メディア接触と個人購買選択行動の関係

多項選択モデルを用いた購買確率の変化に関する分析

Simon Graduate School of Business, University of Rochester
川嶋　浩司

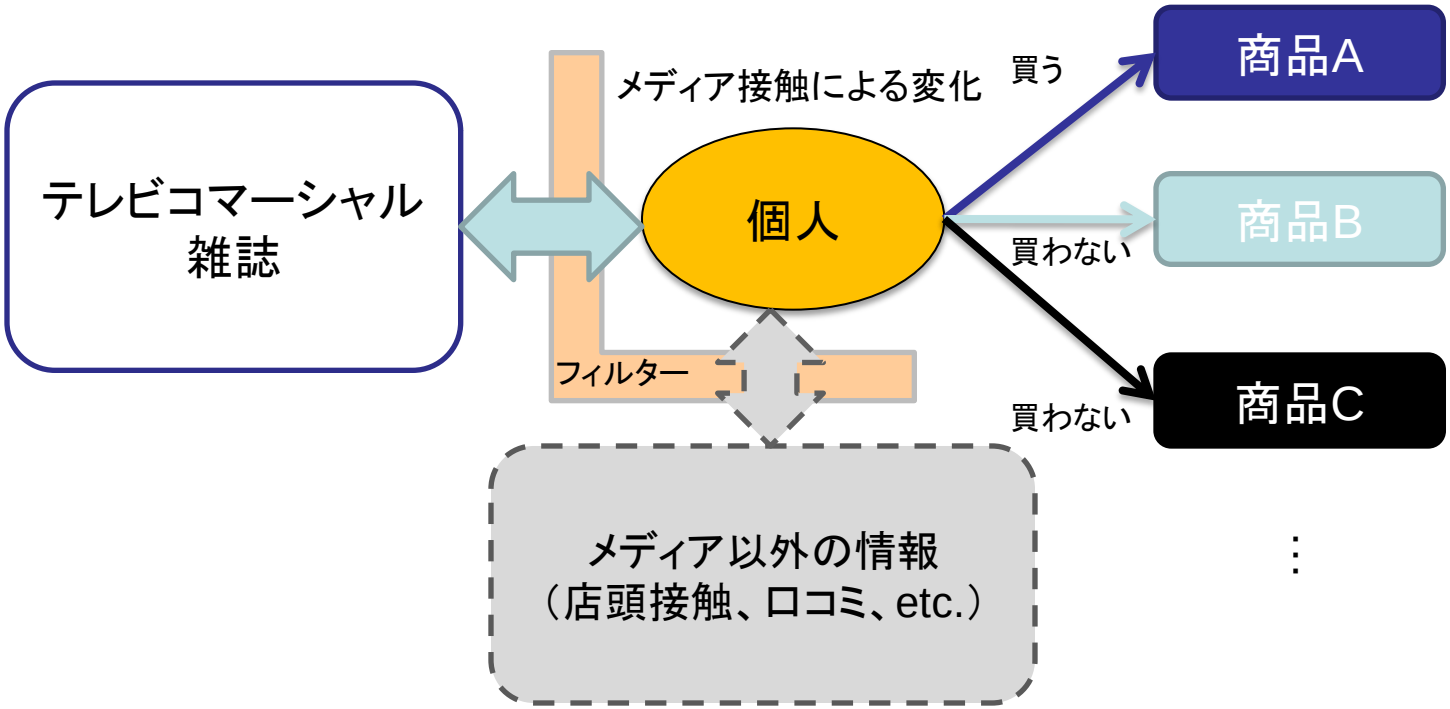
目次

- イントロダクション
- モデル構築
  - Step1
  - Step2
- データ抽出
- 分析
  - Step1
  - Step2
- シミュレーション
- 結論と考察
- 課題と今後の対策
- 参考文献

イントロダクション (1)　本分析の目的

- 個人の購買選択行動とメディア接触との関係をモデル化することによって、メディア戦略に関する効率的な資源配分の示唆を得る。

- 構築したモデルを利用し、商品のカテゴリーやライフサイクルに応じた、個人の購入意向変化と購買確率向上との関係について考察を行う。



イントロダクション (2)　モデル構築方法

- 個人のメディア接触から購買に至るまでのプロセスを以下の２段階で想定し、各段階におけるモデルを構築する。

  Step1　メディア接触による購入意向の変化

  Step2　競合商品の中からの選択による購買行動

- ２つのモデルを組み合わせることによりメディア接触から購買に至るまでの一連の動きをモデル化する。

- 購入意向の変化は、メディア接触以外に店頭での接触、口コミなど様々な影響が、個人特性などのフィルターを通して複合的に個人に作用した結果もたらされるものであるが、今回の分析は個人とメディア接触との関係に限定する。

イントロダクション (3)　モデルを利用した分析

- 構築されるモデルは汎用的であっても、商品に対する人々の購入意向の変化、購買行動はその商品の新規性、斬新性によって大きく異なることが予想される。そのため、個人に訴求する広告手段も異なってくる。

  例えば、新規性の高い商品は消費者の認知度を素早く上げるために、より多くの消費者にリーチするTVCMなどの広告手段が有効と考えられる。一方、成熟段階にある商品は、ロイヤリティを維持するために商品をより深く知ってもらうための広告手段が有効と考えられる。

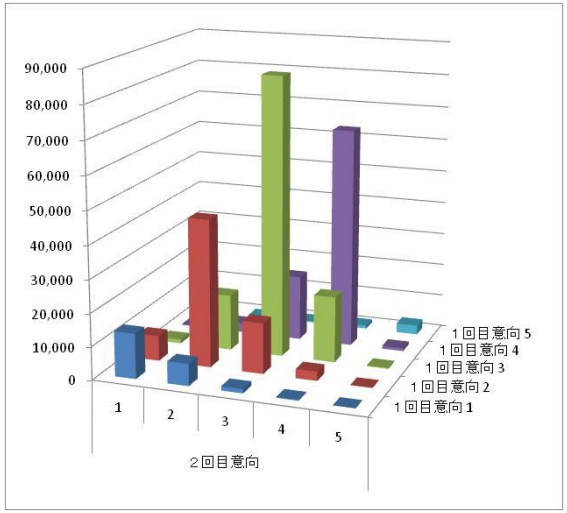
- 従って、その商品やカテゴリーがライフサイクルのどの段階にあるかを意識しながら、有効なメディア戦略を考える必要がある。

- ライフサイクルの異なるいくつかの商品カテゴリーを抽出し分析・シミュレーションを行うことで、その商品にとって効果的なメディア戦略のヒントを得る。

モデル構築 (1)　Step1　メディア接触と購入意向の変化に関するモデル

- 購入意向が1回目と2回目でどのように変化するかを視覚化したところ、次のような傾向を持つことが分かった。
  - 購入意向は前回までの意向に影響を受ける。
  - 購入意向が低いほど上昇しやすく、一旦購入意向が上昇すると伸びにくくなる。

		2回目購入意向				
		1	2	3	4	5
1回目購入意向	1	13,723	6,705	1,306	280	13
	2	7,655	44,638	15,407	2,799	74
	3	1,246	17,003	84,455	20,085	294
	4	286	2,852	19,760	66,343	879
	5	18	125	377	960	2,838



- そこで以下のようなnon-linear時系列モデルを想定する。

$$\Delta 購入意向 = 購入意向^{t} - 購入意向^{t-1}$$
$$= \beta_1 \times \ln(購入意向^{t-1}) + \varepsilon$$

- 残差εには、調査間のメディア接触の有無、個人属性、飽きなどの影響が考えられるが今回はTVCMと雑誌へのメディア接触だけを考慮し、Step1として以下のモデルの有意性を検証する。

$$\Delta 購入意向 = \beta_1 \times \ln(購入意向^{t-1}) + \beta_2 \times TVCM接触有無 + \beta_3 \times 雑誌接触有無 + \varepsilon$$

モデル構築 (2)　Step2　効用最大化と選択モデル

- 個人の購買行動は選択の結果であり、ある商品に対する購入意向が上昇したとしても、競合する商品の方が魅力的（＝効用大）であれば競合商品を選択する可能性が高い。
- Step1の購入意向の変化を踏まえ、同一カテゴリー内の複数の選択肢の中から特定の商品を選択する確率をモデル化する。
- 複数の選択肢から、t時点において、個人iが選択肢jを選択する場合の効用関数を以下のように仮定する。

$$v_{ij}^{t} = \beta_{1} \times b_{ij}^{t-1} + \beta_{2} \times w_{ij}^{t} + \varepsilon_{ij}$$

b_{ij}^{t-1}: 個人 i の t−1 時点の j に対する購入実績

w_{ij}^{t}: 個人 i の t 時点の j に対する購入意向

ε_{ij}: 観察されない個人属性および個人に対する影響

残差 ε_{ij} について正規分布を仮定するならばプロビットモデルとなるが、
ここではロジスティック分布 $f(x;\mu,\sigma) = \frac{\exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right)}{\sigma\left(1+\exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right)^{2}}$ を仮定する（＝ロジットモデル）

モデル構築 (3)　Step2　多項ロジットモデルとIIA

- 上記仮定のもと、消費者iがt時点において特定の選択肢jを選択する確率は以下の通り。

$$p_{ij}^{t} = \frac{\exp(v_{ij}^{t})}{\sum_{j} \exp(v_{ij}^{t})}$$

- 上記より、次のような尤度関数を設定し両辺の対数をとり、最尤法にて尤度関数が最大になるようなパラメータを推定する。（多項ロジットモデル）

$$L = \prod_{i} \prod_{j} \prod_{t} p_{ij}^{t\, y_{ij}^{t}}$$

- 多項ロジットモデルの成立条件は、残差が独立かつ同一に分布することである。従って全選択肢の効用の残差が各選択肢の残差から独立し、かつ同じ分布を持つ必要がある。すなわち無関係な選択肢からの独立性(independence of irrelevant alternative IIA)という仮定が成立しなければならない。

モデル構築 (4)　Step2　ハウスマン検定と独立性条件の緩和

- IIA仮定が成立しているかどうかはハウスマン検定を用いる。
- ハウスマン検定における仮説

H_0(null hypothesis)　　: IIA が成立する

H_1（alternative hypothesis）　: IIA が成立しない

χ^2分布に従うハウスマン統計量と、片側5%または1%のχ^2臨界値をパラメータの自由度を考慮して比較し、検定を行う。

- IIA仮定が成立しないならば、独立性の条件を緩和した入れ子（Nested)ロジットモデルや混合(Mixed)ロジットモデルの採用を検討する。
- ２段階の入れ子(Nested)ロジットモデルを考える場合、グループ内での選択肢を選択する確率（Level1)と、グループを選択(Level2)する確率の積により選択肢が選ばれる確率を求める事ができる。

$$\mathrm{Prob}(\mathrm{Brand_j}) = \mathrm{Prob}(\mathrm{Brand_j} \mid \mathrm{Group_k}) \times \mathrm{Prob}(\mathrm{Group_k})$$

データ抽出 (1)　商品カテゴリー抽出

- ライフサイクルの異なる商品カテゴリーを抽出するために、平均購入意向の変化に着目する。ライフサイクルの初期段階にある製品の平均購入意向は上昇傾向にあり、ライフサイクルの成熟段階にある製品の平均購入意向は減少傾向にあると考える。
- 本分析においては、ライフサイクルの初期段階よりハイブリッドカー、成熟段階よりガム、両者の中間的位置づけとしてビールを対象とする。ビールに関しては、ブランド系ビール以外の選択肢として、セブンプレミアムなどのプライベートレーベルやノンアルコールビール、その他アルコール飲料も存在するが、複雑化を避けるためブランド系ビールに限定する。

  - ハイブリッドカー

    インサイト、プリウス、CR-Z、Sai
  - ビール（ブランド系）

    スーパードライ、ラガー、一番搾り、のどごし生、クリアアサヒ、麦とホップ
  - ガム

    キシリトールネオ、キシリトールエクシー、クロレッツXP、クロレッツアイス、フィッツ

データ抽出 (2)　選択モデル(=Step2)用データ抽出・変換

- 3種類の商品カテゴリーのデータを更に以下の条件で絞り込む。
  - 分析を簡易化するため、いずれか一つの商品を購入した人のみを対象とし、複数購入した人は対象外とする
  - 購入意向が未回答のものは対象外とする
- 1回目、2回目購入実態を以下の通り「購入したか否か」に変換する。

ハイブリッドカー

変換前　購入実態		変換後　購入実態	
1	購入した、または、購入予約をした	1	購入した
2	お店に見に行った	0	購入しない
3	詳しく調べたことがある		
4	知っている		
5	知らない		
空欄	未回答	-	対象外

ハイブリッドカー
分析対象データ　38件

ビール

変換前　購入実態		変換後　購入実態	
1	週に2回以上	1	購入した
2	週に1回以上		
3	月に1回以上		
4	飲んでいない（名前は知っている）	0	購入しない
5	名前も知らない		
空欄	未回答	-	対象外

ビール
分析対象データ　379件

ガム

変換前　購入実態		変換後　購入実態	
1	1回だけ買った	1	購入した
2	2回以上買った		
3	買っていないがお店で見た	0	購入しない
4	お店では見てないが名前は知ってい		
5	知らない		
空欄	未回答	-	対象外

ガム
分析対象データ　384件

分析 (1)　Step1　購入意向の変化に関する回帰分析

- 全てのデータを用いて購入意向差に関する以下の回帰分析を行った。

$$\Delta \text{購入意向} = \beta_1 \times \ln(\text{購入意向}^{t-1}) + \varepsilon$$

  - 全体としてのモデル適合度は約10%
  - β_1は有意であるため、残差についてより詳細に検討する。

Dependent Variable: CHANGE
Method: Least Squares
Sample: 1 310121
Included observations: 310121

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.568033	0.003155	180.0193	0.0000
LN1ST	-0.565799	0.002901	-195.0206	0.0000

R-squared	0.109243	Mean dependent var	-0.008529
Adjusted R-squared	0.109240	S.D. dependent var	0.650701
S.E. of regression	0.614132	Akaike info criterion	1.862793
Sum squared resid	116964.0	Schwarz criterion	1.862862
Log likelihood	-288843.7	F-statistic	38033.04
Durbin-Watson stat	1.854709	Prob(F-statistic)	0.000000

分析 (2)　Step1　メディア接触と購入意向の変化に関する回帰分析

- 次に3カテゴリーについて下記の回帰分析を行った。

$$\Delta\text{購入意向}=\beta_1\times\ln(\text{購入意向}^{t-1})+\beta_2\times\text{TVCM 接触有無}+\beta_3\times\text{雑誌接触有無}+\varepsilon$$

分類	Δ購入意向	観測数	補正 R2	β1	p-value	β2	p-value	β3	p-value	ε	p-value
ハイブリッドカー	ホンダ　インサイト	2624	0.15756	-0.85735	6.294E-100	-	-	-0.16002	0.29750	0.75888	6.138E-63
	トヨタ　プリウス	2624	0.16552	-0.79145	3.603E-105	-	-	-	-	0.74298	8.352E-84
	ホンダ　ＣＲ－Ｚ	2624	0.13706	-0.87510	3.641E-86	-0.02345	0.45177	-0.39099	0.00013	0.79761	5.063E-45
	トヨタ　ＳＡＩ（サイ）	2624	0.16599	-1.03951	1.797E-105	-	-	-0.04578	0.53187	1.12010	7.266E-82
ビール	アサヒ　スーパードライ	2262	0.06592	-0.32015	9.382E-36	-0.07677	0.08045	-0.01720	0.82896	0.37575	1.352E-14
	キリン　一番搾り	2262	0.08571	-0.41412	6.623E-46	-0.08254	0.03649	-	-	0.45762	2.769E-23
	キリンラガービール	2262	0.10476	-0.48315	3.422E-56	-0.06532	0.01132	-	-	0.52029	1.073E-45
	のどごし〈生〉	2262	0.10407	-0.48621	3.468E-56	-0.01143	0.76572	-	-	0.54837	9.117E-28
	クリアアサヒ	2262	0.08213	-0.49290	2.208E-44	-0.02775	0.60643	-	-	0.51750	7.436E-15
	麦とホップ	2262	0.08118	-0.45775	6.442E-44	-0.04192	0.41223	-	-	0.51801	1.318E-16
ガム	ロッテキシリトールネオ	2496	0.13582	-0.58059	3.296E-81	-0.07236	0.04149	0.03360	0.75144	0.63317	3.243E-46
	ロッテキシリトールエク	2496	0.15578	-0.77739	4.761E-94	-	-	-	-	0.81113	3.392E-92
	クロレッツXP	2496	0.11785	-0.57858	2.412E-70	-0.04422	0.26316	-	-	0.60472	1.509E-32
	クロレッツアイス	2496	0.14018	-0.72735	3.462E-84	-0.05613	0.02247	-	-	0.80277	2.973E-72
	フィッツ	2496	0.11940	-0.57154	2.577E-71	-0.04970	0.12108	-	-	0.61698	1.885E-43

分析 (3)　Step1　メディア接触と購入意向の変化に関する分析結果

- 全商品についてβ1は有意。前回の購入意向が次回の購入意向の増減に影響を及ぼす。
- 商品によっては、TVCMや雑誌に出稿していないものが存在する。
- β2 、β3はカテゴリーおよび商品によって効果、有意性が大きく異なる。
  - ハイブリッドカー
    - CR-ZはTVCM接触による効果は有意ではない。雑誌接触は効果的。
    - インサイト、Saiの雑誌接触による効果は有意ではない
  - ビール
    - スーパードライ、一番搾り、ラガーのTVCM接触は効果的。
    - いわゆる第三のビールのTVCM接触による効果は有意ではない。
    - スーパードライの雑誌接触による効果は有意ではない。
  - ガム
    - キシリトールネオ、クロレッツアイスのTVCM接触は効果的。
    - クロレッツXP、フィッツのTVCM接触による効果は有意ではない。
    - キシリトールネオの雑誌接触による効果は有意ではない。
- メディア接触の有意性にはばらつきがあるため、より高い効果の見込まれるメディアに効率的に資源配分を行う必要がある。

分析 (4)　Step2　ハウスマン検定結果と採用モデル

- Step2で採用するモデルを検討するために、IIA条件に対するハウスマン検定を行う。検定の結果は以下の通り。
  - ハイブリッドカー
    - いずれの商品の有無に対してもIIA 仮定のH_0を棄却できない。
    - IIA仮定は成立する。多項ロジットモデルを採用する。
  - ビール
    - ラガー、のどごし生、クリアアサヒの有無でIIA仮定のH_0を棄却。
    - ビール系・第三のビール系による入れ子を考える。
    - 第三のビール（のどごし生、クリアアサヒ、麦とホップ）内でのハウスマン検定を行うと、麦とホップのみIIA仮定が棄却されるが、麦とホップをビール内に含めた場合でも、同様にIIA仮定が棄却される。
    - ビール・第三のビールによる入れ子ロジットモデル(Nested Logit Model)を採用する。
  - ガム
    - キシリトールネオ、フィッツの有無でIIA仮定を棄却。
    - 従来品（ネオ、エクシー、XP）、新商品（アイス、フィッツ）による入れ子を考える。
    - エクシーの発売は新しいが、アイスやフィッツの新嗜好性に比べると従来品に属する。
    - 従来品内でハウスマン検定を実施するとIIA仮定のH_0を棄却できない。
    - 従来品・新商品の入れ子ロジットモデル(Nested Logit Model)を採用する。

※検定にはRのmlogitライブラリhmftestを使用。

分析 (5)　Step2　ハイブリッドカーの選択モデル

- ハイブリッドカーに対する多項ロジットモデル
- 効用関数　$v_{ij}^{t} = \beta_1 \times b_{ij}^{t-1} + \beta_2 \times w_{ij}^{t} + \varepsilon_{ij}$ を仮定し、多項ロジットモデルでパラメータを推定すると、β_1が有意とならない。
- 1回目購買実績を除いた効用関数　$v_{ij}^{t} = u_{ij}^{t} + \beta_1 \times w_{ij}^{t} + \varepsilon$　を仮定し、多項ロジットモデルでパラメータを推定する。

CR-Zをリファレンス（Estimate=0）に設定

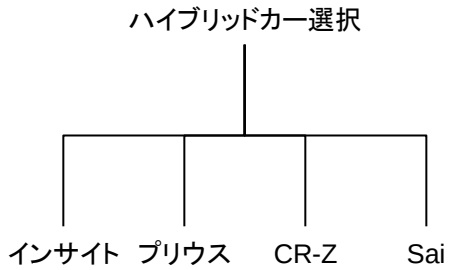
	Estimate	Std.Err	t-value	Pr(>|t|)	
インサイト	2.6709	1.4178	1.8838	0.0596	.
プリウス	4.4947	1.4565	3.0859	0.0020	**
CR-Z	0	-	-	-	
Sai	0.8961	1.9132	0.4684	0.6395	
２回目購入意向	-2.3846	0.6953	-3.4297	0.0006	***

有意水準: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Log-Likelihood: -12.377

McFadden R^2: 0.54082

Likelihood ratio test : chisq = 29.156 (p.value=6.6786e-08)



- モデル適合度を示すMcFadden R^2は0.54082。β_1は有意。
- 直前の購買意向が商品の選択に影響を及ぼす。
- プリウスが圧倒的人気、インサイトが続く。

分析 (6)　Step2　ハイブリッドカーの購買確率

- 推定されたパラメータと2回目購入意向の平均値から、ハイブリッドカーに対する購買確率（＝マーケットシェア）を算出する。
- 実際の購買確率と比較すると、プリウスはモデルの方が高めに、インサイト、CR-Z, Saiはモデルの方が低めに算出される。
- ハイブリッドカーの購買実績が少ないため、誤差が大きい。

	インサイト	プリウス	CR-Z	Sai
Coefficient	2.6709	4.4947	0	0.8961
β2(will2)	-2.3846	-2.3846	-2.3846	-2.3846
will2（平均）	2.5	1.952381	2.452381	2.8095238
Utility	-3.2906	-0.160948	-5.847948	-5.80349
Exp(U)	0.0372	0.8513	0.0029	0.0030
Prob	4.2%	95.2%	0.3%	0.3%
実購買確率	16.7%	76.2%	4.8%	2.4%
モデルとの乖離	-12.5%	19.0%	-4.4%	-2.0%

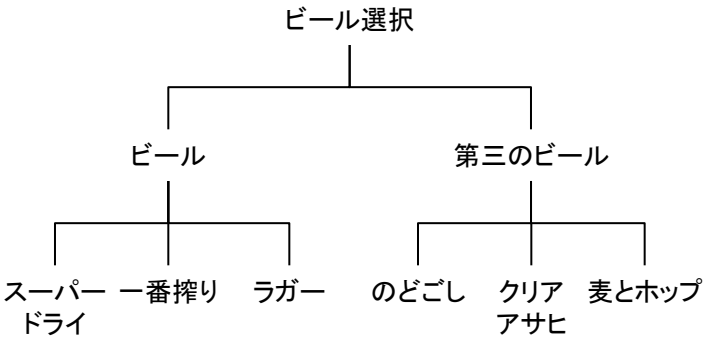
分析 (7)　Step2　ビールの選択モデル

- ビールに対する入れ子ロジットモデル
- ビール・第三のビールの入れ子ロジットモデルでパラメータを推定する。

クリアアサヒをリファレンス（Estimate=0）に設定

	Estimate	Std.Err	t-value	Pr(>|t|)	
スーパードライ	-0.770218	0.222875	-3.4558	0.000549	***
一番搾り	-1.312478	0.281445	-4.6634	3.11E-06	***
ラガー	-1.991083	0.392824	-5.0686	4.01E-07	***
のどごし生	-0.390863	0.211494	-1.8481	0.064587	.
クリアアサヒ	0	-	-	-	
麦とホップ	-0.202458	0.210766	-0.9606	0.336763	
１回目購入実績	1.825514	0.225702	8.0882	6.66E-16	***
２回目購入意向	-1.485374	0.174791	-8.498	< 2.2e-16	***
ビール	0.79182	0.13235	5.9828	2.19E-09	***
第三のビール	0.697062	0.098999	7.0411	1.91E-12	***

Log-Likelihood: -282.17
McFadden R^2: 0.54205
Likelihood ratio test : chisq = 667.97 (p.value=< 2.22e-16)



- モデルの適合性を示すMcFadden R^2は0.54205。β_1、β_2は共に有意。
- ビールと第三のビールでの入れ子は有意であるが、商品選択は麦とホップが有意ではない。麦とホップの特殊性に疑問が残る。
- 直前の購入意向、前回購入実績（リピート購入）が選択に影響を及ぼす。

分析 (8)　Step2　ビールの購買確率

- 推定されたパラメータと1回目購入実態、2回目購入意向の平均値から、ビールに対する購買確率を算出する。
- 実際の購買確率と比較すると、一番搾りはモデルの方が低めに、クリアアサヒはモデルの方が高めに算出されるが、全て±5%以内の差に収まっている。

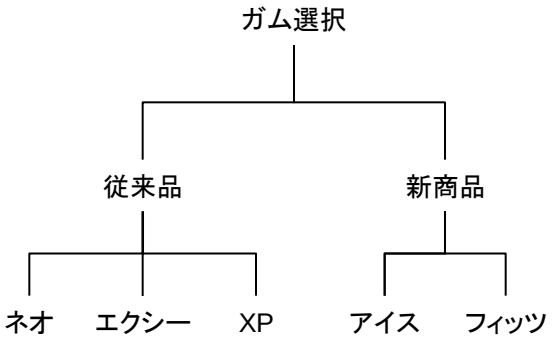
	スーパードライ	一番搾り	ラガー	のどごし生	クリアアサヒ	麦とホップ
Coefficient	-0.770218	-1.312478	-1.991083	-0.390863	0	-0.202458
β1(buy1)	1.825514	1.825514	1.825514	1.825514	1.825514	1.825514
β2(will2)	-1.485374	-1.485374	-1.485374	-1.485374	-1.485374	-1.485374
buy1(平均)	0.4485488	0.2480211	0.1029024	0.1609499	0.1266491	0.1899736
will2（平均）	2.2137203	2.4116095	2.6385224	2.9525066	2.9788918	2.9261214
Utility	-3.239588	-4.441854	-5.722426	-4.482623	-4.193569	-4.202043
Level1						
Exp(U)	0.03918	0.0117741	0.0032718	0.0113037	0.0150923	0.014965
Prob(level1)	72.3%	21.7%	6.0%	27.3%	36.5%	36.2%
Prob(Level1*Level2)	34.5%	10.4%	2.9%	14.3%	19.0%	18.9%
実購買確率	36.9%	14.5%	4.2%	12.4%	15.0%	16.9%
モデルとの乖離	-2.4%	-4.1%	-1.3%	1.9%	4.0%	2.0%

分析 (9)　Step2　ガムの選択モデル

- ガムに対する入れ子ロジットモデル
- 従来品・新商品の入れ子ロジットモデルでパラメータを推定する。

フィッツをリファレンス（Estimate=0）に設定

	Estimate	Std.Err	t-value	Pr(>|t|)	
キシリトールネオ	-0.086554	0.226235	-0.3826	0.702029	
キシリトールエクシー	-1.890101	0.536451	-3.5233	0.000426	***
クロレッツXP	-0.842349	0.296022	-2.8456	0.004433	**
クロレッツアイス	-0.930523	0.355728	-2.6158	0.008901	**
フィッツ	0	-	-	-	
１回目購入実績	2.20367	0.334376	6.5904	4.39E-11	***
２回目購入意向	-1.933661	0.239719	-8.0664	6.66E-16	***
従来品	0.95445	0.166803	5.722	1.05E-08	***
新商品	0.635299	0.211385	3.0054	0.002652	**



Log-Likelihood: -213.15
McFadden R^2: 0.58931
Likelihood ratio test : chisq = 611.7 (p.value=< 2.22e-16)

- モデルの適合性を示すMcFadden R^2は0.58931 。β_1、β_2は有意。
- 従来品、新商品の入れ子は有意であるが、従来品の中でキシリトールネオは有意ではない。
- ビールと同じく、直前の購入意向、リピート購入が選択に影響する。

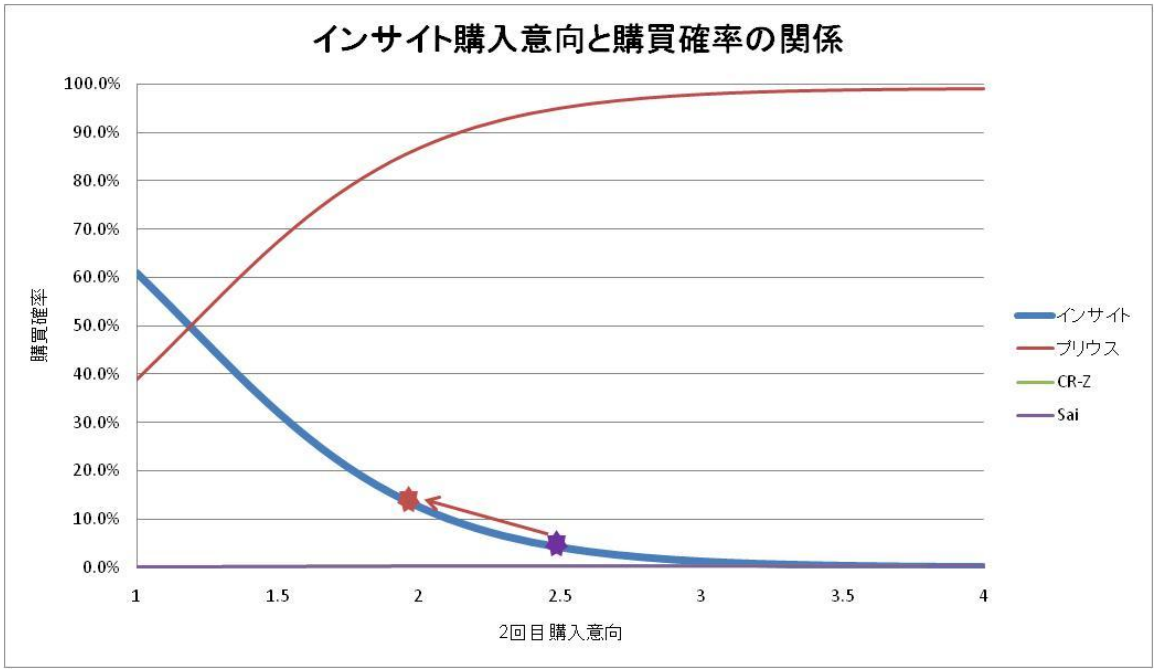
分析 (10)　Step2　ガムの購買確率

- 推定されたパラメータと1回目購入実態、2回目購入意向の平均値から、ガムに対する購買確率を算出する。
- 実際の購買確率と比較すると、キシリトールネオ、クロレッツXPはモデルの方が低めに、フィッツはモデルの方が高めに算出される。

	ネオ	エクシー	XP	アイス	フィッツ
Coefficient	-0.086554	-1.890101	-0.842349	-0.930523	0
β1(buy1)	2.20367	2.20367	2.20367	2.20367	2.20367
β2(will2)	-1.933661	-1.933661	-1.933661	-1.933661	-1.933661
buy1(平均)	0.3229167	0.0442708	0.2473958	0.09375	0.1927083
will2（平均）	2.234375	2.6770833	2.3619792	2.6875	2.6536458
Utility	-3.695476	-6.969114	-4.864437	-5.920643	-4.706586
Level1					
Exp(U)	0.0248356	0.0009405	0.0077162	0.0026835	0.0090356
Prob(level1)	74.2%	2.8%	23.0%	22.9%	77.1%
Prob(Level1*Level2)	29.5%	1.1%	9.2%	13.8%	46.5%
実購買確率	41.7%	2.6%	22.7%	8.6%	24.5%
モデルとの乖離	-12.2%	-1.5%	-13.5%	5.2%	22.0%

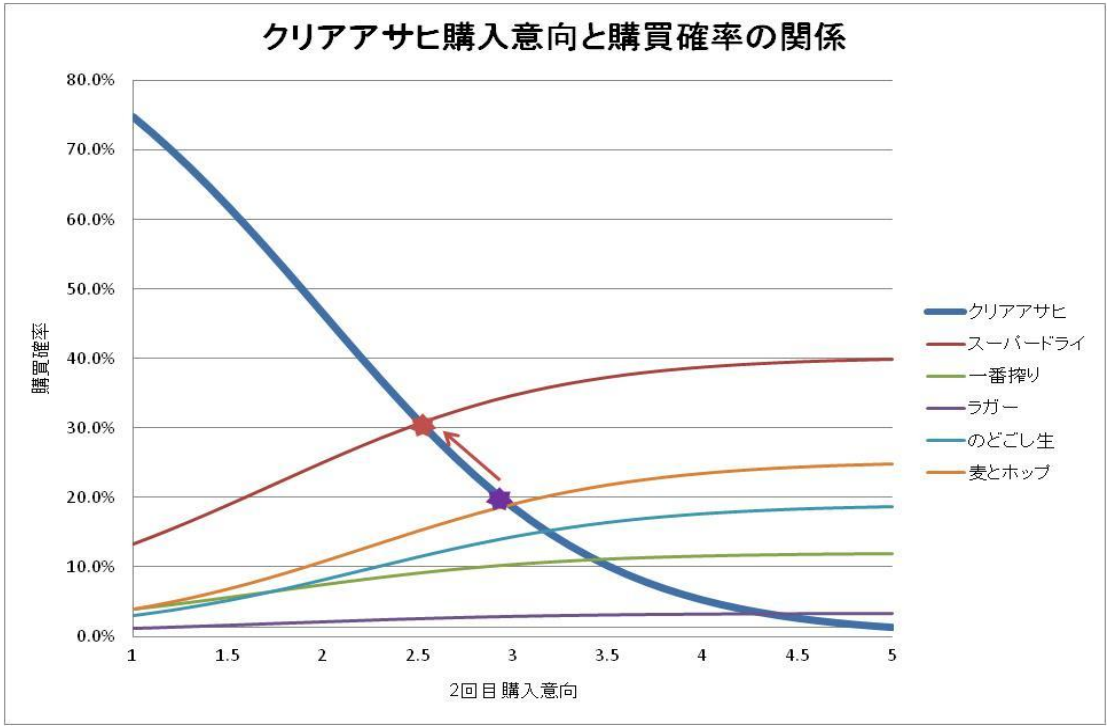
シミュレーション (1)　購入意向と購買確率シミュレーション – ハイブリッドカー

- ある選択肢の購入意向を変化させることによって、全ての選択肢の購買確率がどのように変化するかをシミュレーションすることができる。
- 下記はインサイトに対する購入意向を１～４まで変化させた場合の、インサイトおよび他の選択肢の購買確率の変化をグラフ化したものである。
- 平均２．５であるインサイトの購入意向をプリウス並の平均１．９まで上げることができれば、先行商品であるプリウスのシェアを獲り、購買確率が約１５％まで上昇する。しかしプリウスの優位は揺るがない。



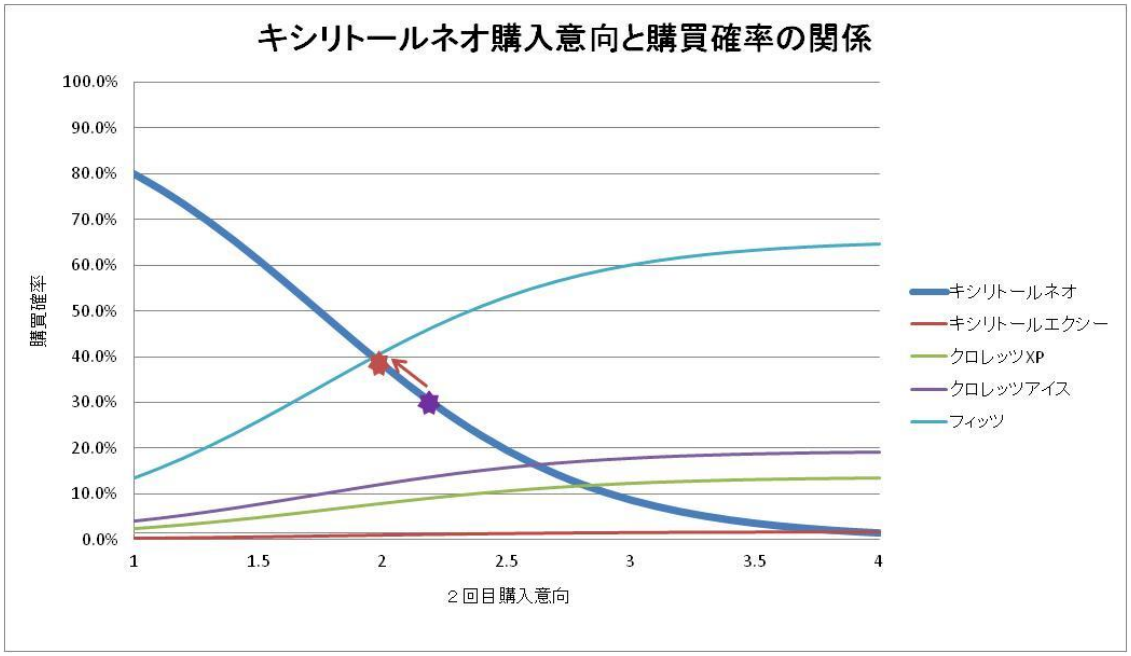
シミュレーション (2)　購入意向と購買確率シミュレーション – ビール

- クリアアサヒの2回目購入意向平均は2.98、購買確率は19.0%。
- 購入意向平均を一番搾りに近い2.5まで上げることができれば、購買確率は31.1%まで12.1%上昇する。ただし、同一メーカーのスーパードライのシェアが33.4%から29.6%まで3.8%奪われることになる。
- スーパードライのシェア維持しつつクリアアサヒの購買確率も上昇させるためには、スーパードライの購入意向を2.23から2.1に上げる必要がある。



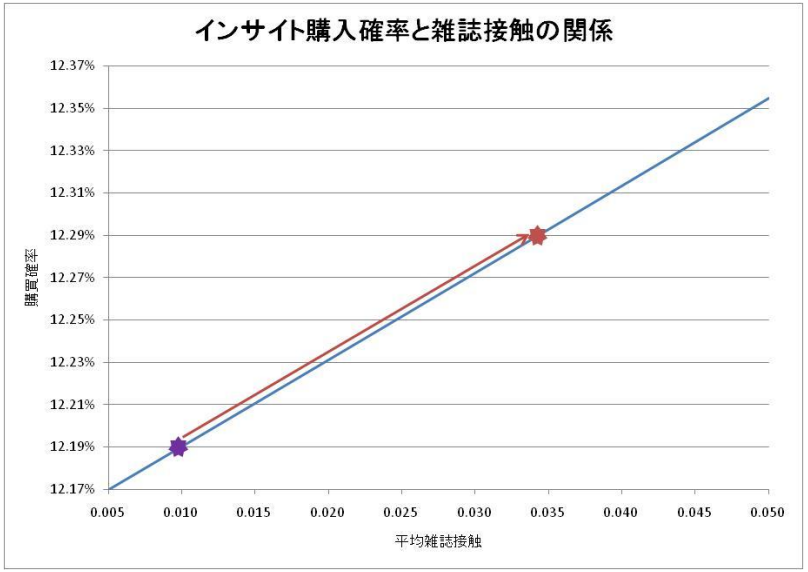
シミュレーション (3)　購入意向と購買確率シミュレーション – ガム

- キシリトールネオの2回目購入意向平均は2.21、購買確率は30.0%。
- 購入意向平均を2まで上げることができれば、購買確率が38.8%まで上昇する。
- キシリトールネオの購買確率が上昇すると主にフィッツのシェアを奪うことになる。
- キシリトールネオの購入意向平均は既に2.21と高く、これを更に上げるのは購入意向が低い商品の意向を上げるよりも困難である。



シミュレーション (4)　メディア接触と購買確率シミュレーション – ハイブリッドカー

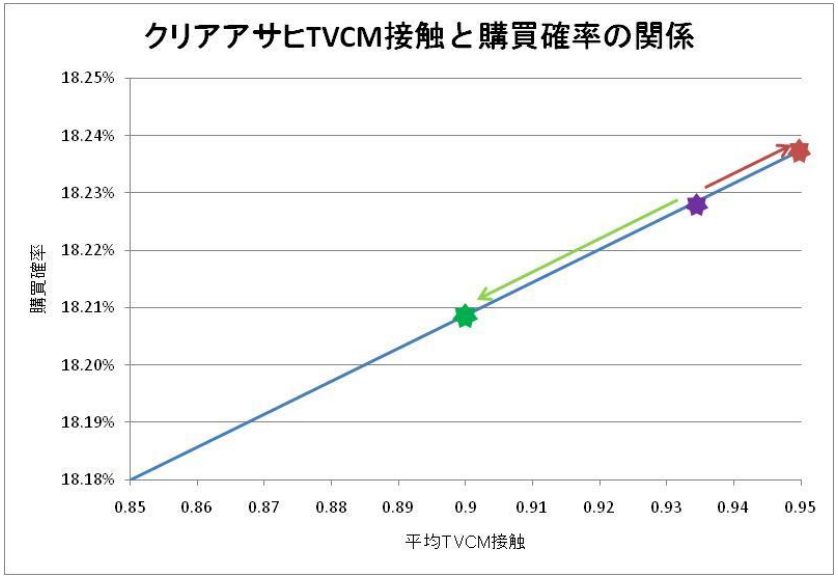
- Step1とStep2のモデルを組み合わせ、メディア接触を変化させた場合の購買確率の変化をシミュレーションする。
- 購入意向、メディア接触有無は全サンプルの平均値を使用して、モデルへの当てはめを行う。（ビール、ガムも同様）
- インサイトの雑誌接触有無の平均値は0.01(=1%)。
- 雑誌広告への接触有無平均値を0.035(=3.5%)まで上げることができれば、購買確率を0.1%上昇させることができる。
- うまく読者にリーチできれば、購買確率上昇の効果は高い。



- ただし、雑誌はTVCMに比べて読者層が限定されるため、ターゲティングに注意を要する。

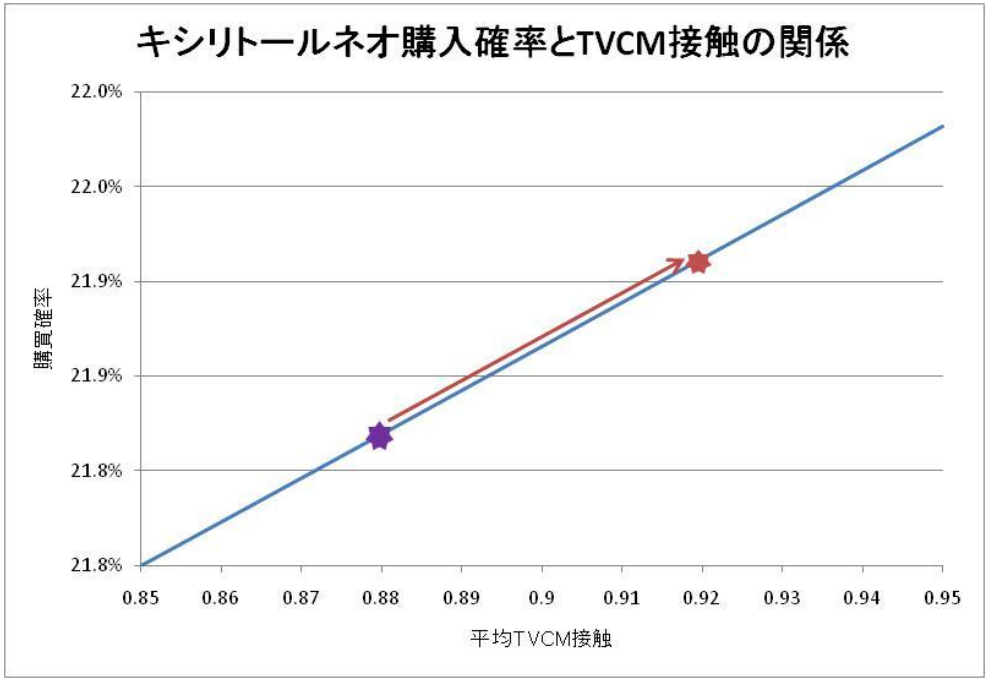
シミュレーション (5)　メディア接触と購買確率シミュレーション – ビール

- クリアアサヒのTVCM接触有無の平均値は0.936で飽和気味。
- TVCMの頻度を上げてTVCMの接触有無を0.95まで上げたとしても購買確率は0.01%しか上昇しない。
- 逆にTVCMの頻度を下げて接触有無を0.9まで下げたとしても購買確率は0.02%しか下降しない。
- Net Present Value (NPV) = {（マーケット全体の売上×変化後の購買確率）－変化前クリアアサヒ売上}－TVCMコスト増減＞0であるかを計算することによって、メディア投資に対する効果を事前に推測できる。



シミュレーション (6)　メディア接触と購買確率シミュレーション – ガム

- キシリトールネオのTVCM接触有無の平均値は0.88。
- TVCMの頻度を上げて0.92までTVCMの接触有無を上げることができれば購買確率は0.1%上昇する。
- TVCM接触有無が飽和気味であるビールと比べると、ガムはTVCMによる購買確率上昇の余地はまだ残されている。
- ビールと同様、NPVを求め投資対効果を事前に推測できる。



結論と考察

- メディア接触は購入意向を上昇させる一定の効果を持つが、商品カテゴリーや商品によって効果の有意性は異なる。

- 多項ロジットモデルや入れ子ロジットモデルにより推定される選択肢の購買確率は、実際の購買確率と比較してそれほど大きく乖離していない。その簡便性を考えると実用的なモデルであると言える。

- 商品カテゴリー（あるいはライフサイクル）によって、個人の購買意向の変化が自社製品および他社製品の選択に与える影響は大きく異なることがわかる。それがモデルによって数値化され視覚化されるため、次に取るべきアクションがより明確になる。

- メディア接触による自社商品への購買確率の変化や、他社商品への影響を予測し、投資対効果をシミュレーションすることで、メディア戦略に対する効果的な資源配分を促すことが可能となる。ただし、メディア接触と購入意向上昇の関係が有意でない場合は利用に注意を要する。

課題と今後の対策

課題	対策
商品の購買数が少ない場合には推定による誤差が大きい。	サンプル数やサンプル採取期間を増やす。
未回答や何も購入しなかった人など対象外としたデータによる誤差が大きい。	対象外としたデータを取り込めるように、モデルを拡張化する。
簡便性のために多項ロジットモデルを採用することによる誤差が発生する。	多項プロビットモデルを採用することでより正確な推定が可能となる。
今回の提供データには、購買の意思決定に大きな影響を及ぼす価格情報が含まれていない。	価格情報や提供データに含まれない他の選択肢に関する情報を取り込んだり、個人特性による影響を加味することによって、予測の精度を高めることができる。
選択確率を高めるために他社動向を意識しすぎる結果、競合商品のメディア戦略がどれも似たような内容に陥る危険性がある。	マーケティング戦略自体を見直し、その戦略に最適なモデルを採用する。
既存の競争枠組みを逸脱するようなイノベーティブな商品やサービスに対する分析には選択モデルの適用は難しい。	新たな分析の枠組みを導入する必要がある。

参考文献

- McFadden, D. (1973) Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior, in P. Zarembkaed., Frontiers in Econometrics, New-York: Academic Press.
- McFadden, D. (1974) “The Measurement of Urban Travel Demand”, Journal of Public Economics,3
- Train, K. (2004) Discrete Choice Modelling, with Simulations, Cambridge University Press.
- Greene, W. (2002) Econometric Analysis, Fifth Edition, Pearson Education
- Farnsworth,G.(2008) Econometrics in R
- Hensher, D., Rose, J. and Greene, W.(2005) Applied Choice Analysis, Cambridge University Press.