



内輪の勉強会

## 製品サンプル配布の効果 ～ Bawa-Shoemakerモデル～

2009/01/26 小野滋  
(2013/05/06 誤字修正など)

## 本日に至るいきさつ



Sさん

いやあ、クライアントに **製品サンプリング** の効果測定について提案しろといわれているんだけど、いろいろ考えるとややこしくて、困ってるんですよ

本とか読んで、理論武装しておくのはどうですか？ そうだ、役に立ちそうな論文があったなあ

じゃ、それ読んで中身を教えてくださいませんか？

あの一、論文の取り寄せ費、払ってもらえるでしょうか...？

ちっ、金の無心かよ。仕方ない、払ってあげるから、必ず読んで報告してくださいよ

はい。。。。



小野

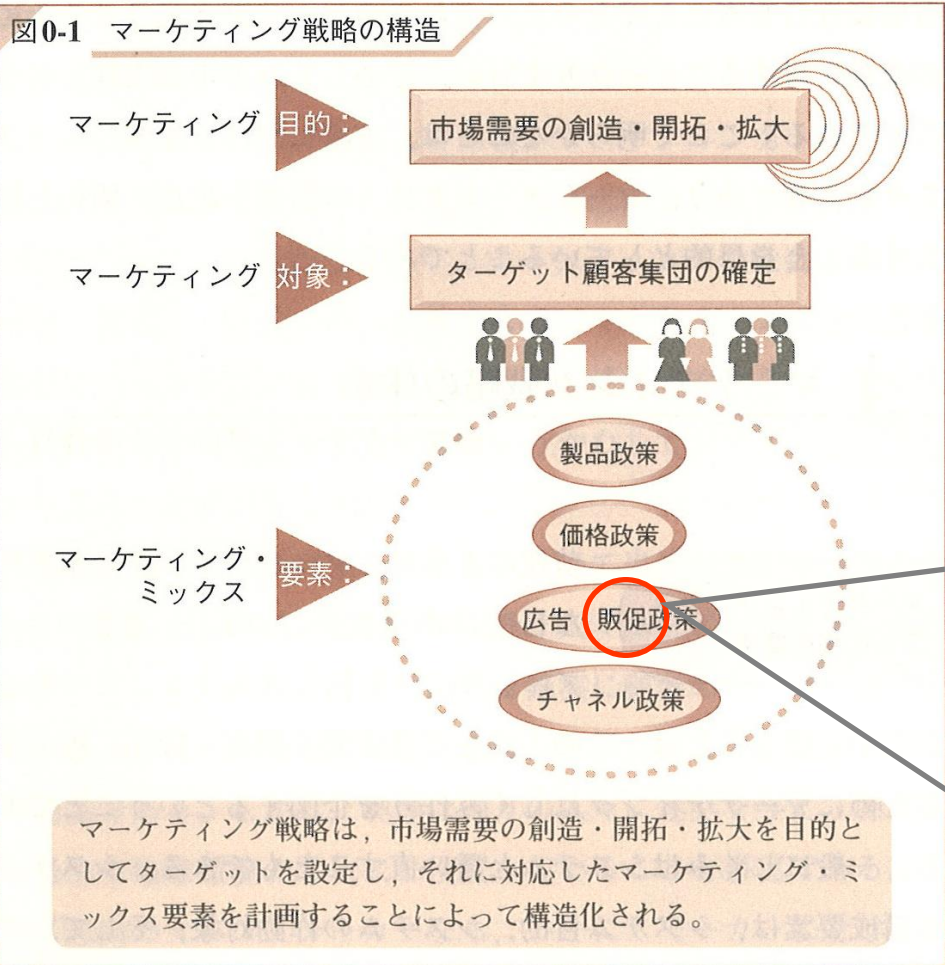
## 本日の内容

- 製品サンプリングについての研究を概観します
- 製品サンプリング効果についてのモデルである, Bawa&Shoemakerモデルを紹介します
- 消費者調査によるサンプリング効果測定に, このモデルを生かす方法を考えます



# 1. 研究概観

# 1.1 そもそも、サンプリングとは



和田・恩蔵・三浦(2006)「マーケティング戦略 第3版」有斐閣

**表1-2 プロモーションのタイプと手段**

消費者向けプロモーション	流通業者向けプロモーション	小売業者によるプロモーション
<b>価格訴求型プロモーション</b>		
キャッシュバック	アローワンス (協賛金、販促金)	値引き
クーポン	特別出荷 (増量、値引き)	クーポン
増量パック		バンドリング
バンドリング		
<b>情報提供型プロモーション</b>		
ダイレクト・メール	トレードショー	チラシ
		店頭POP
		特別陳列
<b>体験型プロモーション</b>		
サンプル提供	サンプル提供	デモンストレーション
モニタリング		
<b>インセンティブ提供型プロモーション</b>		
オープン懸賞	コンテスト	スタンプ
クローズド懸賞	販売助成	フリークエンシー・プログラム
プレミアム (景品)		スピードくじ
コンテスト		
セルフ・リキデーション (自己精算式)		
フリクエンシー・プログラム		

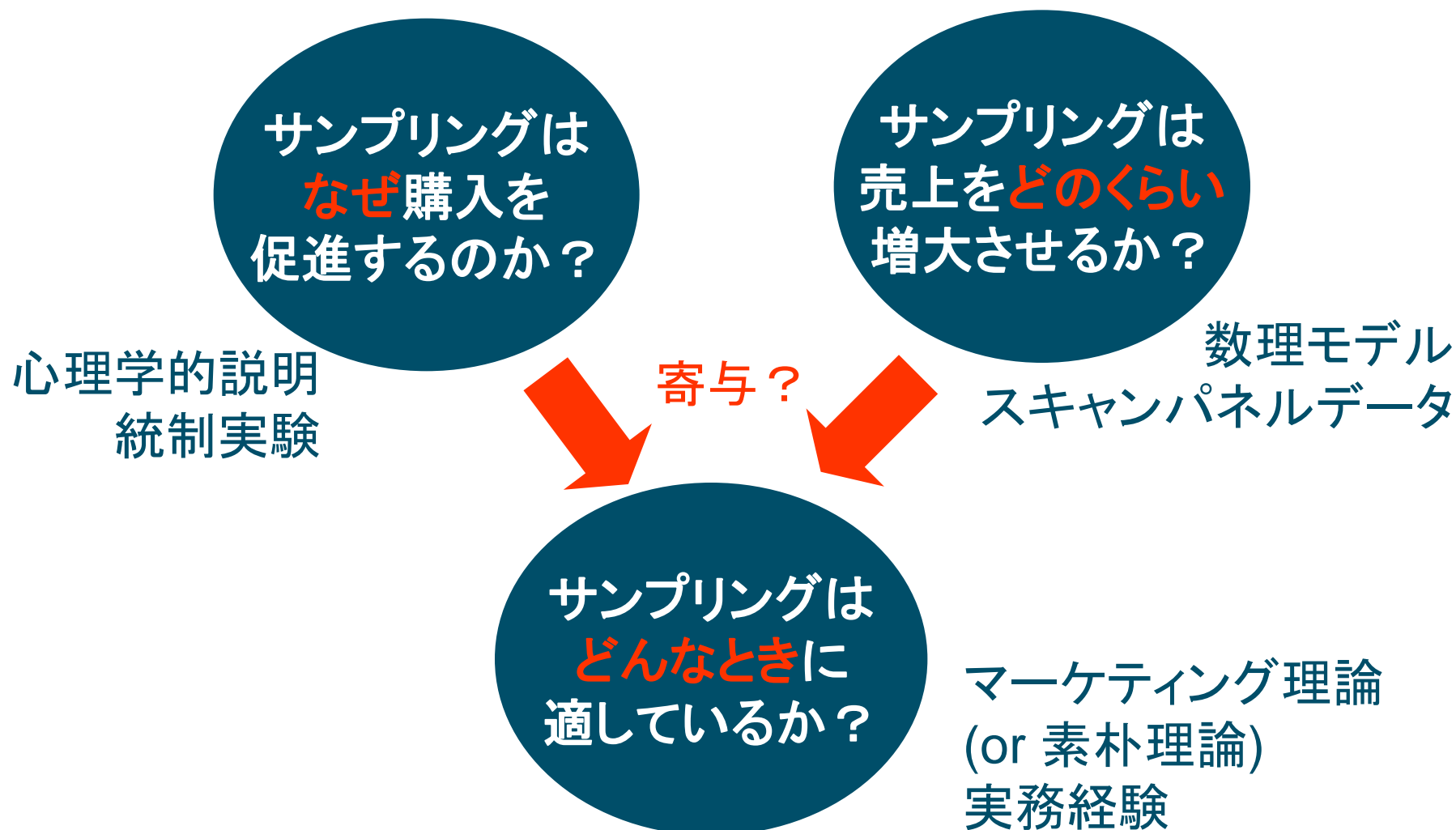
上田・守口(2004)「価格・プロモーション戦略」有斐閣

- サンプルングは広く行われている...らしい
  - 1994年調査：消費財メーカーの78%がサンプルングを採用  
(Donnelly Marketing 調べ。Bawa&Shoemaker(2004)による)
- サンプルングは最近とくに注目されている...らしい (cf. アイエムプレス,2008)
  - 経験価値マーケティングへの注目
  - ネットの普及による新たなサンプルング方法
  - 売り場を確保するのが困難→消費者の評判を直接に獲得したい
  - 広告の効果が小さくなった
- サンプルングは効果がある...らしい
  - 以下では売上増加に焦点をあてて考えます

- 事例:ライオン「ルック きれいのミスト」(アイエムプレス,2008)
  - 消臭・除菌スプレー。2006年3月に全国発売, 現在8種類
  - 全国発売開始とともにサンプリング実施
  - 潜在的見込み客への消費者サンプリング
    - ターゲット:20~30代女性
    - 首都圏の幼稚園に約2万本を配布
    - 引越し時(日本通運の協力), ビジネスホテル(アパホテル)で配布
  - ブロガー配布
    - 「サンプル百貨店」登録会員を対象にイベント開催, 1,500人に配布
  - ブランドイメージ向上のためのサンプリング
    - 汐留の人気カフェレストランのトイレに置いてもらう
  - ライオンの考え方
    - 「あくまで宣伝の一環。商品特性の認知向上に注力」
    - 「サンプリングが売上向上に顕著な効果があるとは捉えていない」
      - (↑売上向上をめざしたサンプリングもあれば, そうでないサンプリングもあるわけですね)



## 1.2 サンプルングへの三つの視点





# 1.3 サンプリング効果の心理学的説明

(恩蔵(1991), 高橋(2004)による)

- 購買行動の変化に注目した説明 (Lammers, 1991)
  - シェイピング効果 (Nord&Peter, 1980)
    - 学習理論によれば... 行動が報酬をもたらすと, その行動は増える
    - サンプル使用→(良い経験)→使用
    - 予測:とにかくサンプルが良い経験を伴いさえすれば, 効果がある
  - 刺激突出効果
    - 帰属理論によれば ... 人は常に事柄の原因を推測し, それによって態度を決める
    - サンプル受領→サンプルの特性が注目される
    - 予測:サンプルが好ましい特徴を持っていれば, 効果がある
  - foot-in-the-door 効果 (Steinberg&Yalch, 1978)
    - 自己知覚理論によれば ... 人は過去の自分の行動からいまの自分の態度を推測する
    - サンプル使用→「それを使った私はそれが好きだったに違いない」→好きになる
    - 予測:「単にもらったから使っただけだ」と考える人には逆効果
      - サンプル受領のために, ある程度の努力が必要であるほうがよいだろう

- 態度の変化に注目した説明
  - 膨大な情報が取得される
  - 使用経験に基づき形成された態度は、実際の購買につながりやすい (Smith&Swinyard, 1983)
  - 使用経験に基づき形成された自分の評価は、確信度が高い (Dussart&Hennion, 1989)
  - 使用経験は知覚リスクを低減する (Roselius, 1971)

## 1.4 サンプルング効果の数理モデル

- Simulated Test Marketing モデル (例, 某社のMVP)
  - 上市前に売上を予測する一般的モデル
  - サンプルングの効果もモデルに組み込めるが, 実証的検証は見当たらない
- Jain et al.(1995) ※未見
  - Bassモデル (イノベーション普及のモデル)を改訂。サンプルングが普及を速めると仮定
- Heiman et al.(2001)
  - サンプルングは直後の売上と製品への好意を高めると仮定。実証的検証がなされていない
- Bawa&Shoemaker(2004) →次章



## 2. Bawa-Shoemakerモデル

## この章では

- 次の論文の内容を紹介します
  - Bawa, K. & Shoemaker, R. (2004) “The effects of free sample promotions on incremental brand sales.” *Marketing Science*, 23(3), pp.345-363.
- この論文は、**製品サンプリング**(製品サンプル配布)が売上に与える影響について、数理モデルと大規模なフィールド実験データを提出しています
  - ← ただのスキャンパネルデータではなく

- 用語について

- 論文ではいちいち丁寧に記述してありますが...

- 説明の都合上, 以下のように呼ぶことにします

- 「**トライアル購入**」

- サンプルを受領していない状態で, はじめて買うこと

- i.e. サンプルを受領すると, トライアル購入はできなくなるわけです

- 「**リピート購入**」

- サンプル受領後に買うこと, もしくはトライアル購入後に買うこと

- i.e. すでにサンプルを受け取っていたら, お金を出して買うのが初めてであっても, それはリピート購入です

## 2.1 基本的な考え方: ACEモデル

- 消費者は次の3つのセグメントのどれかに属する
- Segment 1 : prior triers
  - 製品サンプリング開始前に購入している世帯
  - 新製品の場合はサイズ0
- Segment 2 : likely triers
  - サンプリングしなくても購入する可能性があった世帯
  - ↑広告への接触, クチコミ, 店舗内展示, 好奇心...
- Segment 3 : nontriers
  - サンプリングしなかったら購入する可能性がなかった世帯
  - ↑非認知, 無関心.....
  - シェアが小さいブランドは, nontrier がとても多いことが多い

- 製品サンプリングが売上に与える効果は？
- Segment 1 : prior triers
  - 影響しない (長期的には少しだけ影響するだろうが, 無視できる)
- Segment 2 : likely triers
  - **Acceleration**
    - サンプルを受け取ったせいで購入するようになる(購入が増える)
  - **Cannibalization**
    - サンプルを受け取ったせいで購入を取りやめる
- Segment 3 : nontriers
  - **Expansion**
    - サンプルを受け取ったせいで購入するようになる



効果  
=A - C + E



## 2.2 想定

- どの世帯も、ある単位期間中にそのカテゴリの製品を1回購入する
  - 例, 「月に一本ずつシャンプーを買う」
  - ※シミュレーション研究 (紹介略)によれば, カテゴリ購入頻度に異質性があっても, サンプルングの効果はあまり変わらない。ただし, それがブランド購入確率と正の相関があるときは, サンプルングの効果は増大する
- トライアル購入確率・リピート購入確率には**異質性**がある
  - i.e. 購入確率は, 同じセグメントのなかでも世帯によってちがう
  - あるセグメントのなかで, 購入確率はベータ分布に従う
- トライアル購入確率とリピート購入確率は独立 (無関係)
  - ※シミュレーション研究(紹介略)によれば, トライアル購入確率とリピート購入確率に正の相関があると, サンプルングの効果は減少する
- サンプルングについての想定
  - サンプルの到達率は100%
  - サンプルのパッケージサイズは小さい

## (注: ベータ分布とは)

- 購入確率の分布を知ることは難しいですが、右図のような山形になっているだろうと思われれます
- このような山形は、ベータ分布という考え方をを用いれば、たった二つの数字でうまく表現できます
- したがって、この2つの数字を推定すれば、購入確率の分布を推定したことになります

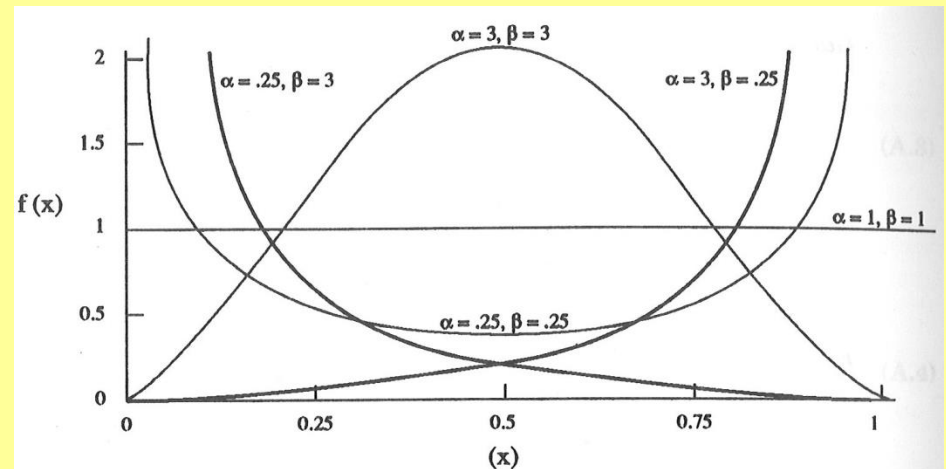
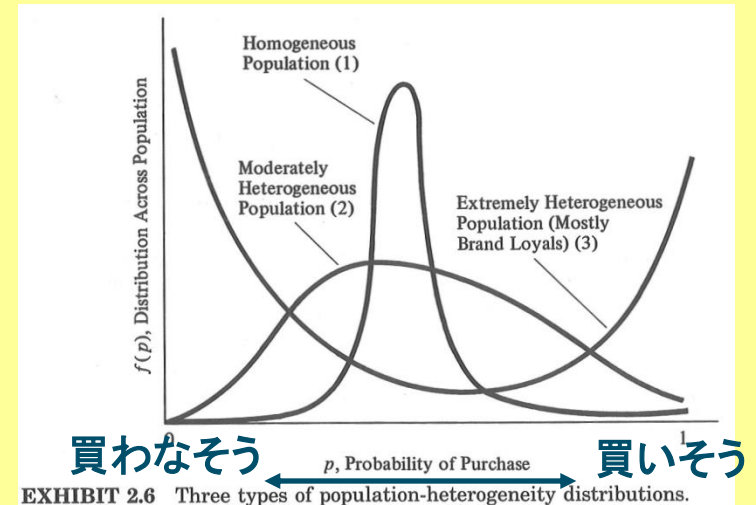


EXHIBIT A.1 (a) Beta distribution.



**Don't be scared!!!!**

- ここから、数式がいっぱい出てまいります
- いちいち理解する必要は全くありません
  - 私もよくわかりません
- ポイントは、「なんだか知らんが計算することができるらしい」という点です

## 2.3 パラメータ

	$n_i$ : セグメント $i$ のサイズ	$t_{ij}$ : セグメント $i$ の世帯 $j$ が、サンプリングがない場合に、単位期間にトライアル購入する確率	$r_{ij}$ : セグメント $i$ の世帯 $j$ が、トライアル購入後ないしサンプル受領後、単位期間にリピート購入する確率
Segment 1 Prior triers	$n_1$	(もう購入したことがあるので、いまさらトライアル購入はできない)	$r_{1j}$ 分布 Beta( $\alpha_1, \beta_1$ ) 平均 $r_1 = \alpha_1 / (\alpha_1 + \beta_1)$
Segment 2. Likely triers	$n_2$	$t_{2j}$ 分布 Beta( $\alpha_0, \beta_0$ ) 平均 $t_0 = \alpha_0 / (\alpha_0 + \beta_0)$	$r_{2j}$ 分布 Beta( $\alpha_2, \beta_2$ ) 平均 $r_2 = \alpha_2 / (\alpha_2 + \beta_2)$
Segment 3. Nontriers	$n_3$	0	$r_{3j}$ 分布 Beta( $\alpha_3, \beta_3$ ) 平均 $r_3 = \alpha_3 / (\alpha_3 + \beta_3)$

## 2.4 製品サンプリングの効果

	サンプリングがなかったら		サンプリングしたら
	$T_i$ : セグメント $i$ の 期間 $K$ のあいだの トライアル購入数	$R_i$ : セグメント $i$ の期 間 $K$ のあいだの リピート購入数	$S_i$ : セグメント $i$ の 期間 $K$ のあいだの リピート購入数
Segment 1 Prior triers	0	$R_1 = n_1 K r_1$	$S_1 = R_1$
Segment 2. Likely triers	$T_2 = (\text{後述})$ <b>Cannibalization</b>	$R_2 = (\text{後述})$	$S_2 = n_2 K r_2$ <b>Acceralation</b>
Segment 3. Nontriers	0	0	$S_3 = n_3 K r_2$ <b>Expansion</b>
合計	$P = R_1 + T_2 + R_2$		$Q = R_1 + S_2 + S_3$ <b>効果</b>

	no sampling		sampling
	trial	repeat	
prior		R1=S1	
likely	T2	R2	S2
no			S3
total	P		Q

•  $T_2$

- 世帯  $j$  の単位期間でのトライアル購入確率  $t_{2j}$  は  $\text{Beta}(\alpha_0, \beta_0)$  に従う
- 世帯  $j$  の期間  $K$  のあいだのトライアル購入確率は  $1 - (1 - t_{2j})^K$
- ここから、トライアル購入数は

$$\begin{aligned}
 T_2 &= n_2 \int \left\{ 1 - (1 - t_{2j})^K \right\} f(t_{2j} | \alpha_0, \beta_0) dt_{2j} \\
 &= n_2 \left[ 1 - \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0) \Gamma(\beta_0 + K)}{\Gamma(\alpha_0) \Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + K)} \right]
 \end{aligned}$$

	no sampling		sampling
	trial	repeat	
prior		R1=S1	
likely	T2	R2	S2
no			S3
total	P		Q

•  $R_2$

- 第1単位期間中のトライアル購入数の期待値  $E(V_1)$  は

$$E(V_1) = n_2 t_2$$

- 第2単位期間中のリピート購入数の期待値  $E(V_2)$  は

$$E(V_2) = n_2 (K - 1) \int t_{2j} f(t_{2j} | \alpha_0, \beta_0) dt_{2j} \cdot \int r_{2j} f(r_{2j} | \alpha_2, \beta_2) dr_{2j}$$

- ここから、全期間を合計したリピート購入数は

$$\begin{aligned}
 R_2 &= \sum_{k=2}^K E(V_k) \\
 &= n_2 \sum_{k=0}^{K-2} (K - k - 1) \int t_{2j} (1 - t_{2j})^k f(t_{2j} | \alpha_0, \beta_0) dt_{2j} \cdot \int r_{2j} f(r_{2j} | \alpha_2, \beta_2) dr_{2j} \\
 &= \sum_{k=0}^{K-2} (K - k - 1) n_2 r_2 \alpha_2 \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0) \Gamma(\beta_0 + k)}{\Gamma(\beta_0) \Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + k + 1)}
 \end{aligned}$$

	no sampling		sampling
	trial	repeat	
prior		R1=S1	
likely	T2	R2	S2
no			S3
total	P		Q

- といわけで、無料サンプリングによる売上の増大は

$$D = Q - P$$

$$= (S_2 - R_2) - T_2 + S_3$$

$$= n_2 r_2 \left\{ K - \alpha_0 \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0)}{\Gamma(\beta_0)} \cdot \sum_{k=0}^{K-2} (K - k - 1) \left[ \frac{\Gamma(\beta_0 + k)}{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + k + 1)} \right] \right\}$$

$$- n_2 \left\{ 1 - \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0) \Gamma(\beta_0 + k)}{\Gamma(\beta_0) \Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + K)} \right\}$$

$$+ n_3 K r_3$$

Expansion

Cannibalization

Accerlation



## (2.4 の要約)

どうにかして下記のパラメータ  
がわかれば

	サイズ	トライアル確率	レポート確率
prior	n1		Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )
likely	n2	Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )	Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )
no	n3	0	Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )



サンプリングの効果を  
算出できます

	no sampling		sampling
	trial	repeat	
prior			R1=S1
likely	T2	R2	S2
no			S3
total	P		< Q

そりゃまあ、そうですね

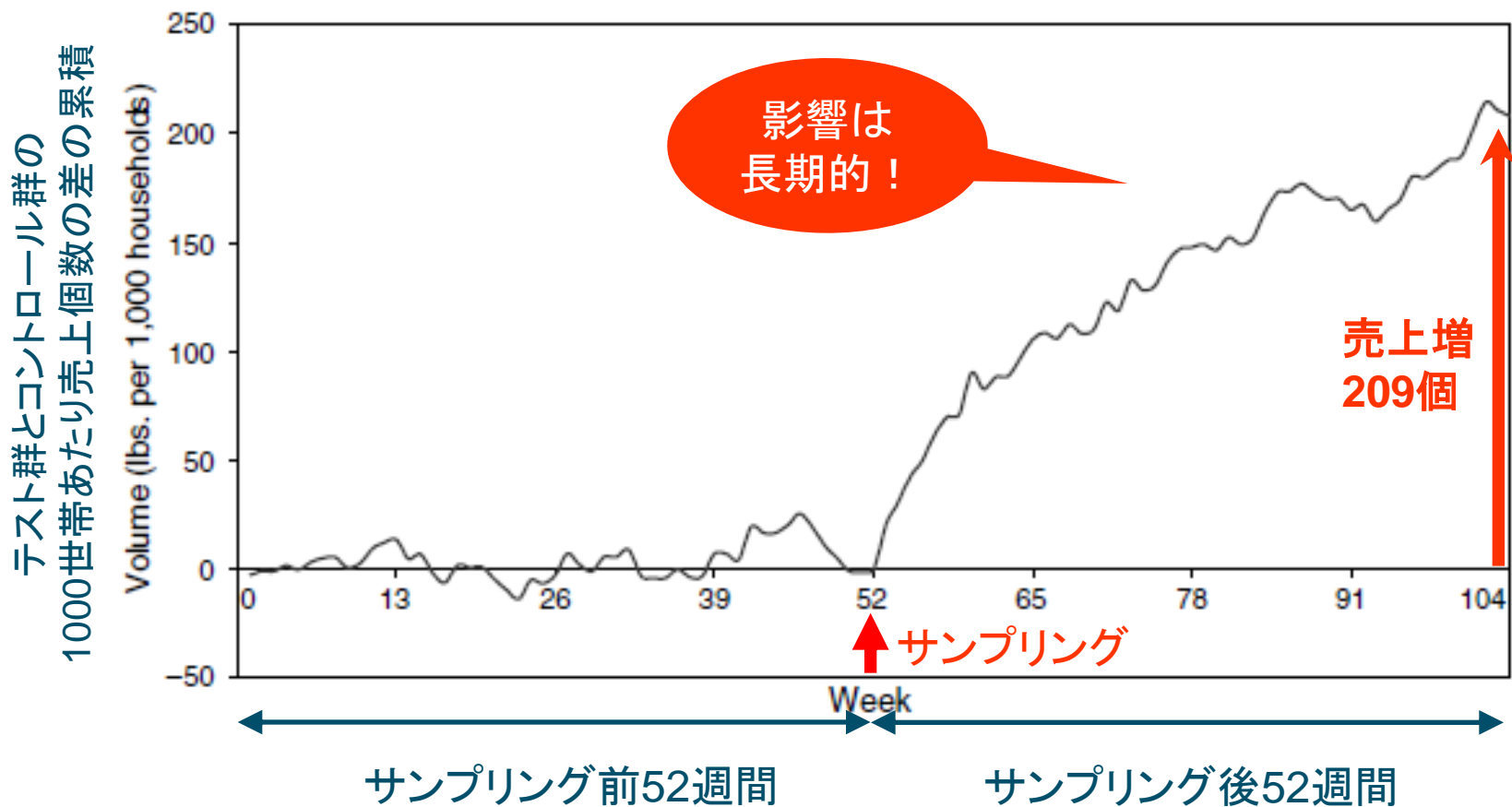
## 2.5 フィールド実験

(論文では2つの実験を行っています。ここでは実験1のみ紹介します)

- 90年代中期にUSで実施された統制実験
  - 契約上, 詳細は公開できない
- 対象世帯
  - スキャンパネルをさまざまな属性でマッチングした2群に分割
  - コントロール群(1,994世帯)はサンプリングなし, テスト群(2,059)はサンプリングあり
  - テスト群に, 日曜の朝刊とともにサンプルを配布
- サンプリングした製品のカテゴリは
  - ほとんどの世帯で日常的に消費される。購入頻度の中央値は10回/年よりも大きい
  - たとえるなら, ソフトドリンク, スナック, 歯磨き粉, ハンドソープのようなもの
- サンプリングした製品のブランドは
  - 一年以上前に市場投入された新ブランド。傘ブランドを持つ。市場シェアは高い
  - たとえるなら, ダイエット・コークのようなもの
- サンプリング前後104週のスキャンパネルデータを分析する

# 結果

Figure 1 Experiment 1: Adjusted Cumulative Difference (Test-Control) in Sales Volume per 1,000 Households



## 2.6 実験データへの適用

	サイズ	トライアル確率	レポート確率
prior	$n_1$		Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )
likely	$n_2$	Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )	Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )
no	$n_3$	0	Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )

- $n_1, n_2, n_3$ 
  - $\lambda$  = (コントロール群における購入者の累積率の漸近線) = 37%
  - $N$  = (テスト群のサイズ) = 2059
  - $n_1$  = (テスト群でサンプリング開始前にトライアルしていた人の人数) = 570
  - $n_2$  = ( $\lambda N$ ) -  $n_1$  =  $2059 \times 0.37 - 570 = 192$
  - $n_3$  =  $N - (n_1 + n_2) = 1297$

	サイズ	トライアル確率	レポート確率
prior	n1		Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )
likely	n2	Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )	Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )
no	n3	0	Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )

- Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )

- 「コントロール群で、サンプリング前に購入非経験」者のデータから推定する

- 以下では、世帯 j がトライアル購入したことを  $Y_j=1$ , しなかったことを  $Y_j=0$  とあらわす
- ある世帯が segment 2 に属している確率は  $\lambda_2 = n_2 / (n_2+n_3)$
- 世帯 j が第  $K_j$  期間でトライアル購入した場合、この事例を観察する尤度は

$$L(Y_j = 1) = \lambda_2 \int (1-t_{2j})^{K_j-1} t_{2j} f(t_{2j}) dt_{2j} = \lambda_2 \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0) \Gamma(\alpha_0 + 1) \Gamma(\beta_0 + K_j - 1)}{\Gamma(\alpha_0) \Gamma(\beta_0 + 1) \Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + K_j)}$$

- 世帯 j が  $K_j$  期間を通じてトライアル購入しなかった場合、この事例を観察する尤度は

$$L(Y_j = 0) = \lambda_2 \int (1-t_{2j})^{K_j} t_{2j} f(t_{2j}) dt_{2j} + (1-\lambda_2) = \lambda_2 \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0) \Gamma(\beta_0 + K_j)}{\Gamma(\beta_0) \Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + K_j)} + (1-\lambda_2)$$

- データの対数尤度関数は  $L_0^* = \sum_j Y_j \ln L(Y_j = 1) + \sum_j (1-Y_j) \ln L(Y_j = 0)$
- 非線形最適化手法(SASのNLPプロシジャ)で最大化すると:  $\alpha_0=0.74, \beta_0=25.07$

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	n1		Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )
likely	n2	Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )	Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )
no	n3	0	Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )

- Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )

- 「コントロール群で、サンプリング前に購入経験」者のデータから推定する

- 世帯  $j$  がトライアル購入後にカテゴリ購入数  $n_j$  , 当該ブランド購入数  $x_j$  を示した場合, この事例を観察する尤度は

$$L_{1j} = (n_j C x_j) \int (r_{1j})^{x_j} (1 - r_{1j})^{n_j - x_j} f(r_{1j}) dr_{1j}$$

- 尤度関数の最大化に関係ない定数を見捨てて書き直すと

$$L_{1j} = \frac{\Gamma(\alpha_1 + \beta_1) \Gamma(\alpha_1 + x_j) \Gamma(\beta_1 + n_j - x_j)}{\Gamma(\alpha_1) \Gamma(\beta_1) \Gamma(\alpha_1 + \beta_1 + n_j)}$$

- データの対数尤度関数は  $L_1^* = \sum_j \ln L_{1j}$

- 最大化すると:  $\alpha_1=0.94, \beta_1=11.96$

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	n1		Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )
likely	n2	Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )	Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )
no	n3	0	Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )

- Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )

- 「コントロール群で、サンプリング後にトライアル購入」者のデータから推定する
  - 世帯  $j$  がトライアル購入後にカテゴリ購入数  $n_j$  , 当該ブランド購入数  $x_j$  を示した場合, この事例を観察する尤度は, 下の式のように書き直すことができる (cf. 前頁)

$$L_{2j} = \frac{\Gamma(\alpha_2 + \beta_2) \Gamma(\alpha_2 + x_j) \Gamma(\beta_2 + n_j - x_j)}{\Gamma(\alpha_2) \Gamma(\beta_2) \Gamma(\alpha_2 + \beta_2 + n_j)}$$

- データの対数尤度関数は

$$L_2^* = \sum_j \ln L_{2j}$$

- 最大化すると:  $\alpha_2=0.68$ ,  $\beta_2=12.64$

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	n1		Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )
likely	n2	Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )	Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )
no	n3	0	Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )

- Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )

- 「テスト群で、サンプリング前に購入非経験」者のデータから推定する

- 世帯  $j$  がサンプリング開始後にカテゴリ購入数  $n_j$  , 当該ブランド購入数  $x_j$  を示した場合、この事例を観察する尤度は

$$L_{3j} = \lambda_2 (n_j C x_j) \int (r_{2j})^{x_j} (1 - r_{2j})^{n_j - x_j} f(r_{2j}) dr_{2j} + (1 - \lambda_2) (n_j C x_j) \int (r_{3j})^{x_j} (1 - r_{3j})^{n_j - x_j} f(r_{3j}) dr_{3j}$$

- 定数を見捨てて書き直すと

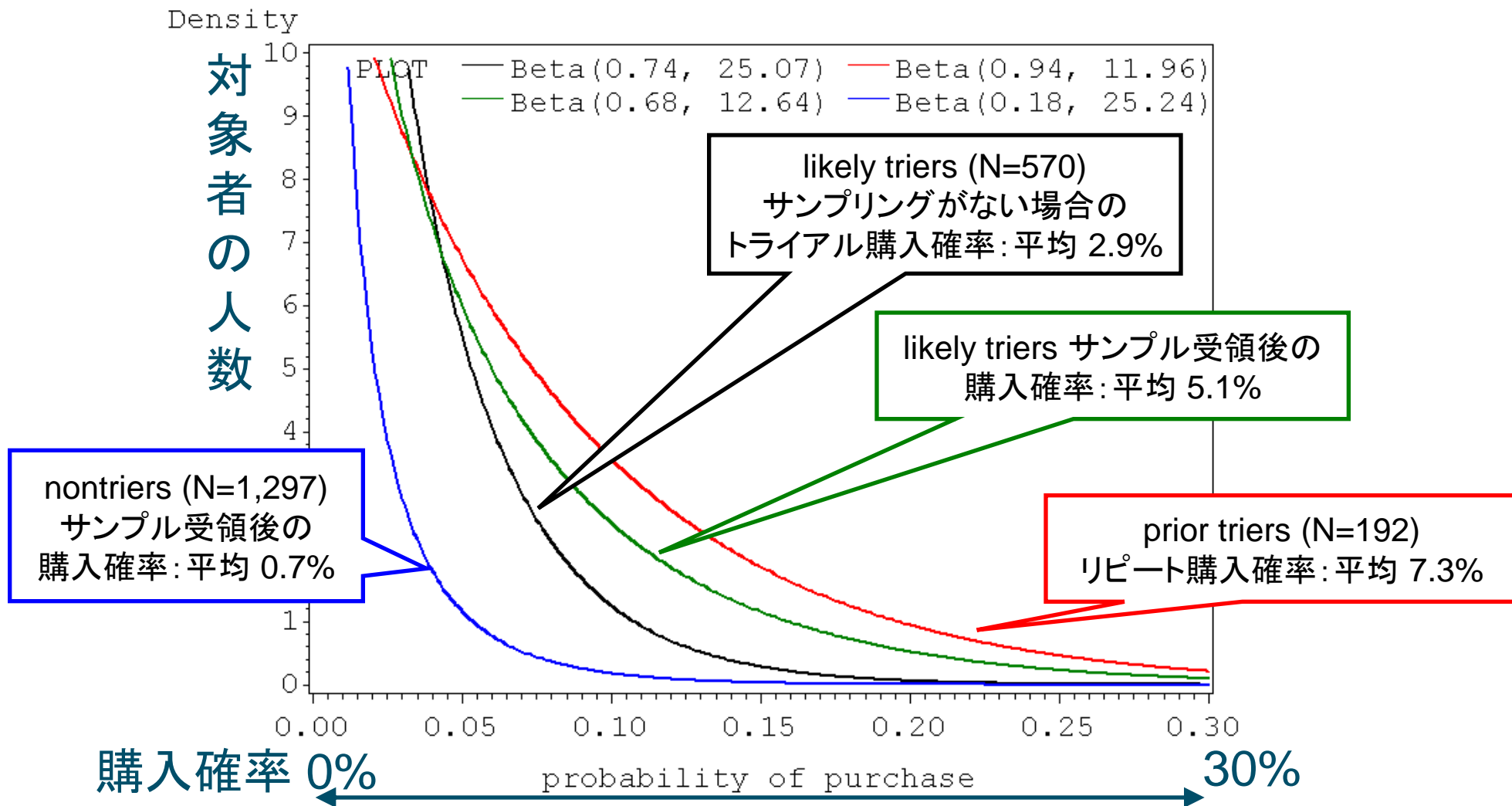
$$L_{3j} = \lambda_2 \frac{\Gamma(\alpha_2 + \beta_2) \Gamma(\alpha_2 + x_j) \Gamma(\beta_2 + n_j - x_j)}{\Gamma(\alpha_2) \Gamma(\beta_2) \Gamma(\alpha_2 + \beta_2 + n_j)} + (1 - \lambda_2) \frac{\Gamma(\alpha_3 + \beta_3) \Gamma(\alpha_3 + x_j) \Gamma(\beta_3 + n_j - x_j)}{\Gamma(\alpha_3) \Gamma(\beta_3) \Gamma(\alpha_3 + \beta_3 + n_j)}$$

- データの対数尤度関数は  $L_3^* = \sum_j \ln L_{3j}$

- 最大化すると:  $\alpha_3=0.18, \beta_3=25.24$



# 推定されたパラメータ



# 効果の推定

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	192		Beta(0.94,11.96)
likely	570	Beta(0.74,25.07)	Beta(0.68,12.64)
no	1,297	0	Beta(0.18,25.24)



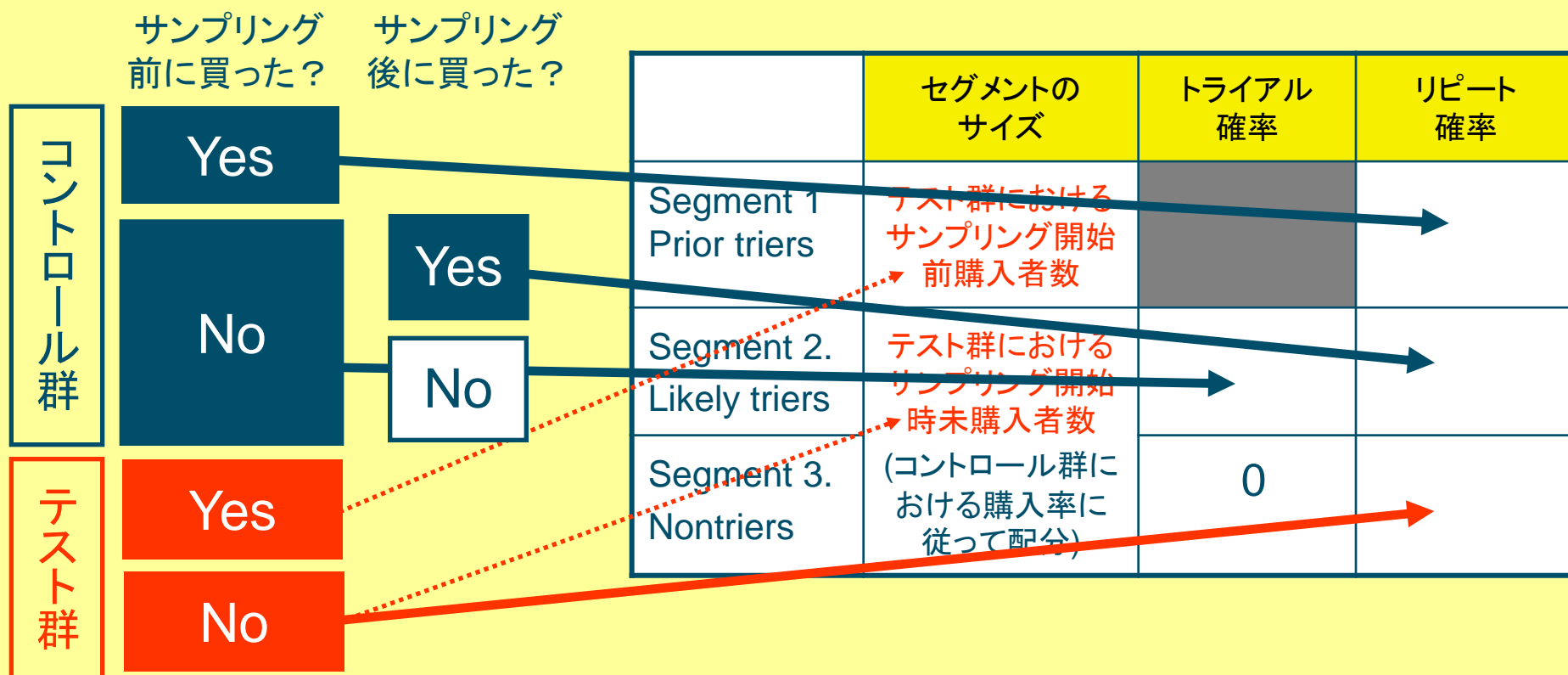
	no sampling		sampling
	trial	repeat	
prior		R1=S1	
likely	T2	R2	S2
no			S3
total	P		Q



Acceleration: 204個  
 Cannibalizaion: -82個  
 Expantion: 263個  
 効果: 384個  
 (1000世帯あたり:186個)

(※実際には1000世帯あたり209個の売上増が観察されている)

## (まとめ:どのデータからなにを推定したか)



コントロール群に相当するデータは、サンプリングをしなくても入手可能である点にご注目ください

## 2.7 モデルからの示唆

$$\begin{aligned}
 D &= Q - P \\
 &= (S_2 - R_2) - T_2 + S_3 \\
 &= n_2 r_2 \left\{ K - \alpha_0 \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0)}{\Gamma(\beta_0)} \cdot \sum_{k=0}^{K-2} (K - k - 1) \left[ \frac{\Gamma(\beta_0 + k)}{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + k + 1)} \right] \right\} \\
 &\quad - n_2 \left\{ 1 - \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0) \Gamma(\beta_0 + K)}{\Gamma(\beta_0) \Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + K)} \right\} \\
 &\quad + n_2 K r_3
 \end{aligned}$$

(1) 受領後のリピート確率が小さい場合は効果が小さい

(2) 効果は長期的  
(3) 購入頻度が高いカテゴリで効果大

(4) 市場への浸透が低い製品, トライアルが生じにくいし製品で効果大



考察：  
Bawa-Shoemakerモデル  
のつかいかた

## 課題

あるサンプリングについて、下記のパラメータを  
求めることができれば

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	n1		Beta( $\alpha_1, \beta_1$ )
likely	n2	Beta( $\alpha_0, \beta_0$ )	Beta( $\alpha_2, \beta_2$ )
no	n3	0	Beta( $\alpha_3, \beta_3$ )



そのサンプリングの効果を  
算出し、報告できます

	no sampling		sampling
	trial	repeat	
prior		R1=S1	
likely	T2	R2	S2
no			S3
total	P		< Q

でも、どうやって？

## モデルをもっと単純にする

- トライアル購入確率・リピート購入確率の異質性の想定を放棄
  - 「あるセグメントに属する人は、おなじトライアル購入確率、おなじリピート購入確率を持っている」と想定すると...

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	$n_1$		$r_1$
likely	$n_2$	$t_2$	$r_2$
no	$n_3$	0	$r_3$

- サンプルングの効果は

$$D = \left\{ n_2 r_2 \frac{1 - (1 - t_2)^K}{t_2} \right\} - n_2 \left\{ 1 - (1 - t_2)^K \right\} + n_3 r_3 K$$

もはやExcelでも計算できます

## マーケット・データの使用

クライアントから、その製品のユーザ数、一定期間内のトライアル率、リピート率をもらってくる

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	$n_1$		$r_1$
likely	$n_2$	$t_2$	$r_2$
no	$n_3$	0	$r_3$

配布者数

$r_2$ より小さな  
適当な値にする



## 製品テストデータの使用

対象者を使用実態で分類

試用前の購入意向から推定

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	$n_1$		$r_1$
likely	$n_2$	$t_2$	$r_2$
no	$n_3$	0	$r_3$

試用後の購入意向から推定

- 新製品の場合、Four-Woodlockモデルとどう異なるだろうか？
  - Four-Woodlockモデルには $r_3$ という概念がない
  - ……すみません、まだ整理できていないです

## 本日のまとめ

- サンプルングが売上にもたらす効果は、次の3つに分解できます
  - Accelaration: もともと買う気があった人の購入を促進する
  - Cannibalization: もともと買う気があった人の購入を取りやめさせる
  - Expantion: もともと買う気がなかった人に購入させる
- サンプルングが有効なのはこんなときであろうと思われる
  - 受領後のリピート確率が大きいとき
  - 長期的な効果を得たいとき
  - 購入頻度が高いカテゴリ
  - 浸透が低いブランド
  - トライアルが生じにくいカテゴリ・ブランド

ありがとうございました

## References

- Bawa, K., Shoemaker, R. (2004) "The effects of free sample promotions on incremental brand sales." *Marketing Science*, 23(3), pp.345-363.
- Heiman, A., McWilliams, B., Shen, Z., Zilberman, D. (2001) "Learning and forgetting: Modeling optimal product sampling over time." *Management Science*, 47(4)
- アイエムプレス(2008)「特集 商品サンプリング大研究」, 月刊アイエムプレス, 2008年1月号, アイエムプレス
- 高橋郁夫(2004)「生産者における製品情報提供と消費者購買意思決定プロセス」, 『増補 消費者購買行動:小売マーケティングへの写像』第9章, 千倉書房.
- 恩蔵直人(1991)「セールス・プロモーション効果の心理学理論による解釈」, 早稲田商学, 347号.