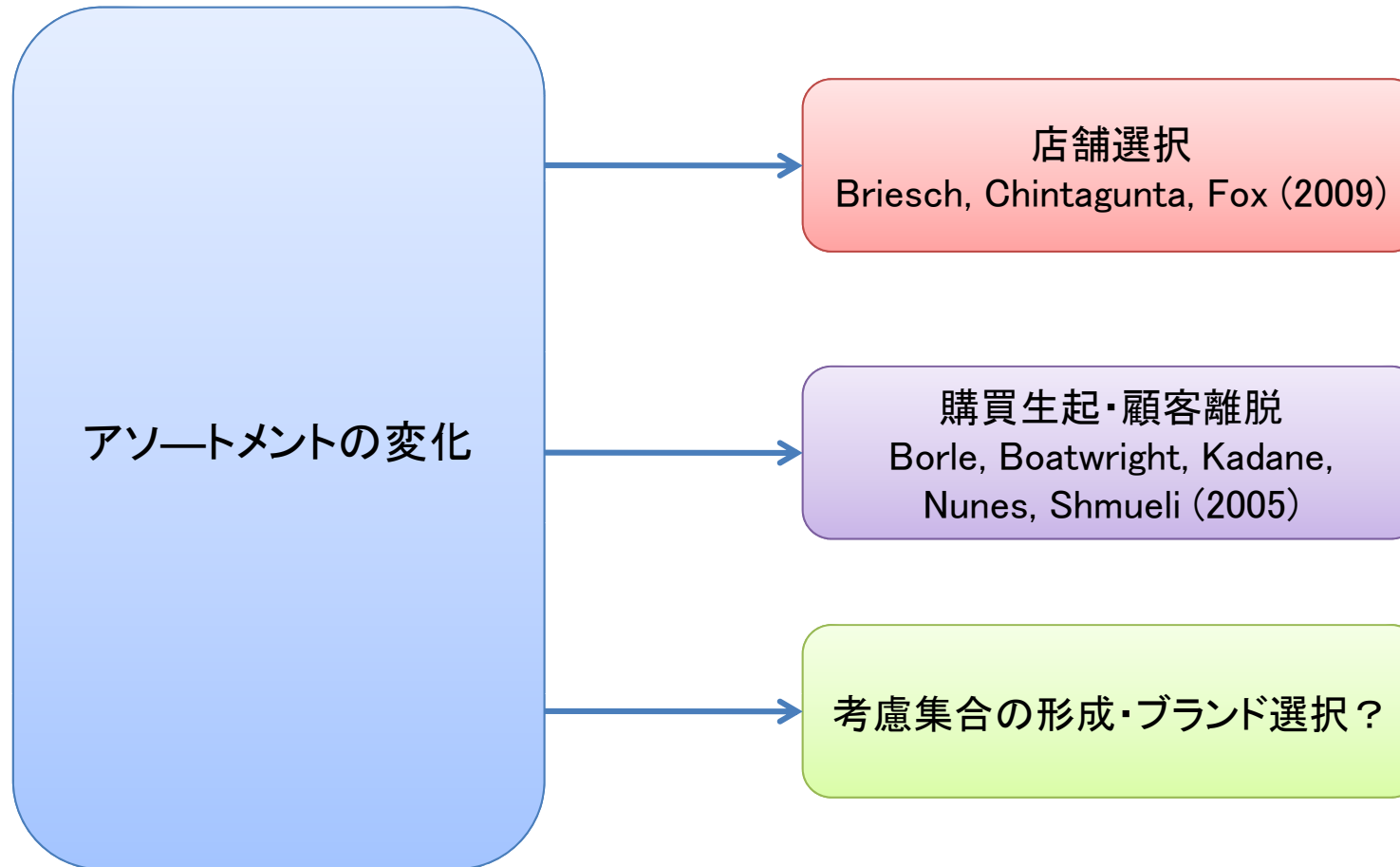
# 購入アイテム数・ブランド数の分布(歯磨き)



# 商品アソートメントの変化と考慮集合



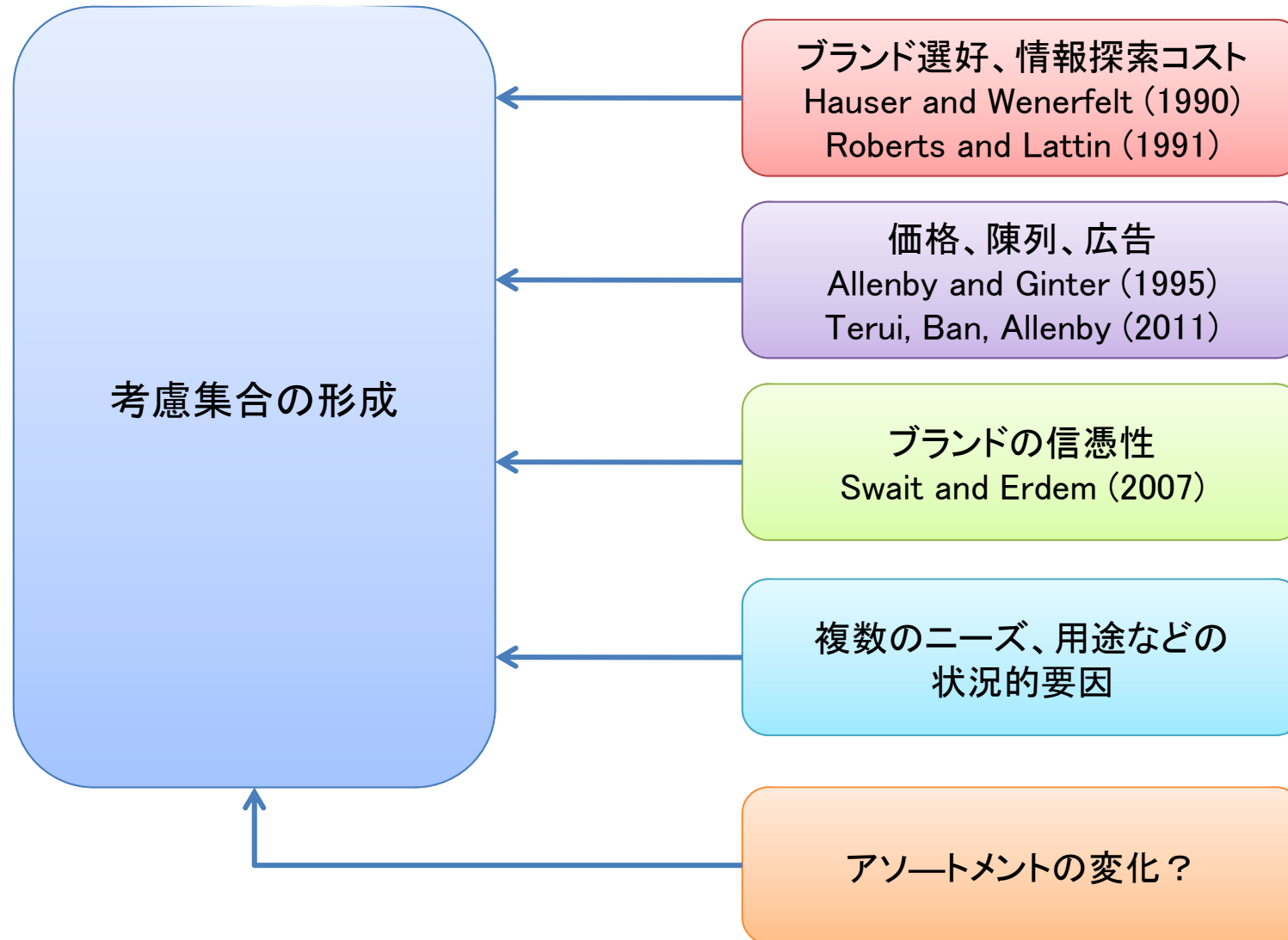
# アソートメント変化の影響(先行研究)



# 研究目的

- アソートメントの変化が考慮集合の形成にどのように影響を及ぼすか。
- ブランド選択への影響はあるか。
- その影響の程度に個人差はあるか。

# 考慮集合の決定要因



# モデル

## 2段階ブランド選択モデル

### 第1段階: 考慮集合と選択集合の形成

非代償的方略: 価格による連結型決定方略。

### 第2段階: ブランド選択

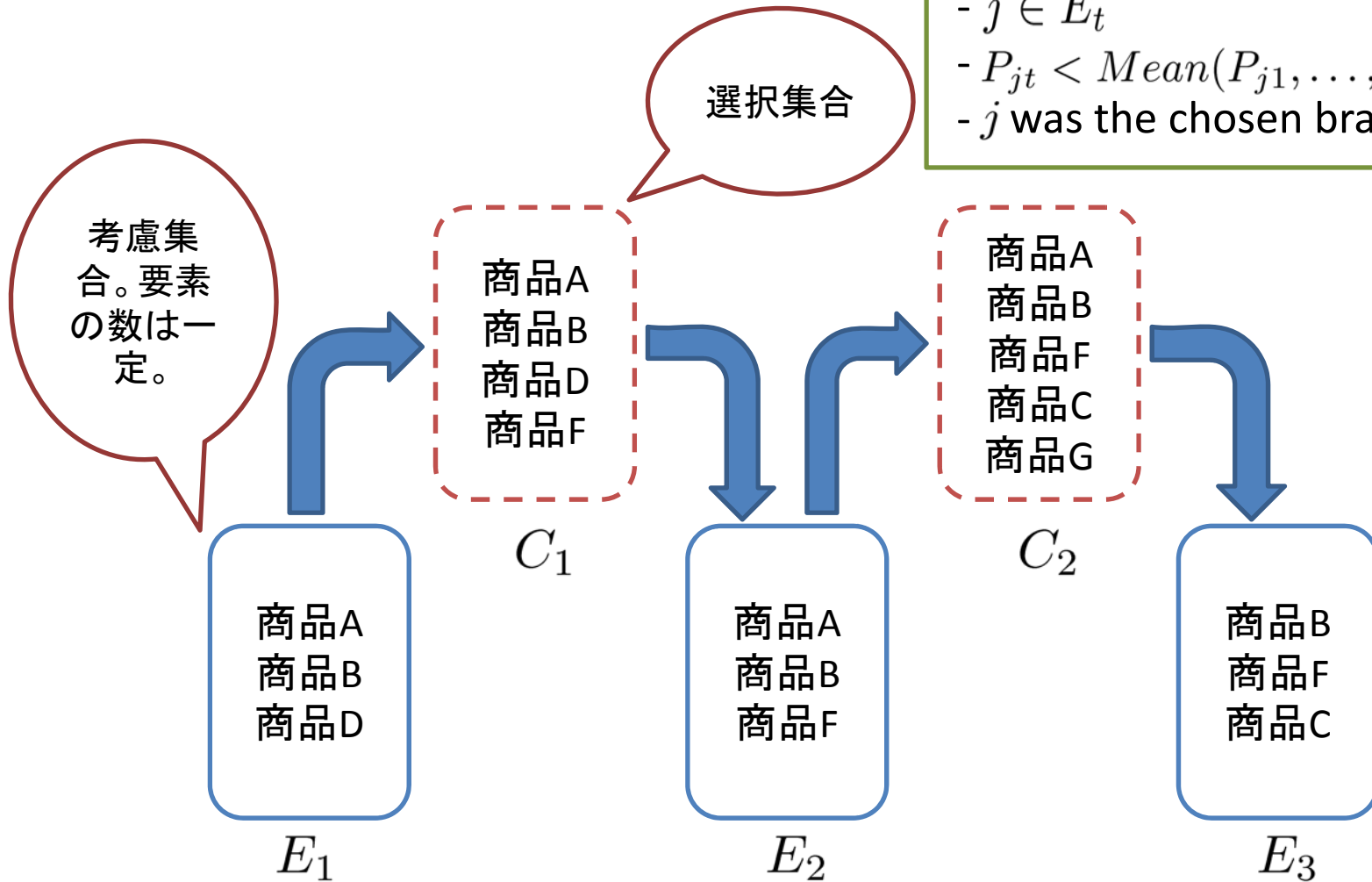
$$u_{jht} = \alpha_{jh} + \beta_{ph}P_{jht} + \beta_{BL,h}BL_{jht} + \beta_{ML,h}ML_{jht} + e_{jht}$$

P = 価格、 BL = ブランド・ロイヤルティ、 ML = メーカー・ロイヤルティ

# 考慮集合・選択集合モデル

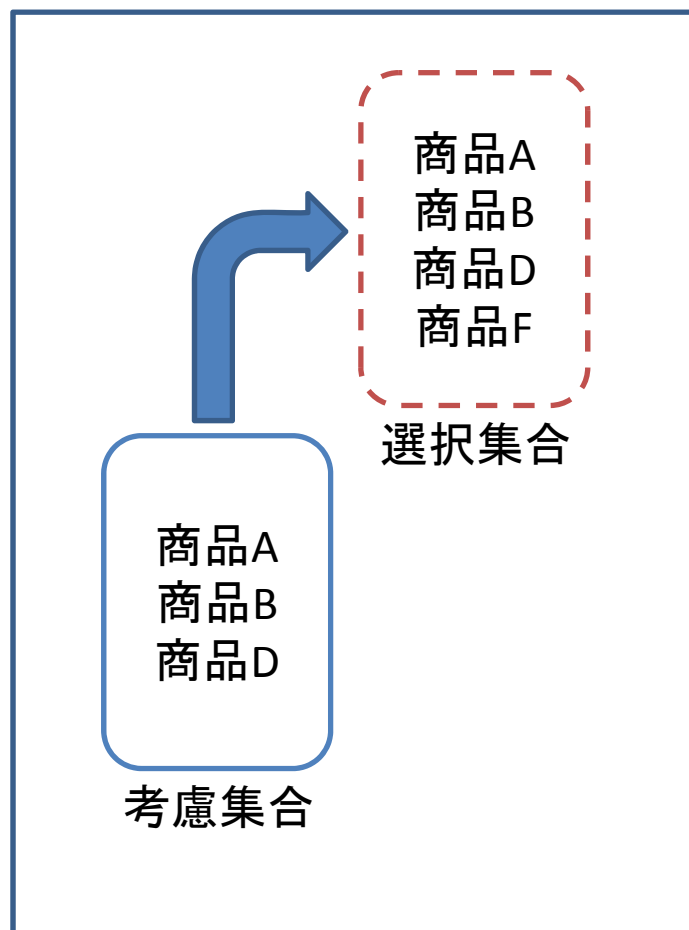
$j \in C_t$  if

- $j \in E_t$
- $P_{jt} < \text{Mean}(P_{j1}, \dots, P_{j,t-1}) \times 0.8$
- $j$  was the chosen brand.



Drop  $k$  if  $u_{kt} = \min\{u_{jt} \in C_t\}$  and  $N^{C_t} > N^E$

# 考慮集合内のアイテム数



考慮の要素数  $N^E = l$

$$l = 1, 2, \dots, 5$$

要素数が  $l$  である確率

$$f_l = \frac{\exp(\lambda_l)}{\sum_{k=1}^5 \exp(\lambda_k)}$$



# ブランド選択確率

条件付きブランド  $j$  の選択確率

$$P_{ht}(j|\beta_{lh}, X_{lht}) = \text{Logit}(\beta'_{lh} X_{lht}) \quad \text{if } j \in C_t^{(l)}$$
$$j = 1, 2, \dots, J \quad l = 1, 2, \dots, 5 \quad h = 1, 2, \dots, H$$

非条件付きブランド選択確率

$$P_{ht}(j) = \sum_l f_l P_{ht}(j|\beta_{lh}, X_{lht}) \quad \text{if } j \in C_t^{(l)}$$

尤度関数

$$L_h = \sum_l \left[ \frac{\exp(\lambda_l) \prod_{t=1}^{T_h} P_{ht}(b_t)}{\sum_k \exp(\lambda_k)} \right]$$

第t期に選択されたアイテム

# 比較するモデル

M1 : 提案モデル。

M2 : 顧客の購入したことのあるアイテムが選択集合に入るモデル。

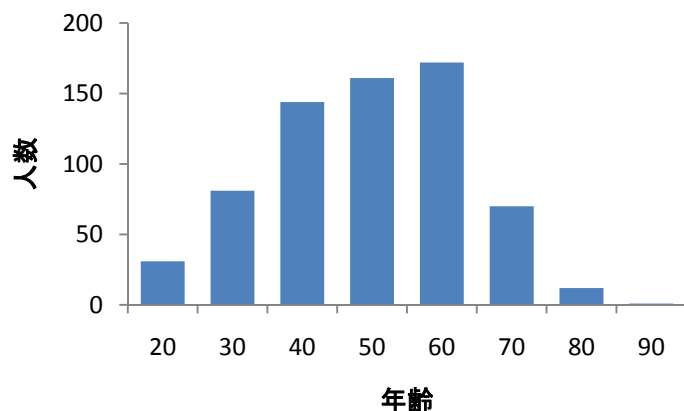
M3 : 全アイテムが選択集合に入るモデル。

# データ

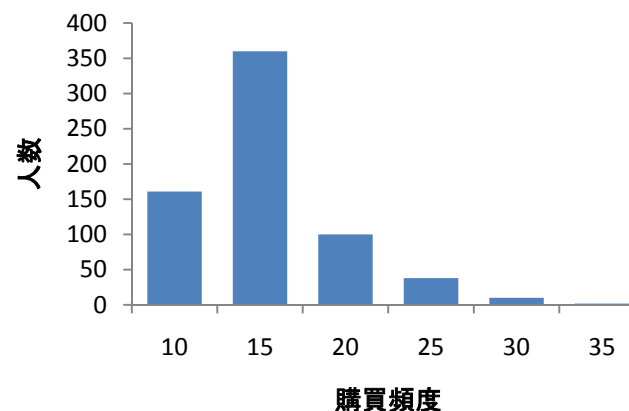
製品カテゴリー	歯磨き
対象アイテム	アクアフレッシュ1, アクアフレッシュ2 シュミテクト ガードハロー クリアクリーン1, クリアクリーン2, クリアクリーン3 つぶ塩 GUM 1, GUM 2 オーラ2 薬用クリアガード, 薬用メディカ デンタークリアMAX1,デンタークリアMAX2 デンターシステム1,デンターシステム2 ホワイト&ホワイト デントヘルス
対象期間	2008年1月1日～2009年12月31日
対象店舗	店舗1、店舗2、店舗3、店舗4。(チェーン1の4店舗)
対象会員	上記期間中に歯磨きを10回以上購入した人(672人)

# 対象顧客の属性

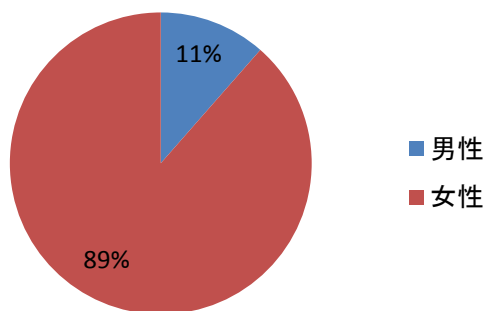
## 顧客年齢分布



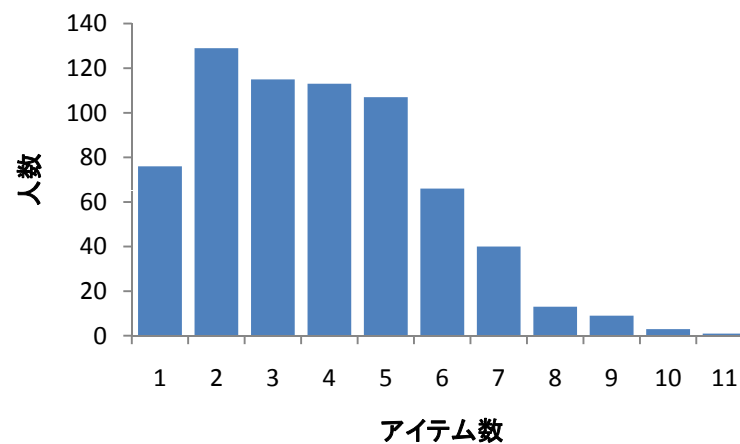
## 購買頻度分布



## 顧客男女比



## 購入アイテム数分布



# 対象製品の基本統計

アイテム	メーカー	平均価格	販売数量シェア	販売額シェア
アクアフレッシュ1	アース製薬	125	3.59%	1.69%
アクアフレッシュ2	アース製薬	122	4.23%	1.77%
シュミテクト	アース製薬	752	1.34%	3.75%
ガードハロー	花王	74	5.02%	1.39%
クリアクリーン1	花王	175	3.45%	2.27%
クリアクリーン2	花王	176	2.36%	1.56%
クリアクリーン3	花王	176	4.17%	2.76%
つぶ塩	花王	303	0.97%	1.10%
GUM1	サンスター	272	0.79%	0.82%
GUM2	サンスター	257	1.35%	1.34%
オーラ2	サンスター	280	1.33%	1.40%
薬用クリアガード	サンスター	101	9.77%	3.77%
薬用メディカ	サンスター	138	1.78%	0.81%
デンタークリアMAX1	ライオン	149	1.28%	0.71%
デンタークリアMAX2	ライオン	146	2.07%	1.15%
デンタークリアMAX3	ライオン	148	2.19%	1.23%
デンターシステム1	ライオン	343	0.88%	1.17%
デンターシステム2	ライオン	277	0.85%	0.89%
デントヘルス	ライオン	1234	1.81%	8.49%
ホワイト&ホワイト	ライオン	120	3.44%	1.31%
		合計	52.68%	39.37%

# 対象製品情報



歯肉炎予防  
虫歯予防



虫歯予防、歯垢除去  
口臭予防



白い歯、虫歯予防、  
口臭防止



歯槽膿漏予防



白い歯、虫歯予防



虫歯予防、  
歯周病予防

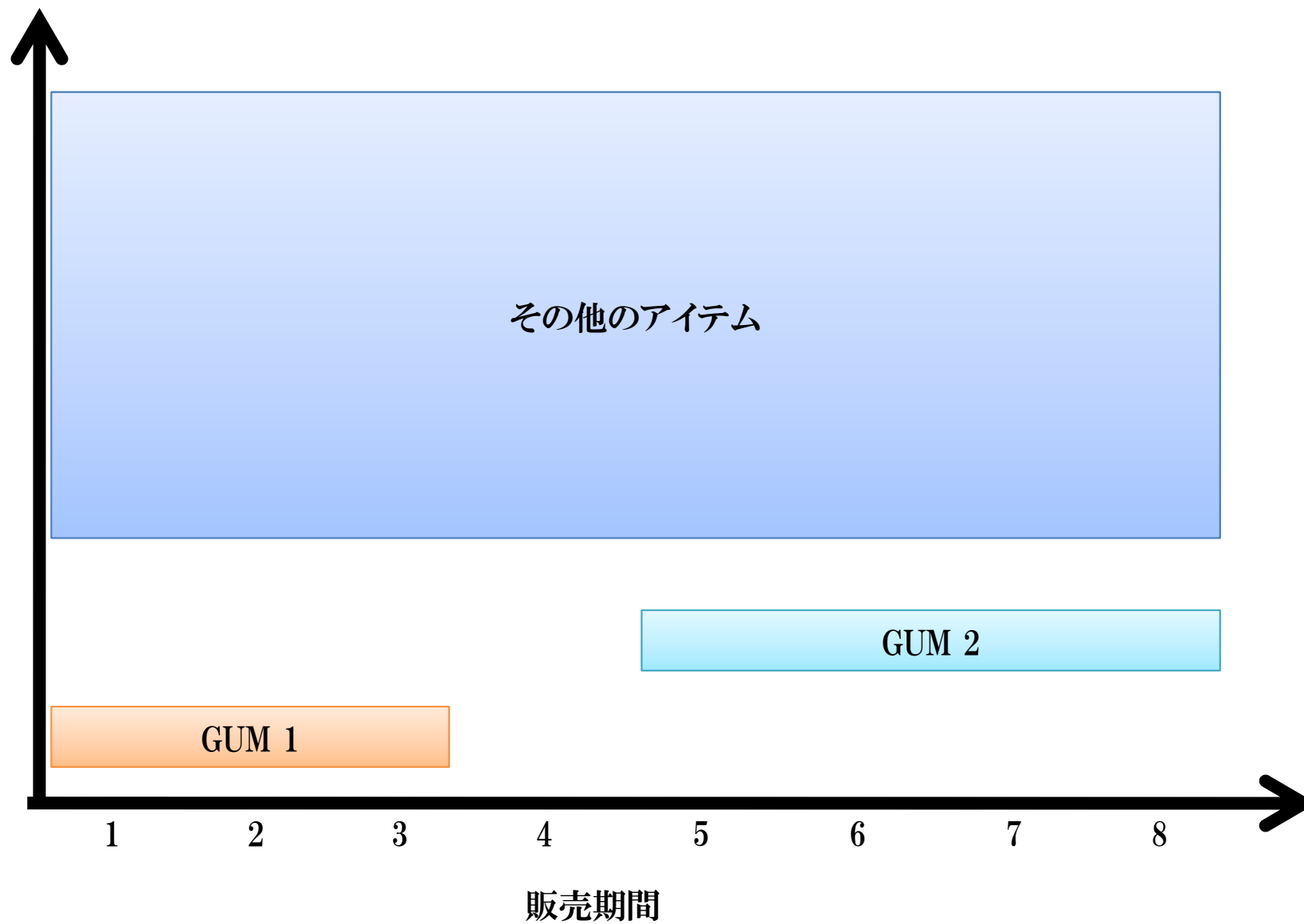


歯周病予防



歯周病予防  
虫歯予防、口臭防止

# アソートメントの変化



# モデルの推定

イタレーション回数:2万回(バーンイン:1万5千回)

## 1. $(\alpha, \beta)$ : M-Hアルゴリズム

- $\beta_l^{(1)} = 0, a_l^{(1)} = a_{M3}, E_1 = \{\text{数量シェアの大きい最初の}l\text{個のアイテム}\}$
- $\beta_l^* = \beta_l^{(s)} + e^{(s)}, e \sim N(0, 0.09)$
- $\theta(\beta_l^{(s)}, \beta_l^*)$  の確率で  $\beta_l^*$  を採択 ( $\beta_l^{(s+1)} = \beta_l^*$ )

$$\theta(\beta_l^{(s)}, \beta_l^*) = \frac{\pi(\beta_l^*)L(\beta_l^*|X_{lt})}{\pi(\beta_l^{(s)})L(\beta_l^{(s)}|X_{lt})}$$

## 2. $(\lambda)$ : M-Hアルゴリズム

- $\lambda^{(1)} = 0$
- $\lambda^* = \lambda^{(s)} + \epsilon^{(s)}, \epsilon \sim N(0, 0.09)$
- $\psi(\lambda^{(s)}, \lambda^*)$  の確率で  $\lambda^*$  を採択 ( $\lambda^{(s+1)} = \lambda^*$ )

$$\psi(\lambda^{(s)}, \lambda^*) = \frac{\pi(\lambda^*)L(\lambda^*|X_{lt})}{\pi(\lambda^{(s)})L(\lambda^{(s)}|X_{lt})}$$



# $\beta$ の推定値

	M1					M2	M3
	J=1	J=2	J=3	J=4	J=5		
価格	-1.776	-3.885	-5.851	-5.360	-5.844	-0.827	-0.698
BL	3.841	6.750	8.720	8.955	9.360	2.192	1.814
ML	1.813	2.829	2.982	3.275	3.026	1.641	1.402

# αの推定値

アイテム	M1					M2	M3
	J=1	J=2	J=3	J=4	J=4		
薬用クリアガード	0.781	1.230	2.205	4.414	4.231	1.505	0.114
ガードハロー	-0.247	-1.793	-1.687	0.840	-0.223	2.737	0.008
アクアフレッシュ2	0.163	-0.640	-2.155	-0.546	-1.438	-0.578	-0.005
クリアクリーン3	1.761	4.375	4.073	2.124	4.388	0.171	0.041
アクアフレッシュ1	-0.472	0.932	-0.290	0.772	0.442	-1.925	-0.033
クリアクリーン1	2.080	2.760	2.678	4.179	5.394	0.573	0.008
ホワイト&ホワイト	0.255	-2.469	-2.374	-0.250	0.190	-0.442	-0.021
クリアクリーン2	0.981	0.931	3.433	1.625	1.623	-0.724	-0.031
デンタークリアMAX3	-0.120	1.668	1.894	0.712	3.443	0.946	0.031
デンタークリアMAX2	-0.526	2.161	2.676	2.765	2.790	-0.951	-0.022
デントヘルス	-0.299	-1.235	0.696	1.830	0.538	-1.609	-0.025
薬用メディカ	-1.041	-2.400	-2.875	-4.224	-2.878	-0.926	-0.017
GUM2	-4.422	-7.600	-9.748	-9.692	-10.336	-1.469	-0.020
シュミテクト	-2.018	-0.842	0.338	-1.421	-1.293	0.263	0.042
オーラ2	-0.949	-0.442	-2.294	-1.884	-1.687	-0.285	-0.032
デンタークリアMAX1	-0.567	-0.746	-2.190	0.197	2.184	-1.915	-0.034
デンターシステム1	-1.793	-2.909	-0.690	-1.664	-1.234	0.108	0.029
デンターシステム2	0.252	-1.185	-4.076	-4.746	-2.420	1.460	0.018
GUM1	1.702	1.476	0.007	1.803	3.247	-0.493	-0.073

# モデル比較

BIC解釈の目安、Kass & Raftery(1995)

	BIC	$BIC_{M1} - BIC_{M2,3}$
M1	215,452	
M2	215,443	9
M3	215,427	25

$BIC_1 - BIC_0$	比較モデルに対する判断
<0	M0の方が良い
0~2	M1がかろうじて優れている
2~5	優れている
5~10	かなり優れている
>10	非常に優れている

# λの推定値

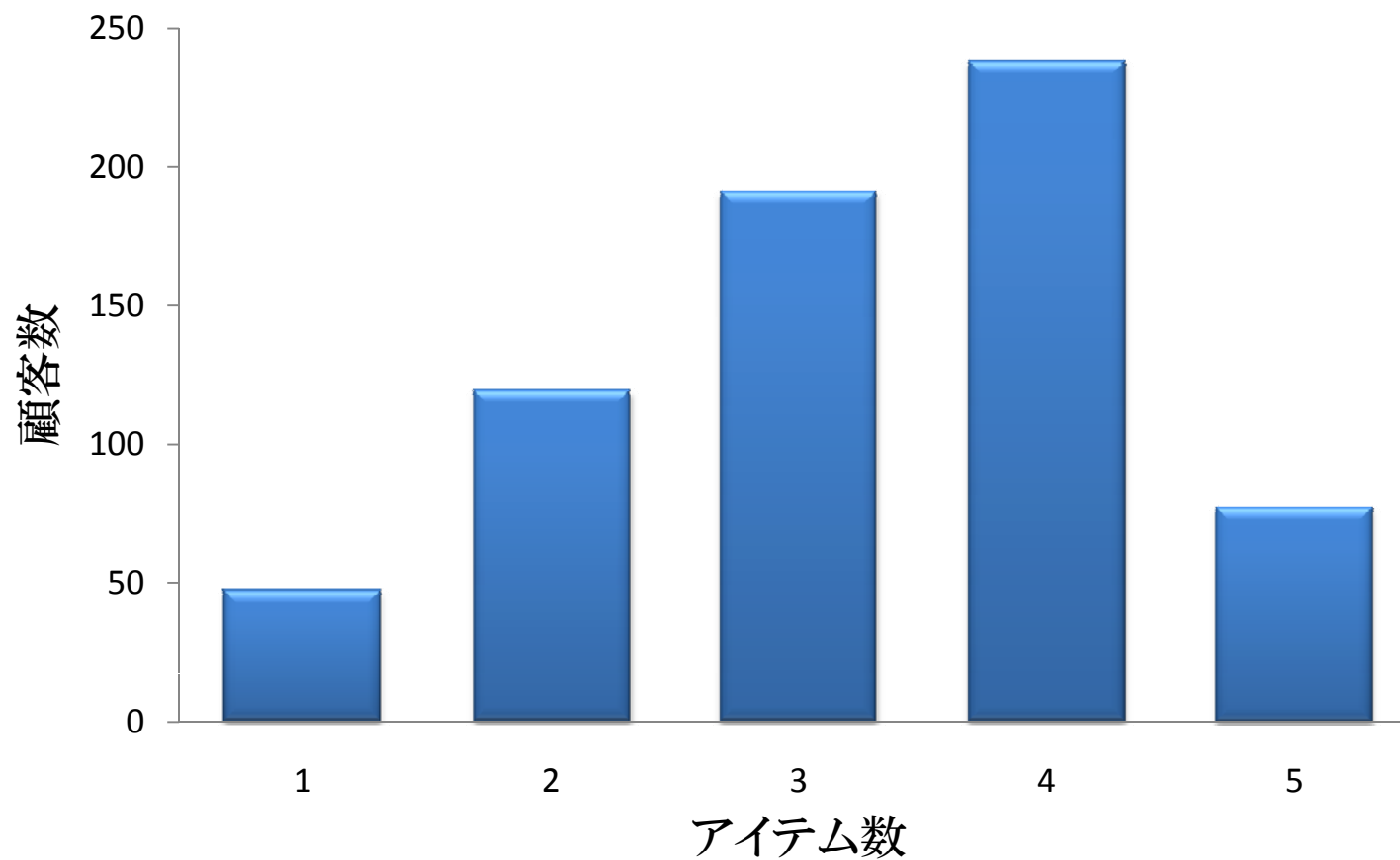
	事後平均	事後分散
$\lambda_1$	-10.969	17.345
$\lambda_2$	-5.315	5.481
$\lambda_3$	0.707	1.685
$\lambda_4$	3.765	2.677
$\lambda_5$	0	-

# $f_l$ の推定値

顧客番号	f1	f2	f3	f4	f5
1	0	0	0	1	0
2	0	0.001	0	0.999	0
3	1	0	0	0	0
4	0.015	0	0	0.985	0
5	0	0	1	0	0
6	0	0	0	1	0
7	0	1	0	0	0
8	1	0	0	0	0
9	0	0	0	1	0
10	0	0	1	0	0
11	0	0	1	0	0
12	0	0	1	0	0
13	0	0	1	0	0
14	1	0	0	0	0
15	0	0	0	1	0
...	...	...	...	...	...

$$\#\{h : \max_l(f_{l,h} < 0.7)\} = 12$$

# 顧客の考慮集合のアイテム数分布



# 考慮集合アイテム数と顧客属性

$$\text{アイテム数} = a + b_1 \text{ 性別} + b_2 \text{ 年齢} + b_3 \text{ 購入頻度} + b_4 \text{ 購入アイテム数}$$

	係数	t-値
切片	2.511	3.440
女性	0.015	0.330
年齢	-0.023	-0.338
購入頻度	0.093	0.775
購入アイテム数	0.262	2.567

# 考慮集合の「推定値」

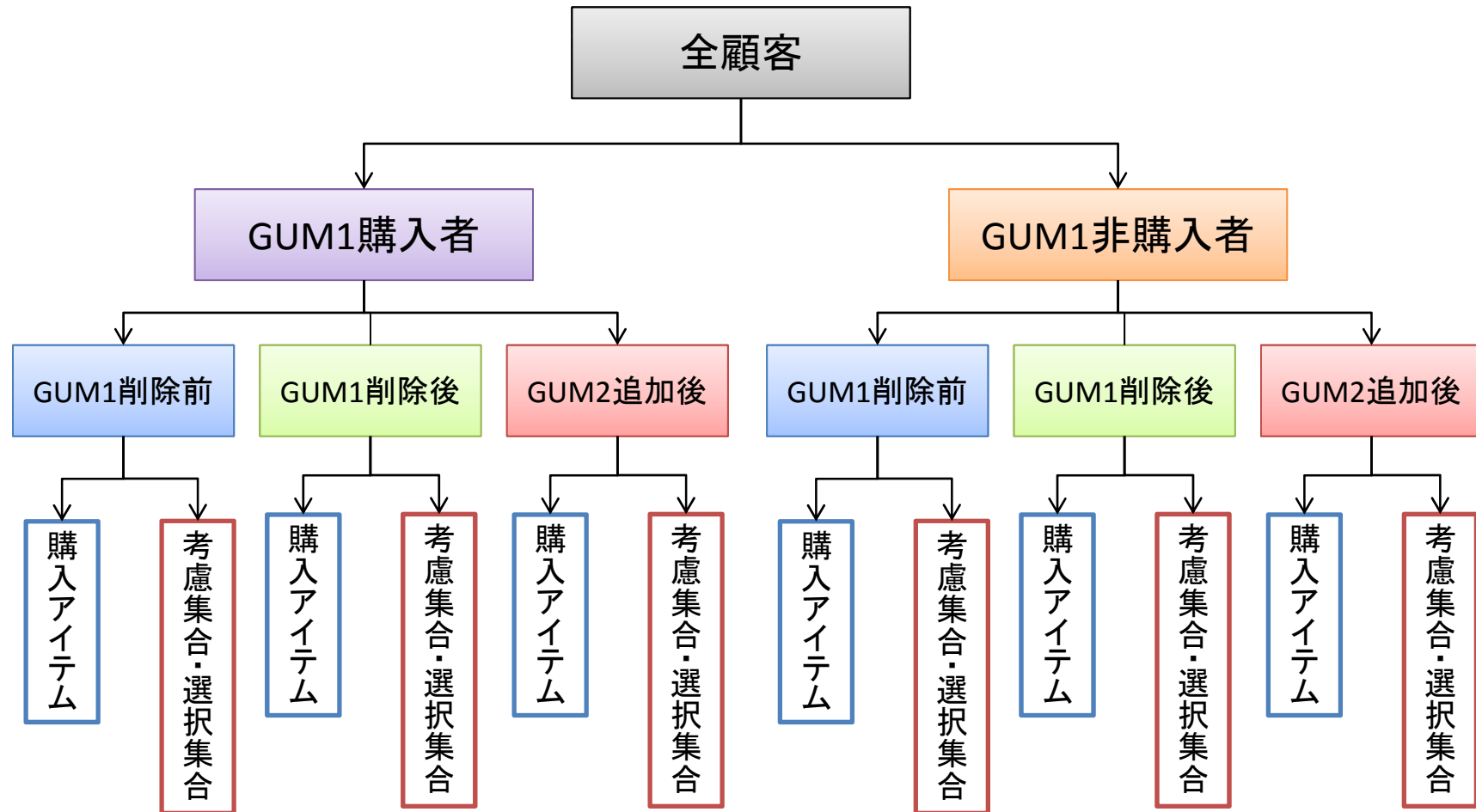
顧客番号	ガード 薬用クリア	ガードハロー	シユ2 アクアフレッ	クリアクリ ン3	シユ1 アクアフレッ	クリアクリ ン1	ホワイト ワイト	クリアクリ ン2	アマ MAX3	デンタークリ アマ MAX2	デントヘルス	薬用メ ディカ	GUM 2	シユミテクト	オーラ 2	アマ MAX1	デンタークリ アマ MAX1	デンターシ スマ1	デンターシ スマ2	GUM 1	つぶ塩
2	●	●	●	●																	
	●		●	●	●																
	●		●	●	●																
	●		●	●	●																
	●			●	●					●											
	●				●					●							●				
	●				●					●							●				
	●				●					●							●				
	●				●					●							●				
13	●	●	●							●										●	
			●							●										●	
			●							●										●	
			●							●										●	
			●							●										●	
										●										●	
										●										●	
										●										●	
										●							●			●	



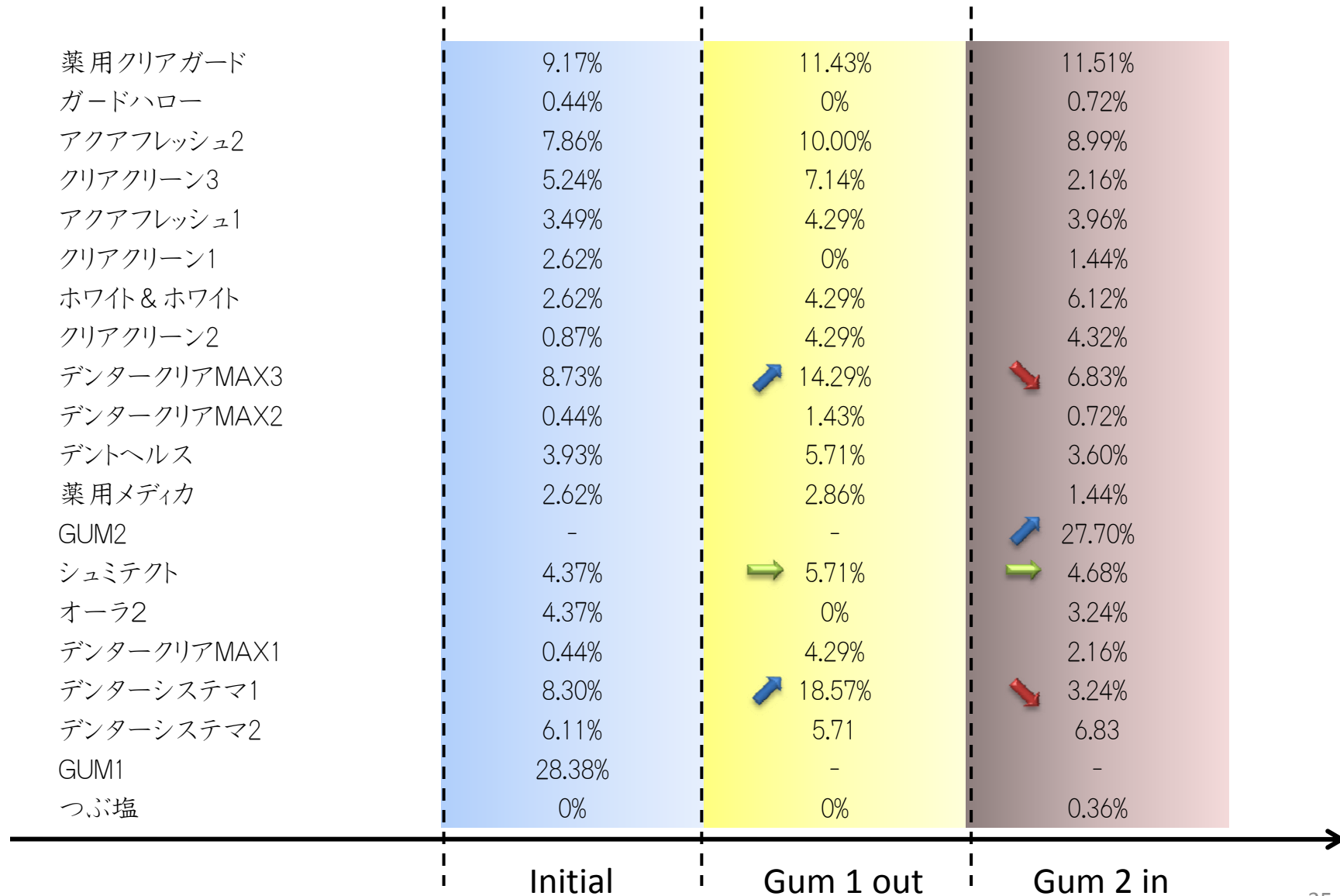
## 考慮集合の「シェア」

アイテム	販売数量シェア	考慮集合	選択集合
薬用クリアガード	9.77%	46.59%	56.39%
ガードハロー	5.02%	34.98%	42.76%
アクアフレッシュ2	4.23%	30.06%	45.33%
クリアクリーン3	4.17%	28.39%	33.40%
アクアフレッシュ1	3.59%	24.17%	38.85%
クリアクリーン1	3.45%	16.09%	22.38%
ホワイト&ホワイト	3.44%	13.52%	28.95%
クリアクリーン2	2.36%	12.12%	17.49%
デンタークリアMAX3	2.19%	19.73%	32.68%
デンタークリアMAX2	2.07%	19.80%	32.68%
デントヘルス	1.81%	7.35%	8.33%
薬用メディカ	1.78%	8.30%	13.05%
GUM2	1.35%	17.03%	25.39%
シュミテクト	1.34%	8.44%	12.40%
オーラ2	1.33%	8.41%	18.52%
デンタークリアMAX1	1.28%	14.03%	26.83%
デンターシステム1	0.88%	6.88%	14.05%
デンターシステム2	0.85%	8.44%	16.50%
GUM1	0.79%	1.27%	1.53%
つぶ塩	0.97%	3.06%	3.38%

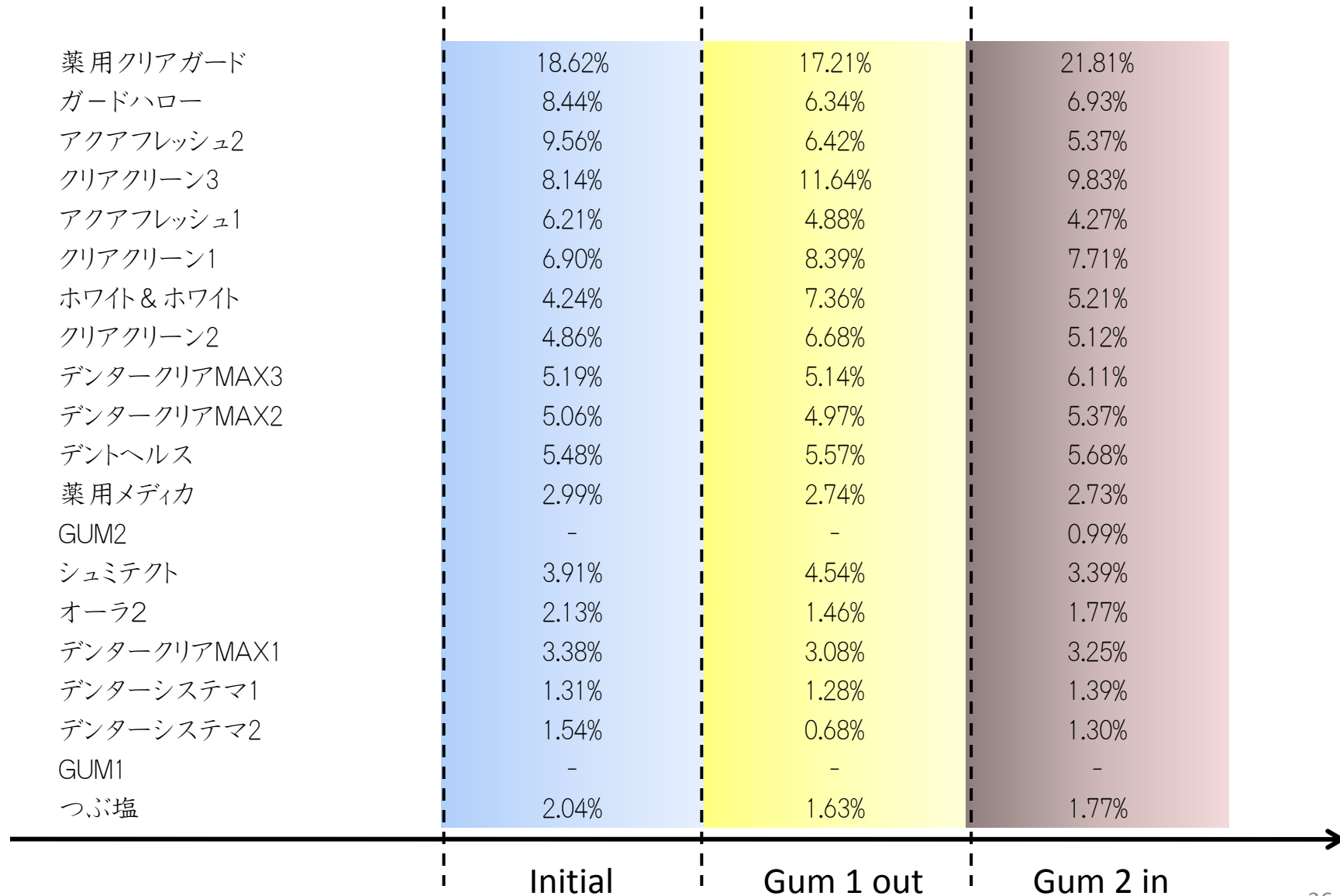
# 考慮集合、ブランド選択の変化



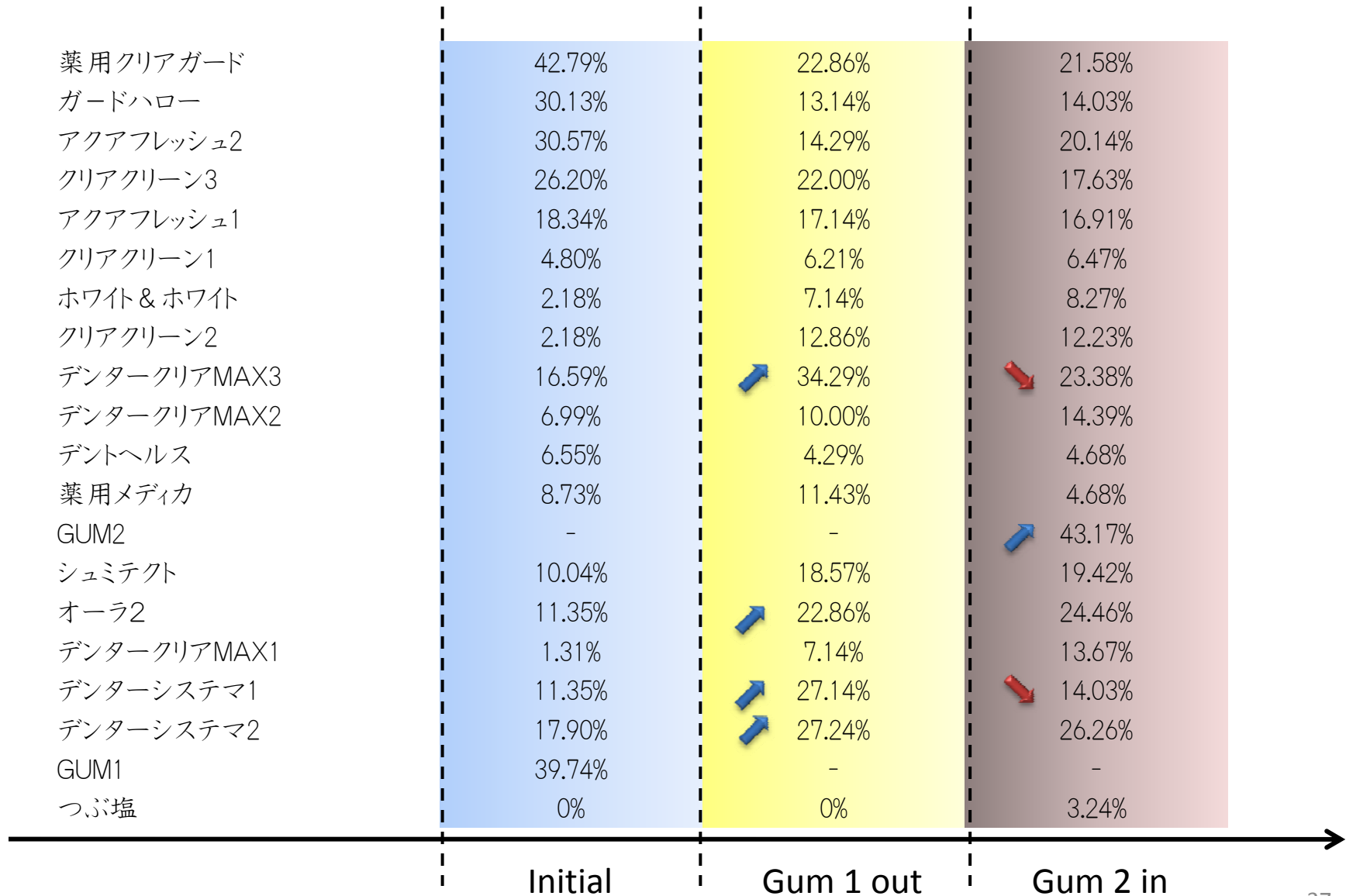
# 購入アイテムの変化 (GUM1の購入者について)



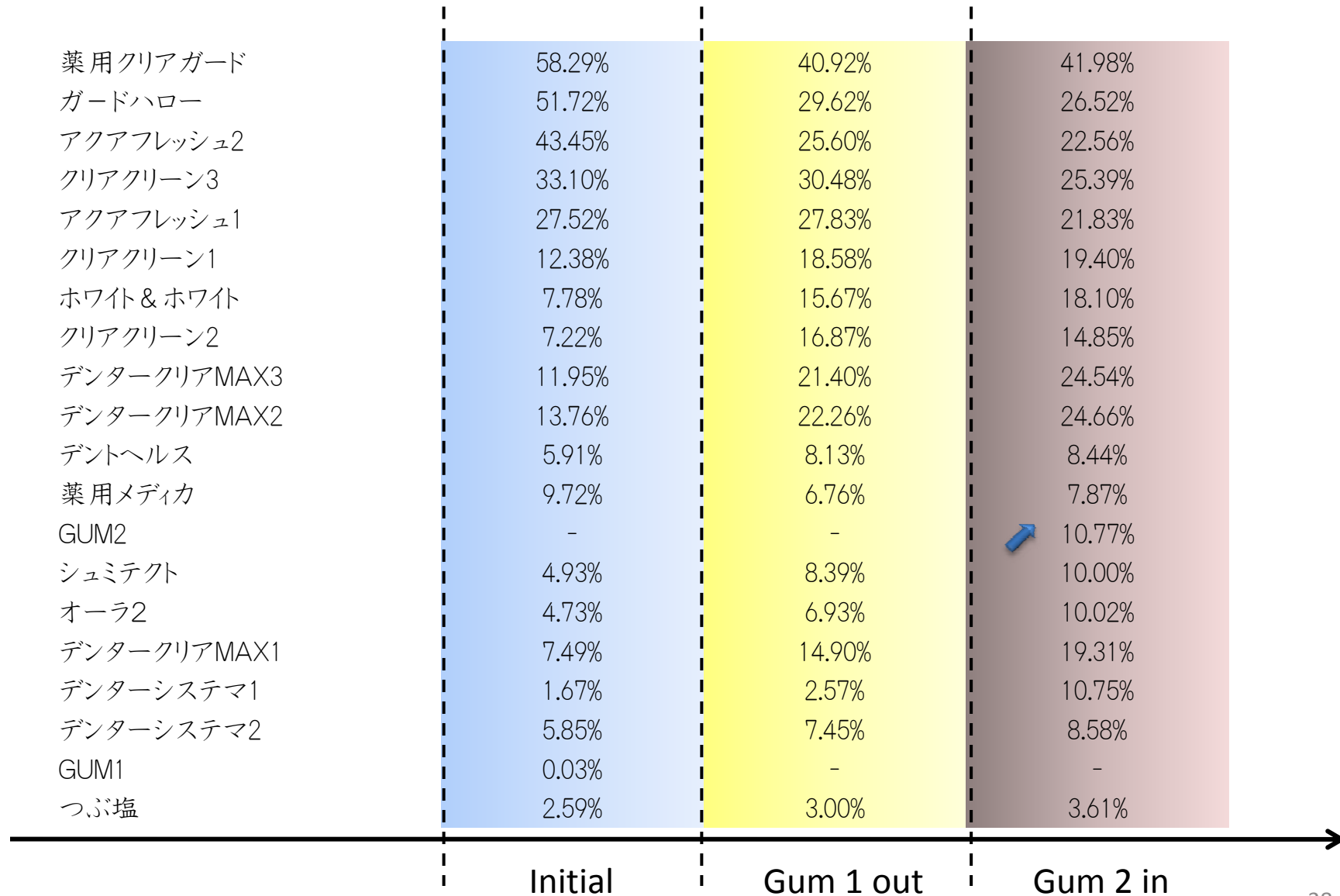
# 購入アイテムの変化 (GUM1の非購入者について)



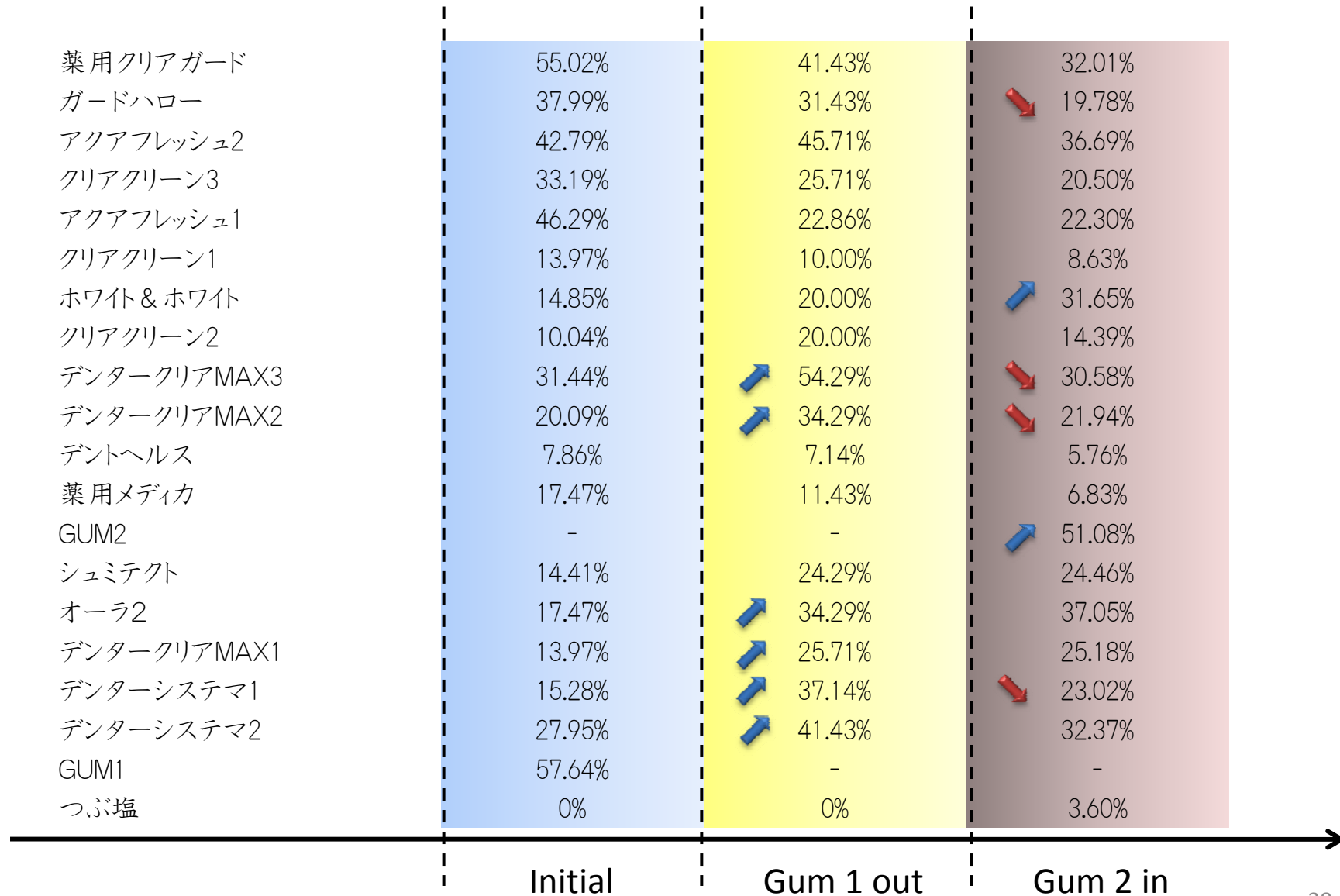
# 考慮集合の変化(GUM1の購入者について)



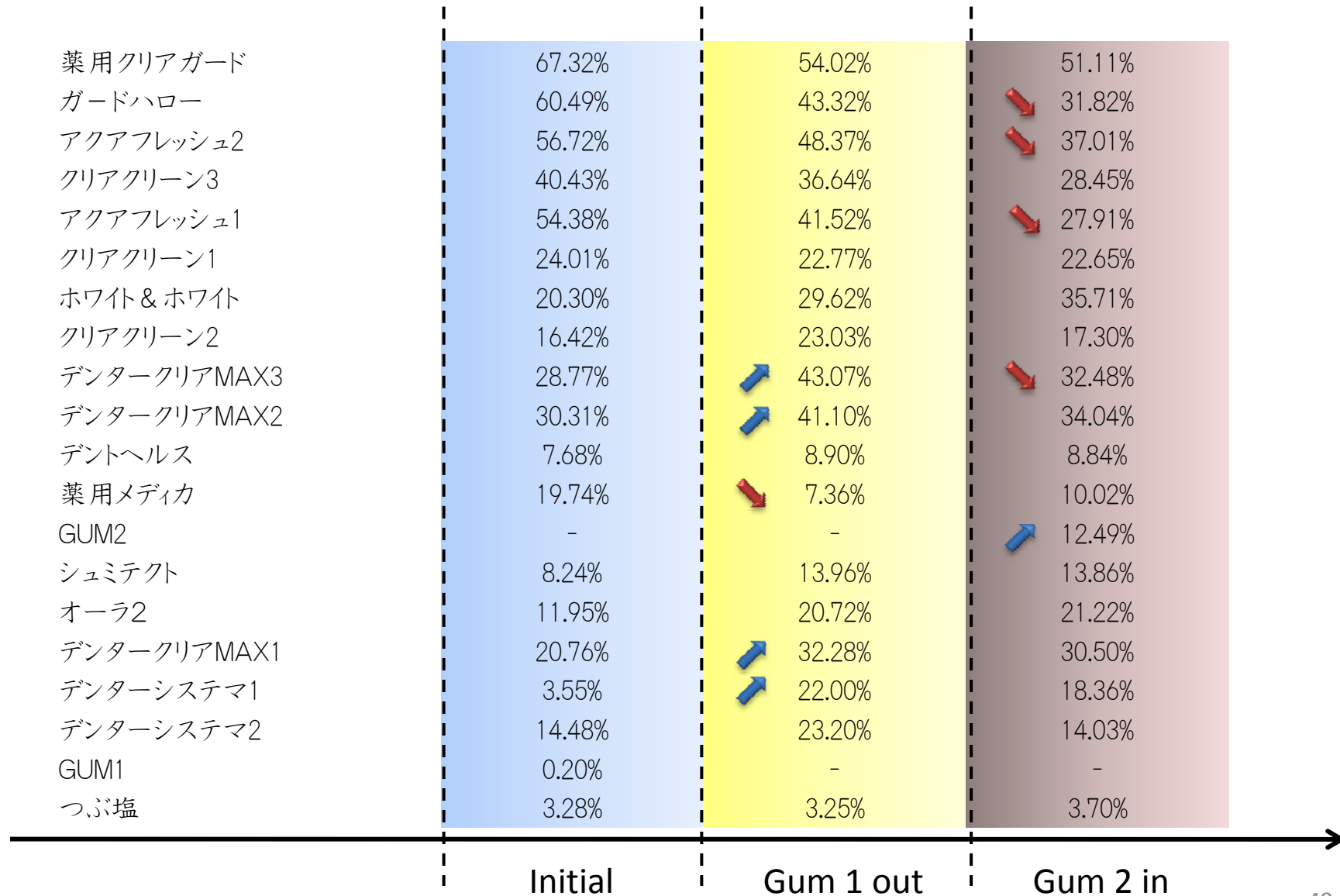
# 考慮集合の変化(GUM1の非購入者について)



# 選択集合の変化(GUM1の購入者について)



# 選択集合の変化(GUM1の非購入者について)





# まとめ

- アイテムの削除によるアソートメントの変化が考慮集合及びブランド選択の変化をもたらす。
- アイテムの削除によるアソートメントの変化の影響の度合いは当該アイテムの購入者と非購入者の間に違いが見られる。
- 削除されたアイテムの購入者は削除されたアイテムと同じベネフィットを提供するものにスイッチする傾向が高い。
- 削除されたアイテムの購入者は削除されたアイテムと同じベネフィットを提供するものを考慮集合に入れる割合が高くなる。
- あるアイテムの削除の非購入者への影響は非常に小さい。