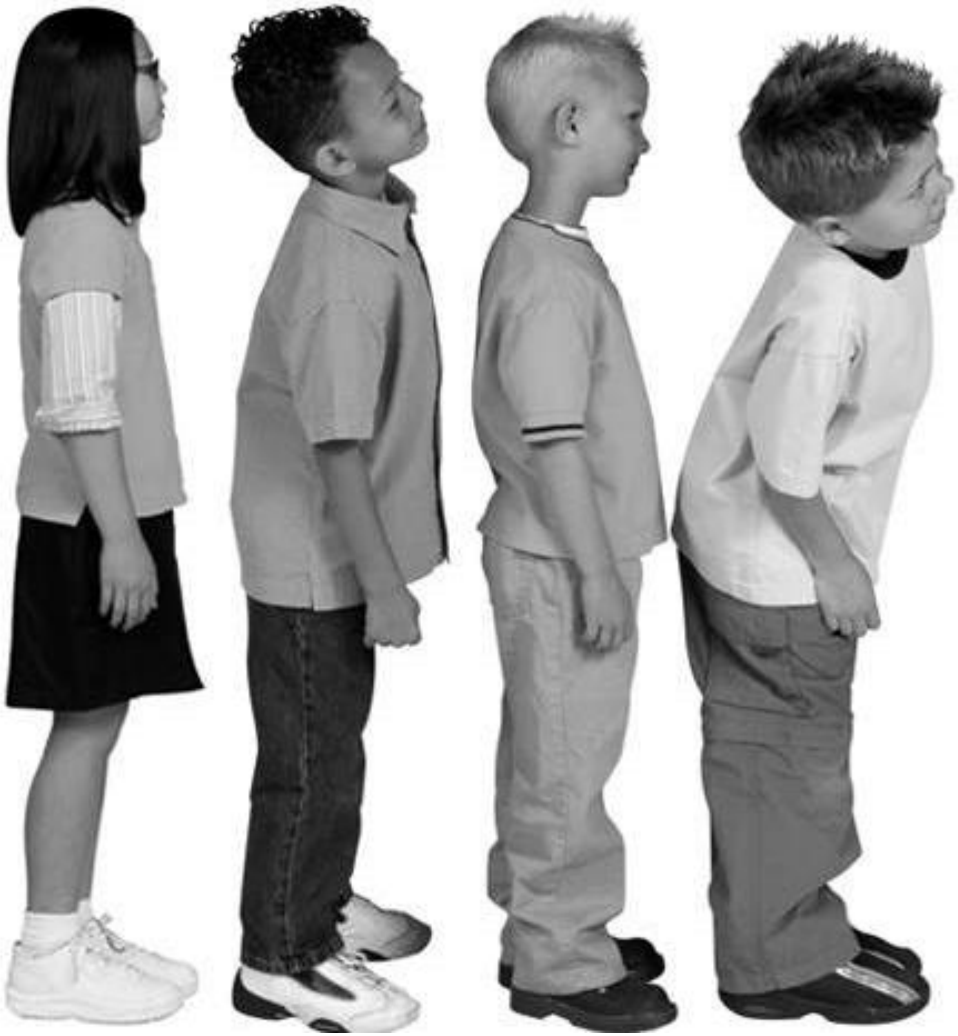


内輪の勉強会

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って，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もらえますか？

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

はーい。。。

小野

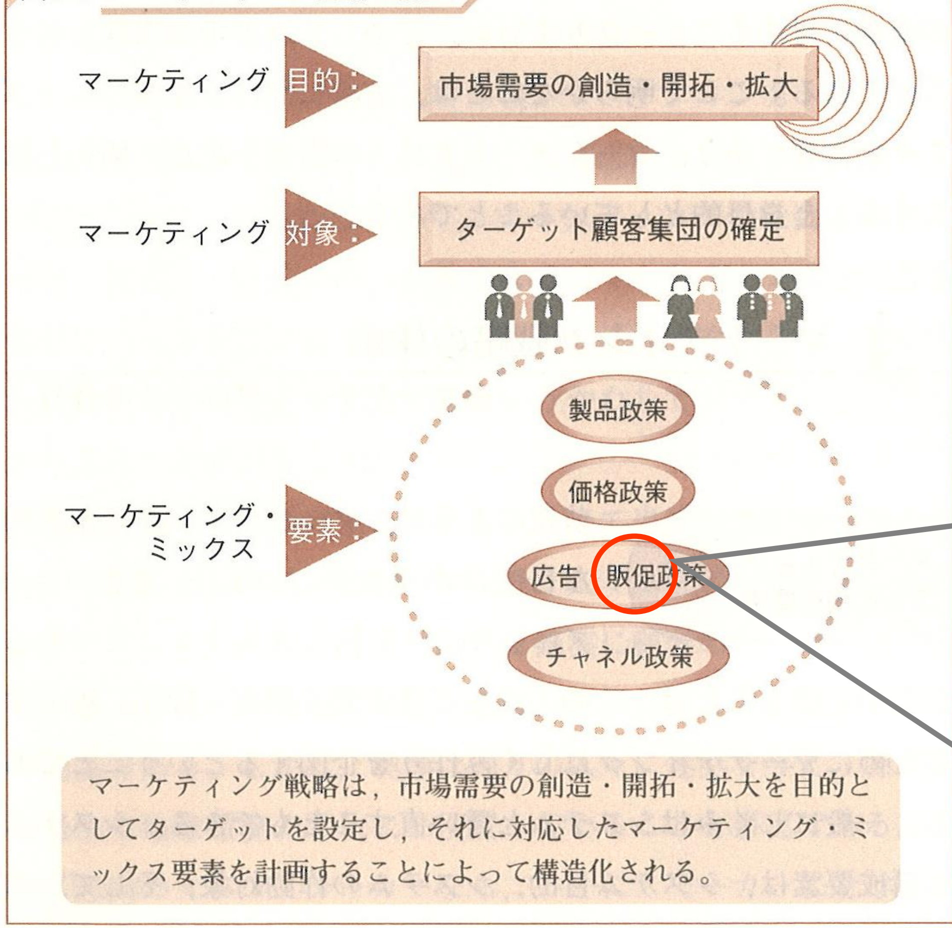
本日の内容

- 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

図0-1　マーケティング戦略の構造



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

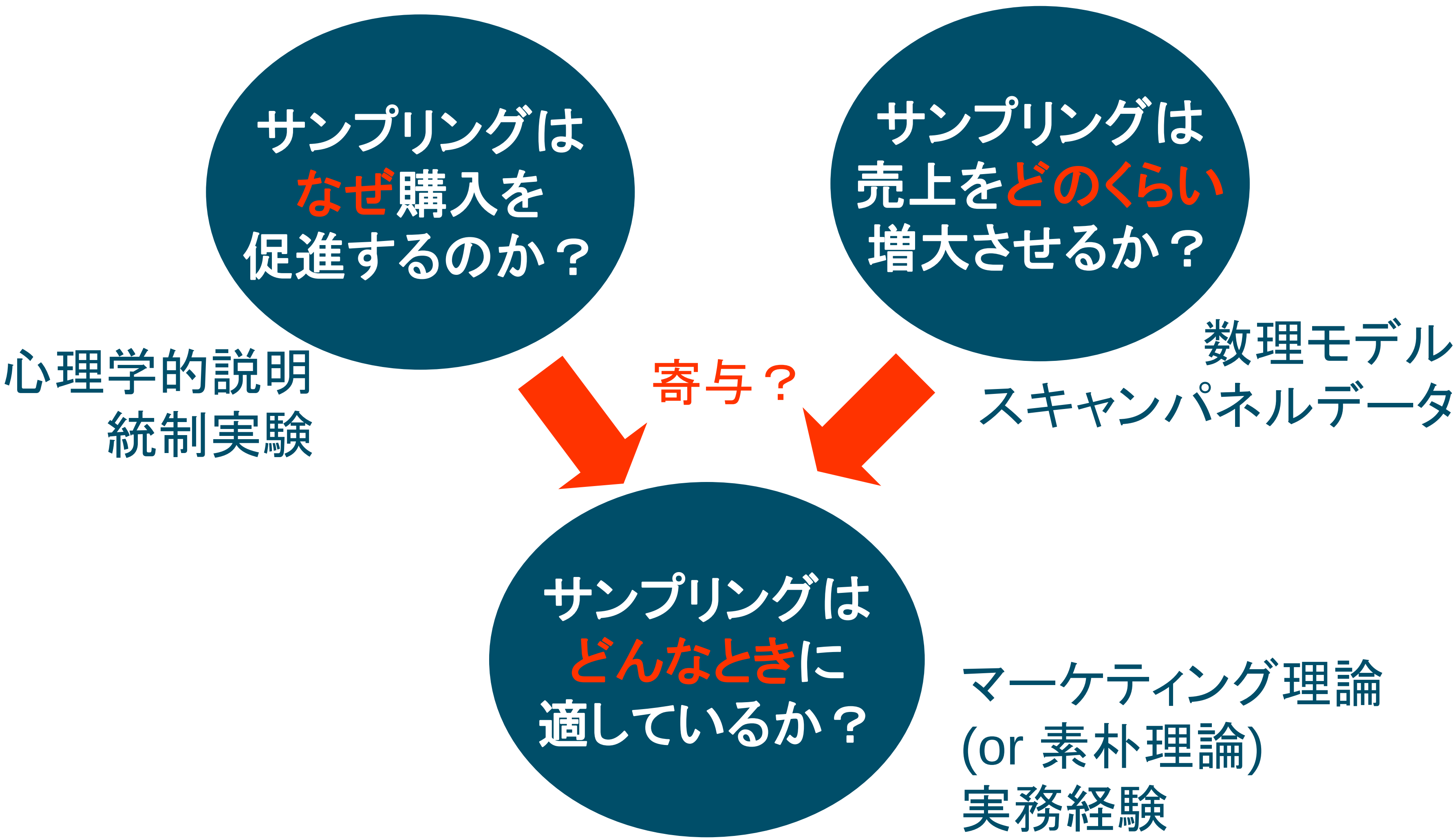
	消費者向けプロモーション	流通業者向けプロモーション	小売業者によるプロモーション
価格訴求型プロモーション			
	キャッシュバック クーポン 増量パック バンドリング	アローワンス（協賛金，販促金） 特別出荷（増量，値引き）	値引き クーポン バンドリング
情報提供型プロモーション			
	ダイレクト・メール	トレードショー	チラシ 店頭POP 特別陳列
体験型プロモーション			
	サンプル提供 モニタリング	サンプル提供	デモンストレーション
インセンティブ提供型プロモーション			
	オープン懸賞 クローズド懸賞 プレミアム（景品） コンテスト セルフ・リキデイション（自己精算式） 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

上田・守口(2004)「価格・プロモーション戦略」有斐閣

- サンプリ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%がサンプリングを採用
    (Donnelly Marketing 調べ。Bawa&Shoemaker(2004)による)
- サンプリ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リング方法
  - 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
- サンプリングは効果がある...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 サンプリ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 サンプリ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
  - サンプリ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。サンプリングが普及を速めると仮定

- Heiman et al.(2001)
  - サンプリ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,「月に一本づ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，サンプリ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，サンプリ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，サンプリングの効果は減少する

- サンプリ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ます
- このような山形は，ベータ分布という考え方を用いれば，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

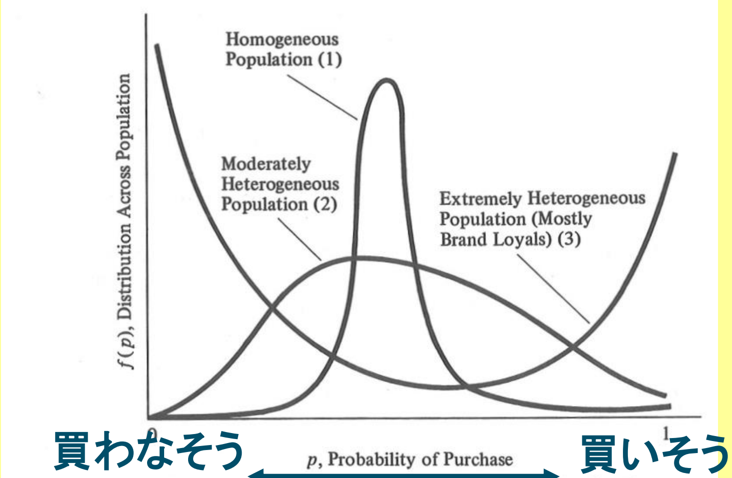


EXHIBIT 2.6 Three types of population-heterogeneity distributions.

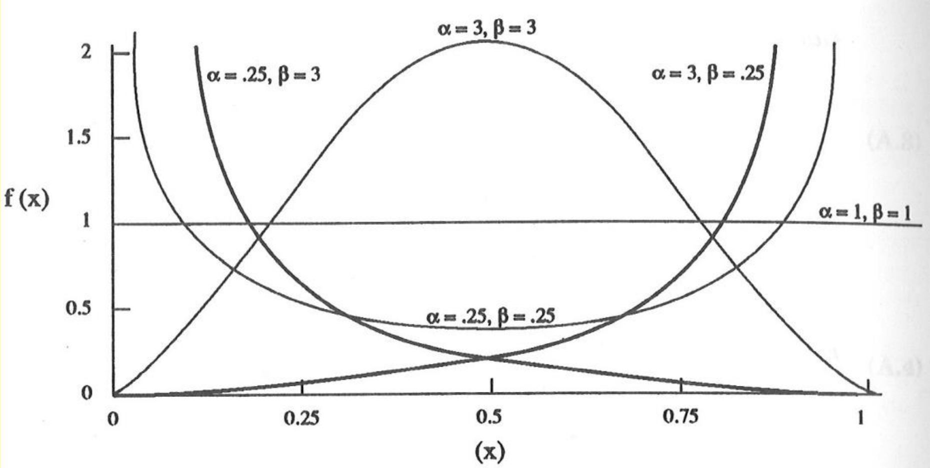


EXHIBIT A.1 (a) Beta distribution.

Lilien,G. et al. (1992) Marketing Models.Prentice Hall.

Don’t be scared!!!!

- ここから，数式がいっぱい出てまいりますが
- 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($\boldsymbol{\alpha_1}$, $\boldsymbol{\beta_1}$) 平均 $r_1 = \alpha_1/(\alpha_1+\beta_1)$
Segment 2. Likely triers	**n_2**	t_{2j} 分布 Beta($\boldsymbol{\alpha_0}$, $\boldsymbol{\beta_0}$) 平均 $t_0 = \alpha_0/(\alpha_0+\beta_0)$	r_{2j} 分布 Beta($\boldsymbol{\alpha_2}$, $\boldsymbol{\beta_2}$) 平均 $r_2 = \alpha_2/(\alpha_2+\beta_2)$
Segment 3. Nontriers	**n_3**	0	r_{3j} 分布 Beta(**α3**, **β3**) 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 = (後述) Cannibalization	R_2 = (後述) <	$S_2 = n_2 K r_2$ Acceralation
Segment 3. Nontriers	0	0	$S_3 = n_3 K r_3$ Expansion
合計	$P = R_1 + T_2 + R_2$ <	効果	$Q=R_1+S_2+S_3$

	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 Beta(α_0, β_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

$$T_2 = n_2 \int \left\{ 1 - (1 - t_{2j})^K \right\} f(t_{2j} \mid \alpha_0, \beta_0) dt_{2j}$$

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

	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

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

  - ここから，全期間を合計したリピート購入数は

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

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

- というわけで，無料サンプリングによる売上の増大は

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

Acceralation

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

Cannibalization

$$
+ n_3 K r_3
$$

Expansion

(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	リピート確率
prior	**n1**		Beta(**α1**,**β1**)
likely	**n2**	Beta(**α0**,**β0**)	Beta(**α2**,**β2**)
no	**n3**	0	Beta(**α3**,**β3**)

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，そうでしょうね

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

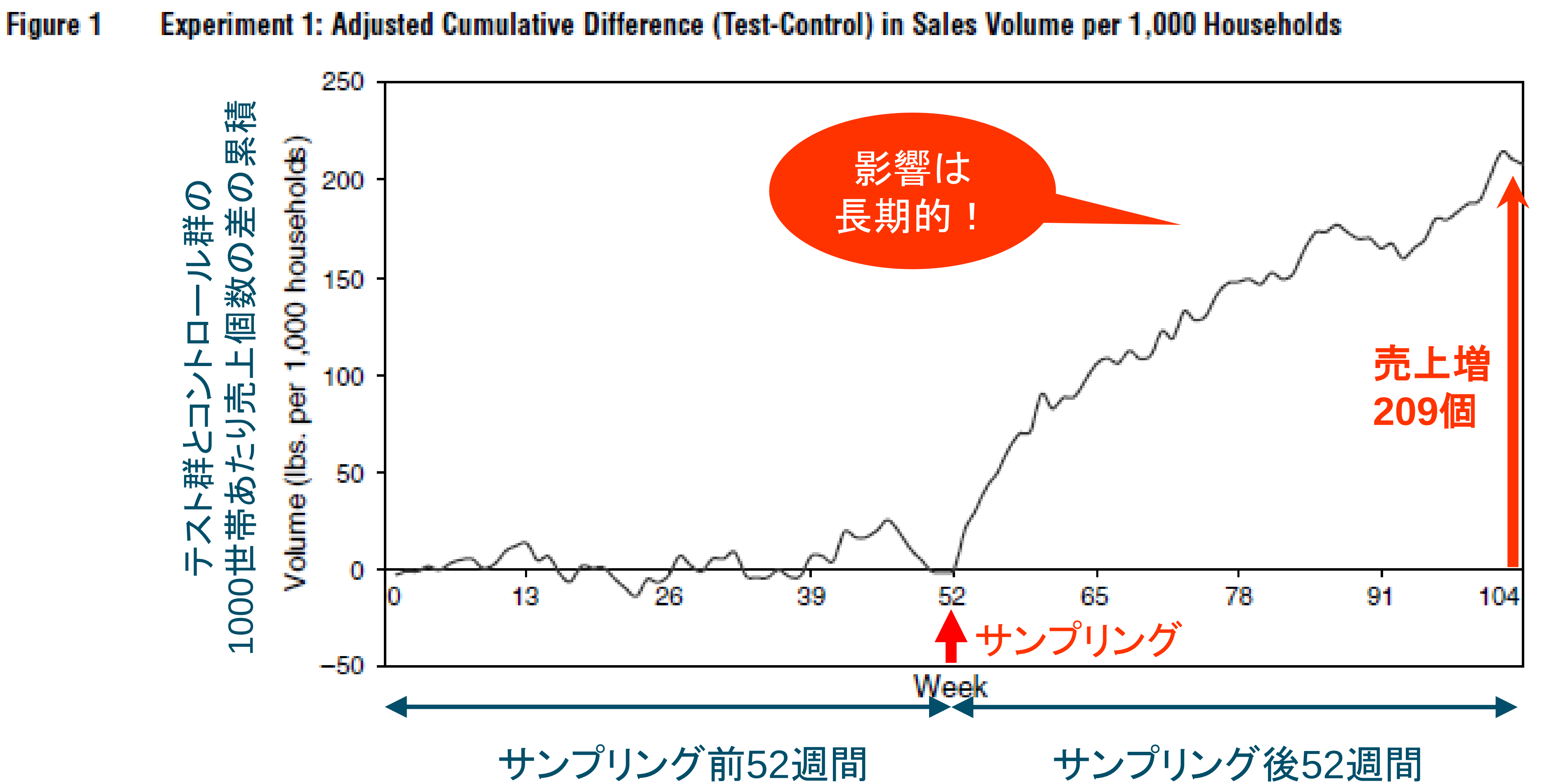


Figure 1 Experiment 1: Adjusted Cumulative Difference (Test-Control) in Sales Volume per 1,000 Households
テスト群とコントロール群の
1000世帯あたり売上個数の差の累積
Volume (lbs. per 1,000 households)
250
200
150
100
50
0
−50
0
13
26
39
52
65
78
91
104
Week
影響は
長期的！
売上増
209個
サンプリング
サンプリング前52週間
サンプリング後52週間

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	**n1**		Beta(**α1**,**β1**)
likely	**n2**	Beta(**α0**,**β0**)	Beta(**α2**,**β2**)
no	**n3**	0	Beta(**α3**,**β3**)

2.6 実験データへの適用

- n_1, n_2, n_3
  - λ = (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
  - $\mathbf{n_1}$ = (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
  - $\mathbf{n_2}$ = (λN) – n1 = 2059x0.37 – 570 = 192
  - $\mathbf{n_3}$ = N – (n1+n2) = 1297

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	**n1**		Beta(**α1**,**β1**)
likely	**n2**	Beta(**α0**,**β0**)	Beta(**α2**,**β2**)
no	**n3**	0	Beta(**α3**,**β3**)

- Beta(α_0, β_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 Yj=1, しなかったことを Yj=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 Kj 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

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

    - 世帯 j が Kj 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

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

    - 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: α_0=0.74, β_0=25.07

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	**n1**		Beta(**α1**,**β1**)
likely	**n2**	Beta(**α0**,**β0**)	Beta(**α2**,**β2**)
no	**n3**	0	Beta(**α3**,**β3**)

- Beta($\boldsymbol{\alpha_1}$, $\boldsymbol{\beta_1}$)
  - 「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 nj，当該ブランド購入数 xj 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無視して書き直すと

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

    - データの対数尤度関数は　$L_1^* = \sum_j \ln L_{1j}$
    - 最大化すると: α_1=0.94, β_1=11.96

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	**n1**		Beta(**α1**,**β1**)
likely	**n2**	Beta(**α0**,**β0**)	Beta(**α2**,**β2**)
no	**n3**	0	Beta(**α3**,**β3**)

- Beta($\boldsymbol{\alpha_2}$, $\boldsymbol{\beta_2}$)
  - 「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 nj，当該ブランド購入数 xj 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: α_2=0.68, β_2=12.64

	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	**n1**		Beta(**α1**,**β1**)
likely	**n2**	Beta(**α0**,**β0**)	Beta(**α2**,**β2**)
no	**n3**	0	Beta(**α3**,**β3**)

- Beta(α_3, β_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 nj，当該ブランド購入数 xj を示した場合，この事例を観察する尤度は

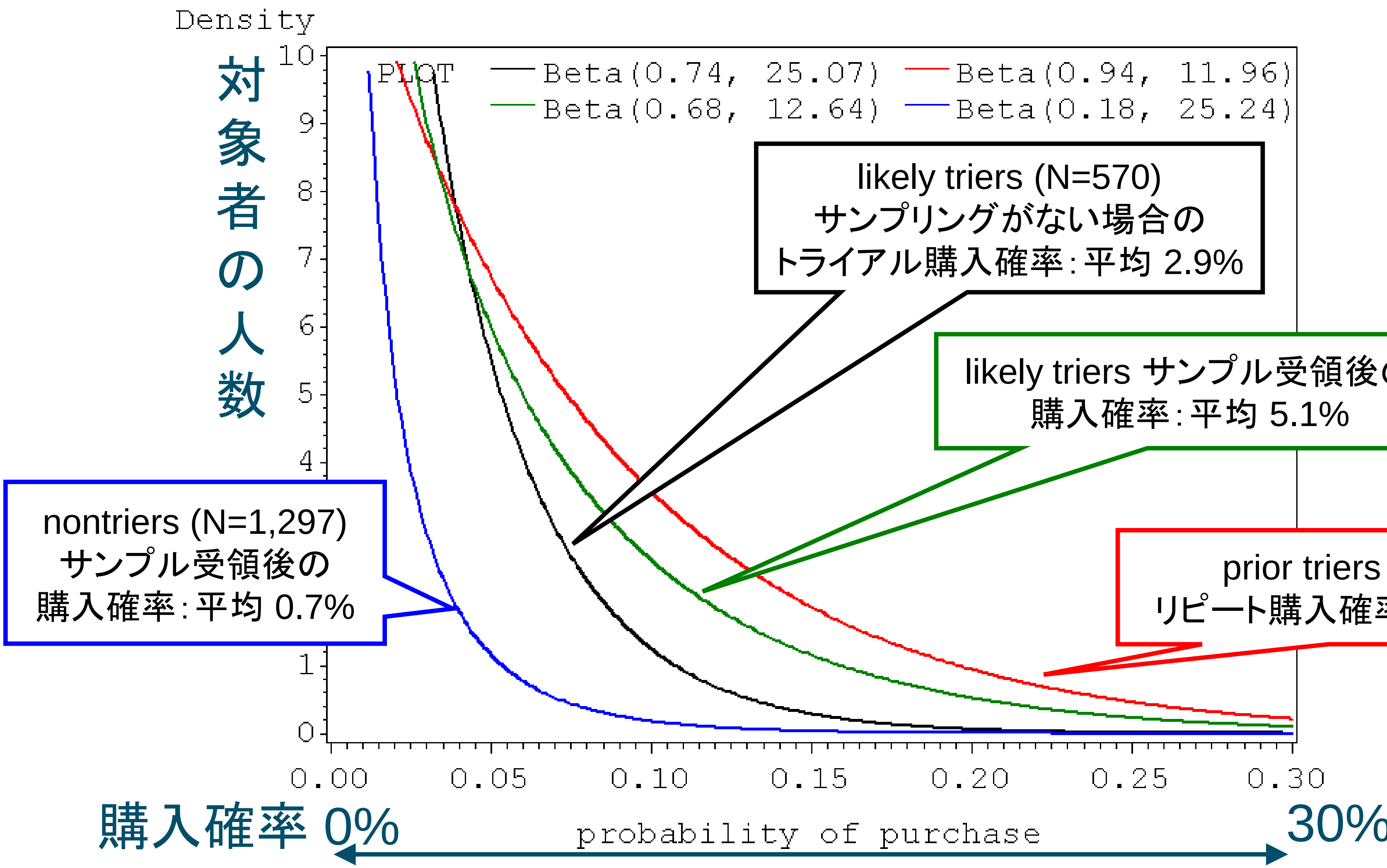
$$L_{3j} = \lambda_2 (n_j C x_j) \int (r_{2j})^{x_j} (1-r_{2j})^{n_j - x_j} f(r_{2j}) dr_{2j} + (1-\lambda_2)(n_j C x_j) \int (r_{3j})^{x_j} (1-r_{3j})^{n_j - x_j} f(r_{3j}) dr_{3j}$$

    - 定数を無視して書き直すと

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

    - データの対数尤度関数は $L_3^* = \sum_j \ln L_{3j}$
    - 最大化すると: α_3=0.18, β_3=25.24

推定されたパラメータ


Density
対象者の人数
10
9
8
7
6
5
4
1
0
PLOT
Beta(0.74, 25.07)
Beta(0.94, 11.96)
Beta(0.68, 12.64)
Beta(0.18, 25.24)
likely triers (N=570)
サンプリングがない場合の
トライアル購入確率：平均 2.9%
likely triers サンプル受領後の
購入確率：平均 5.1%
nontriers (N=1,297)
サンプル受領後の
購入確率：平均 0.7%
prior triers (N=192)
リピート購入確率：平均 7.3%
0.00
0.05
0.10
0.15
0.20
0.25
0.30
probability of purchase
購入確率 0%
30%

効果の推定

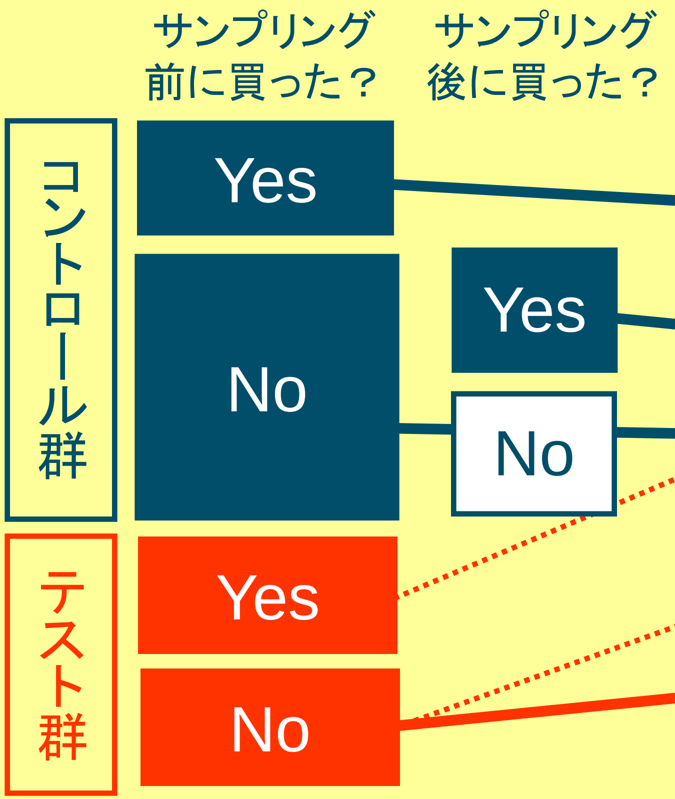
	サイズ	トライアル確率	リピート確率
prior	**192**		Beta(**0.94,11.96**)
likely	**570**	Beta(**0.74,25.07**)	Beta(**0.68,12.64**)
no	**1,297**	0	Beta(**0.18,25.24**)

	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)



	セグメントのサイズ	トライアル確率	リピート確率
Segment 1 Prior triers	テスト群におけるサンプリング開始前購入者数		
Segment 2. Likely triers	テスト群におけるサンプリング開始時未購入者数 (コントロール群における購入率に従って配分)		
Segment 3. Nontriers		0	

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

$$
\begin{aligned}
D &= Q - P \\
&= (S_2 - R_2) - T_2 + S_3 \\
&= n_2 r_2 \left\{ K - \alpha_0 \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0)}{\Gamma(\beta_0)} \cdot \sum_{k=0}^{K-2} (K - k - 1) \left[\frac{\Gamma(\beta_0 + k)}{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + k + 1)} \right] \right\} \\
&\quad - n_2 \left\{ 1 - \frac{\Gamma(\alpha_0 + \beta_0)\Gamma(\beta_0 + k)}{\Gamma(\beta_0)\Gamma(\alpha_0 + \beta_0 + K)} \right\} \\
&\quad + n_3 K r_3
\end{aligned}
$$

(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(α_1,β_1)
likely	**n2**	Beta(α_0,β_0)	Beta(α_2,β_2)
no	**n3**	0	Beta(α_3,β_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

  - サンプリングの効果は

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

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

試用後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

- 新製品の場合，Fourt-Woodlockモデルとどう異なるだろうか？
  - Fourt-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

- サンプリ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

- サンプリングが有効なのはこんなときであろうと思われます
  - 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.