

構造方程式モデリングを使った 広告効果の検証分析 -生命保険加入への応用-

2012年11月29日

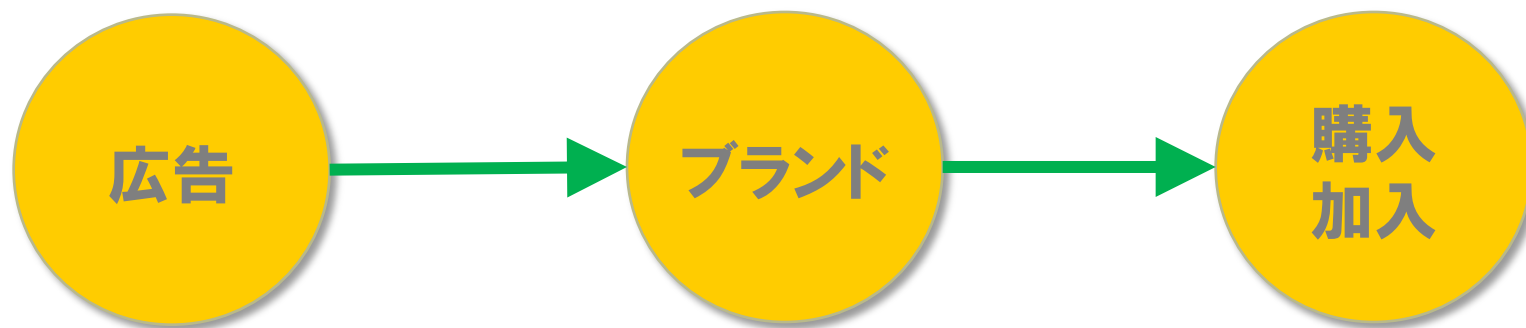
(株) 日本リサーチセンター

土田 尚弘

はじめに

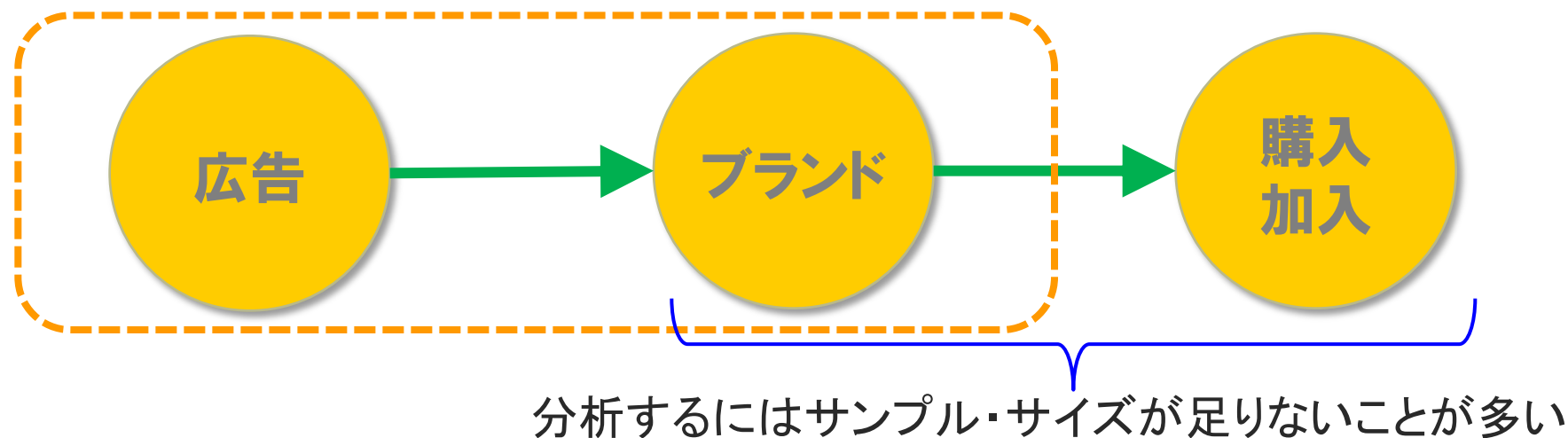
研究の概要

- 本研究では、質問紙調査による**広告効果**の検証を**構造方程式モデリング**で行う**新しい手法**を提案する
- **広告評価**から、**ブランド態度**を経由して**購入/加入**に至るステップをモデル化する



問題意識

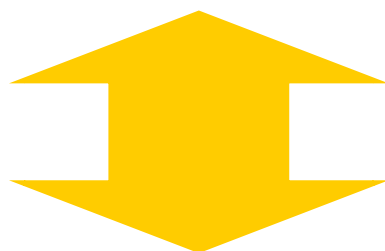
- ある一定期間の**耐久財購入**や**サービス加入**を想定した場合、購入/加入に至る広告効果を検証するには？
 - ⇒ **購入/加入までに至るサンプルを確保するにはサンプル・サイズを大きくしなければならない**
 - ⇒ **実際の購入/加入ではなくて、ブランド態度を目的変数にして分析をすることが多い**



手法としてのジレンマ

A. 一般の人々を対象にした調査

- ◆購入/加入者数が少ないため、加入者の詳細な分析ができない
- ◆購入/加入者数を多くすると、サンプル・サイズが大きくなり調査のコストがかかる



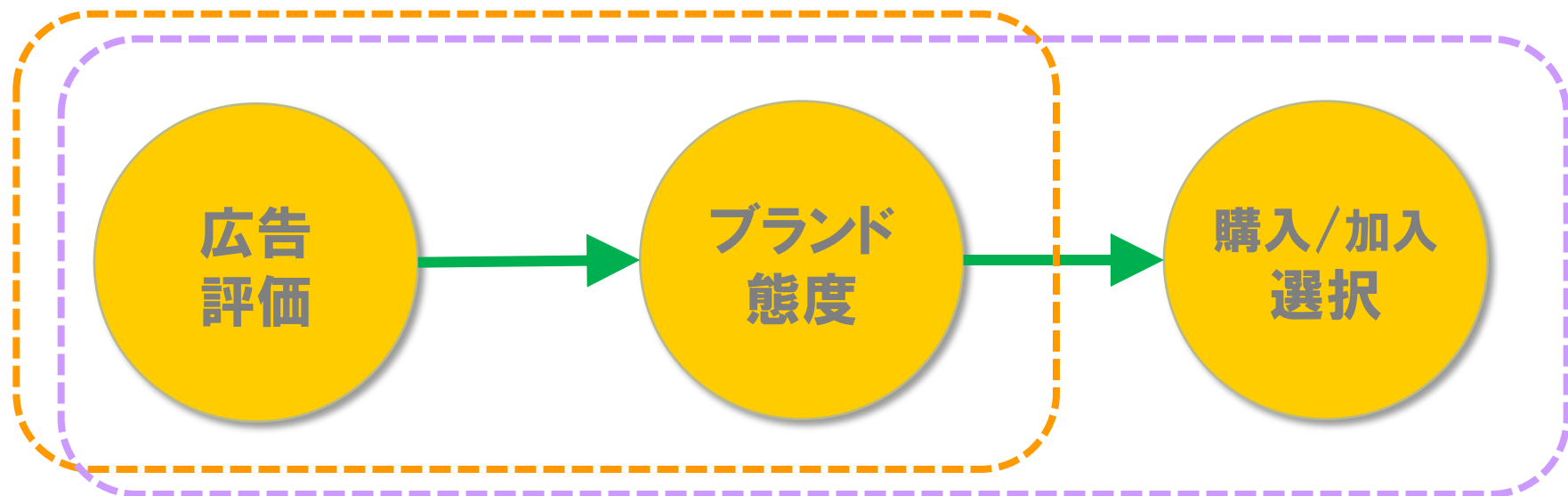
B. 購入/加入者に絞った調査

- ◆加入バイアス(セレクション・バイアス)がある
- ◆不特定多数を対象にしているはずの広告の効果は、一般対象者を母集団にするべき

研究のフレーム

「購入/加入」選択時の詳細な分析は困難
心理変数で広告効果を把握するしかない

A. 一般調査



「広告評価」や「ブランド態度」に
加入バイアスが入る

B. 購入/加入者のみ

⇒AとBの2つの調査データを統合させてモデルを構築する

⇒ただしBの**加入バイアスを考慮して**AとBのデータを統合して広告評価から加入選択に至る関係を把握する方法を提案する

分析モデルの設定

本研究の実証分析

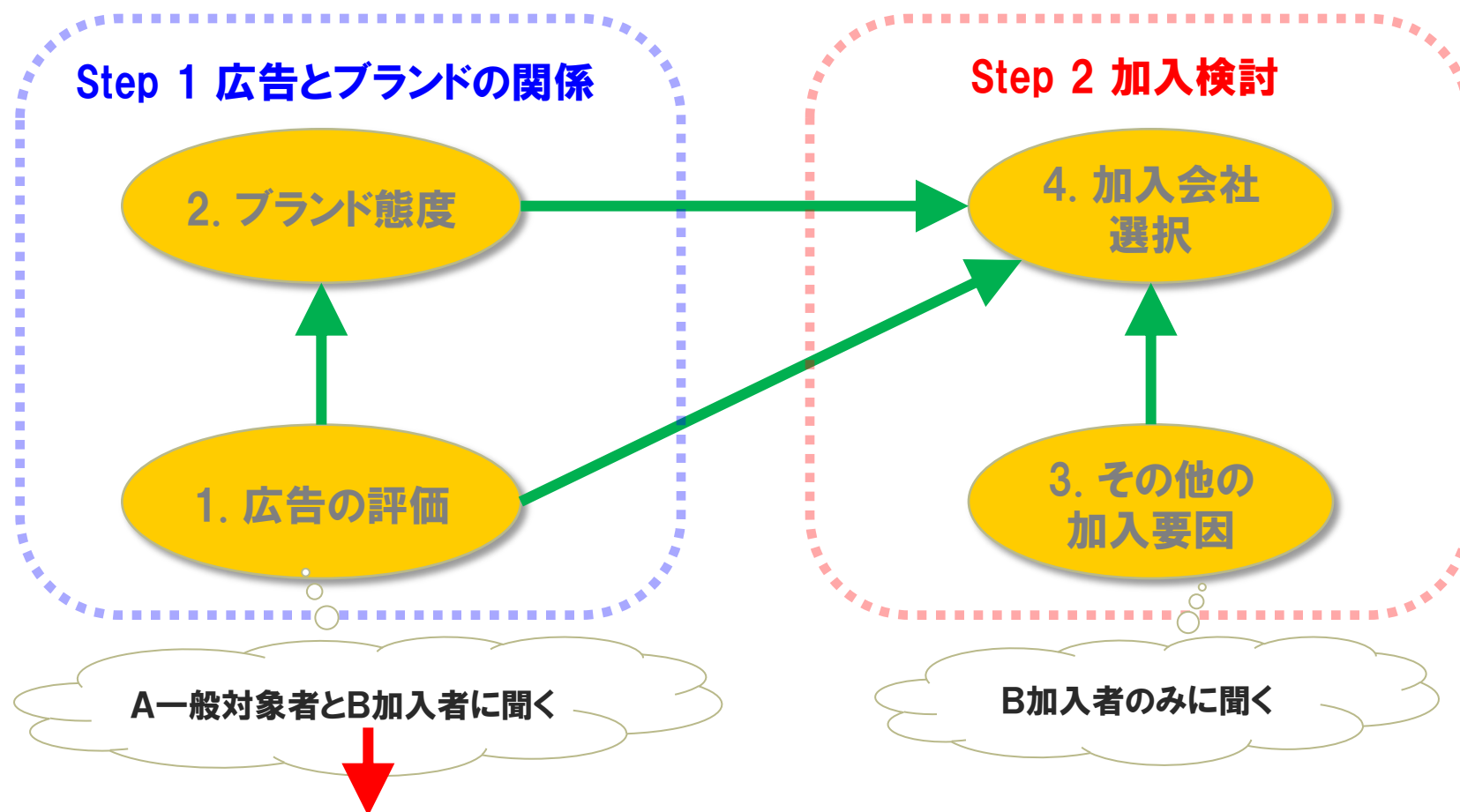
- 今回は実証研究の事例として、**最近1年間以内**の主要企業9社の**生命保険(新規・追加)加入**を対象にする

<調査概要>

	A 一般調査	B 加入者調査
調査方法	WEB調査	WEB調査
調査対象者	全国の20～60代の男女	全国の20～60代の男女で、この1年間に該当する主要9社の生命保険に加入した人
予備調査	なし	あり
サンプル・サイズ	1,000	638
調査実施時期	2012/10/2-9	2012/10/15-18

A一般調査では、1年間の加入者は7.2%

モデルの概略図



- Step 1はBの加入バイアスを考慮しつつ分析を行う

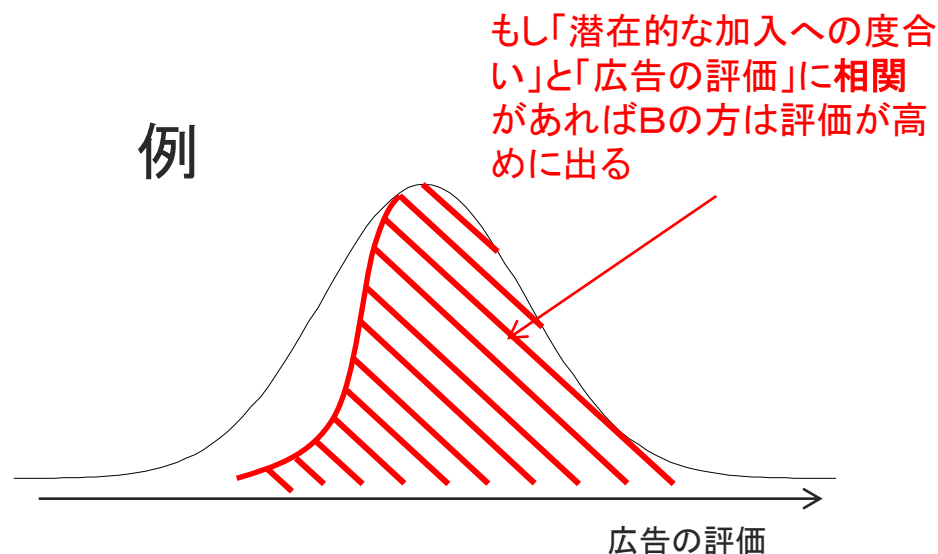
分析に使う設問

変数	形式	項目数	A一般調査	B加入者調査
1 広告評価	単一回答 7段階尺度	2項目×各社 ×3種類の広告	○	○
2 ブランド態度	単一回答 7段階尺度	2項目×各社	○	○
3 その他の加入要因	複数回答	11項目×各社	—	○
4 加入ブランド選択	単一回答	—	—	○

- 1 広告評価・2 ブランド態度・・・潜在因子にするために多項目で測定
 - 1 広告評価・・・「そのCMが好き」、「そのCMに興味をもった」
 - 2 ブランド態度・・・「その会社が好き」、「その会社は他社より優れている」
- 3 その他の加入要因・・・因子分析で次の3因子を抽出
 - ①商品・サービスのよさ:「よい商品・サービスがある」など5項目
 - ②他者からの推奨:「他人から薦められた」など3項目
 - ③入りやすさ:「色々手間がかからなそう」など3項目

加入バイアスについて

- 実際に参加した人は関与の違い(Krugman, 1966)から、広告・ブランド評価について一般対象者と相違が生じる
⇒そのままBデータを分析するとStep 1で加入バイアスがある
- **選択方程式**(Heckman, 1974)を導入して、Step 1で加入バイアスを考慮しつつAとBデータの統合して分析する



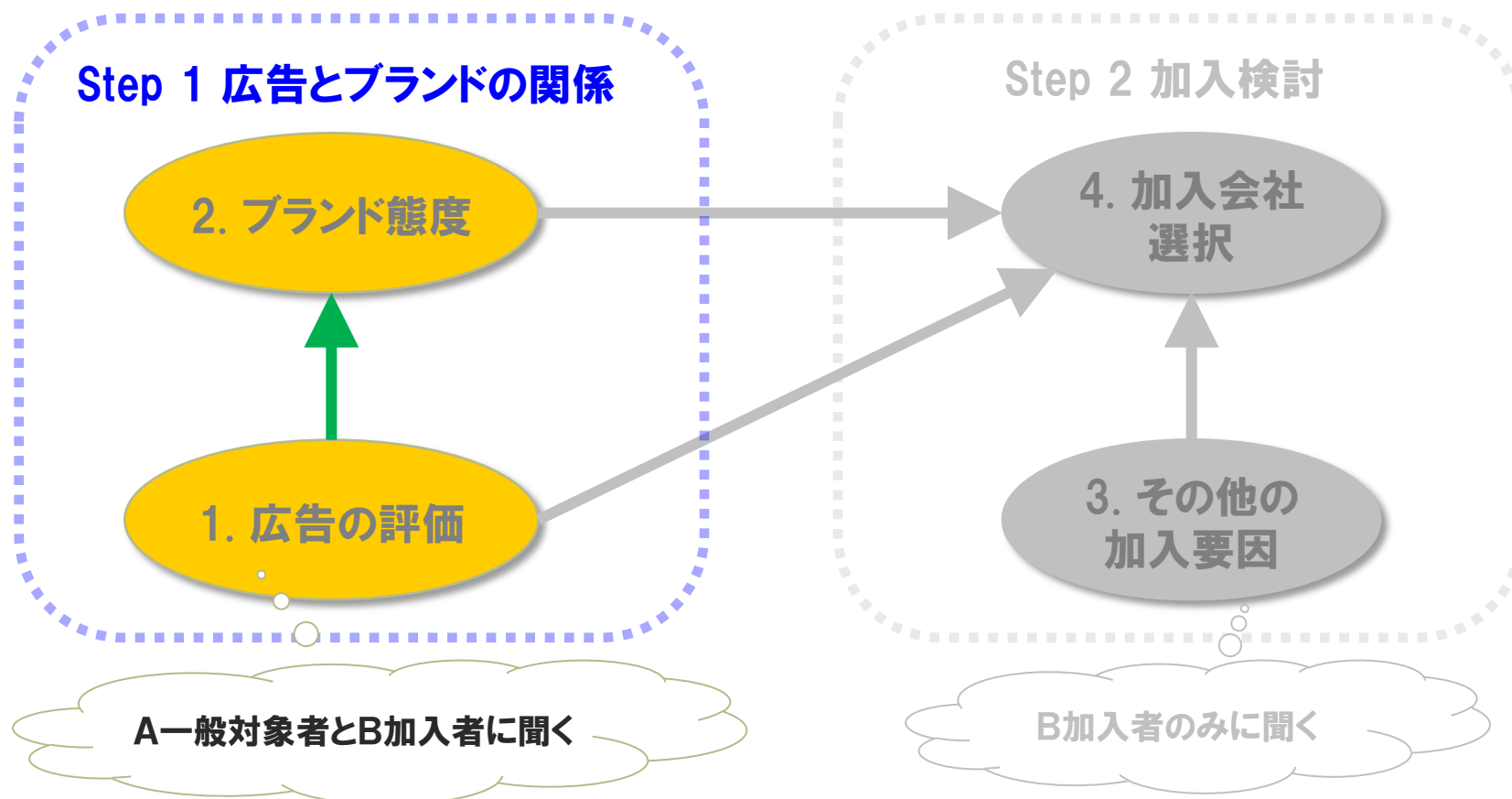
選択方程式(二項プロビット・モデルを利用)

$$y_i^* = \alpha + \varepsilon_i \quad \text{潜在的な加入への度合い}$$

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{if } y_i^* \geq 0 \\ 0 & \text{if } y_i^* < 0 \end{cases}$$

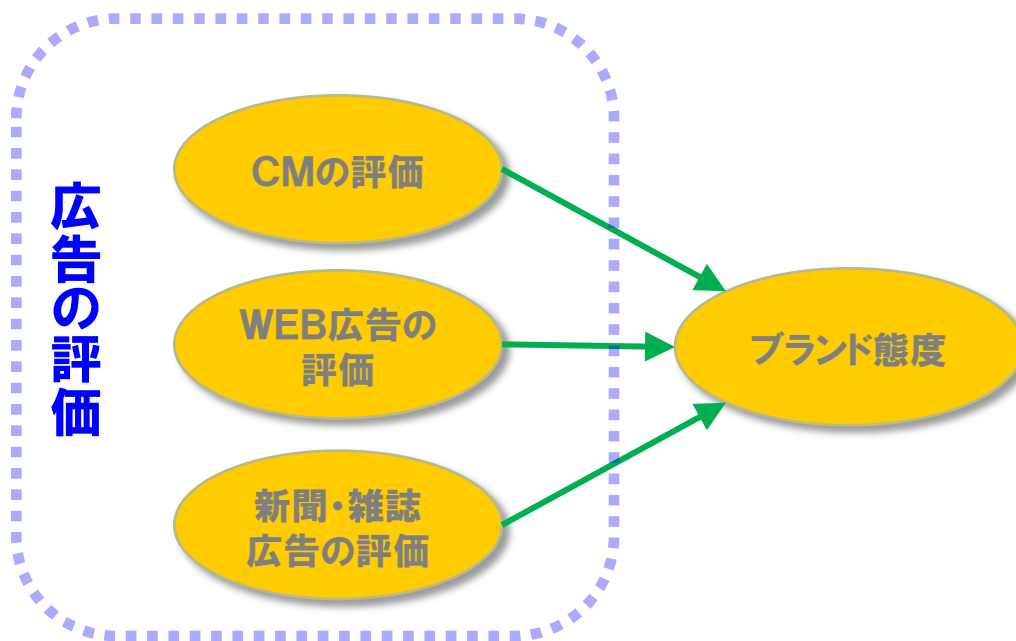
1年以内に生命保険に加入
1年以内に生命保険に非加入

モデルの概略図

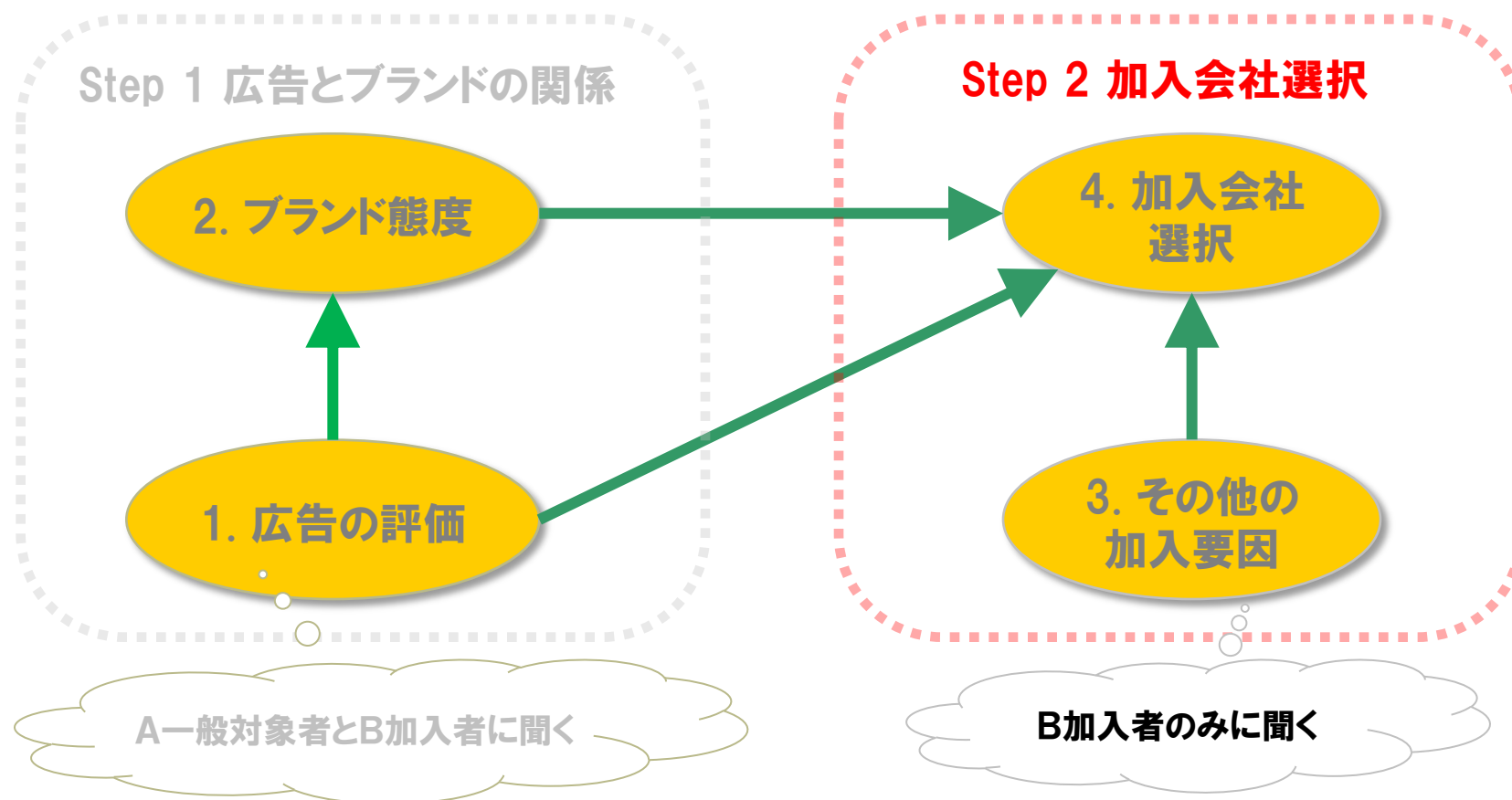


Step 1: 広告とブランドの関係性

- **CM、WEB、新聞・雑誌(紙媒体)**の3種類の広告評価を変数として利用する
- A一般対象者には、どの会社に参加したかは聞けませんが、各社のブランド態度を聞くことは可能



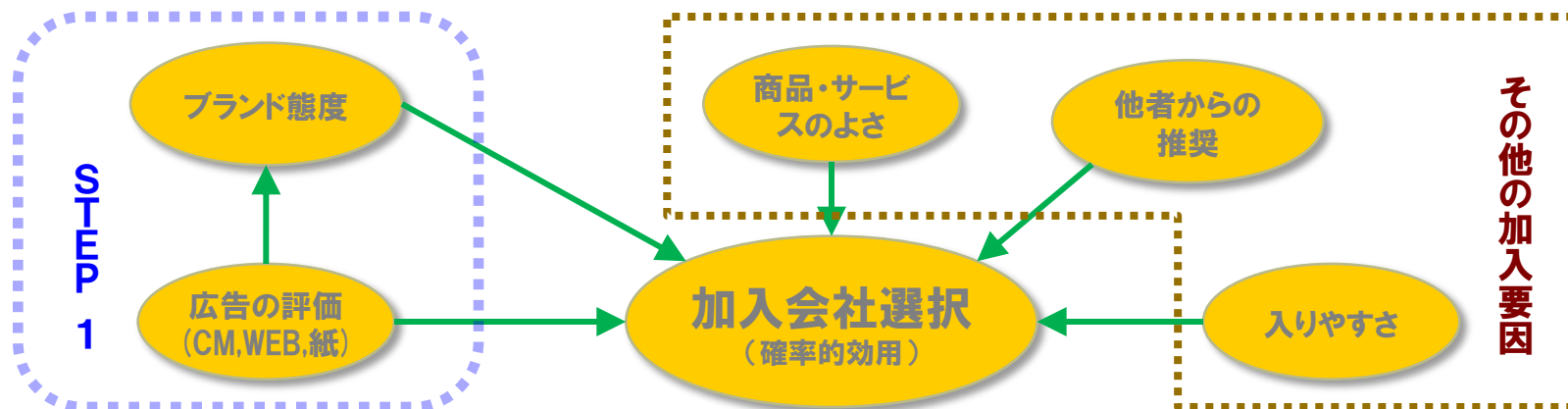
モデルの概略図



Step 2 : 加入会社選択

- 広告またはブランドが実際の加入場面で加入会社の選択に影響しているか？
- 広告＋ブランドと、**その他の加入要因**を説明変数にしてどの会社に参加したかを**多項プロビット・モデル**を使って分析を行う

⇒ 広告から加入選択への一貫した因果モデルを構築



モデルの推定

- 潜在因子間の関係を把握するために、**構造方程式モデリング(SEM)**を使って分析
- 推定法には**ベイズ推定**を使う(Lee, 2007を参照)
⇒不適解が生じないなどの利点がある
- 数値計算法には**データ拡大法**(Tanner and Wong, 1987)を使った**マルコフ連鎖モンテカルロ(MCMC)法**を使う
⇒様々な尺度(離散、連続変数)を使った柔軟な計算 & シミュレーションができる

実証分析の結果

加入バイアスについて(検証結果)

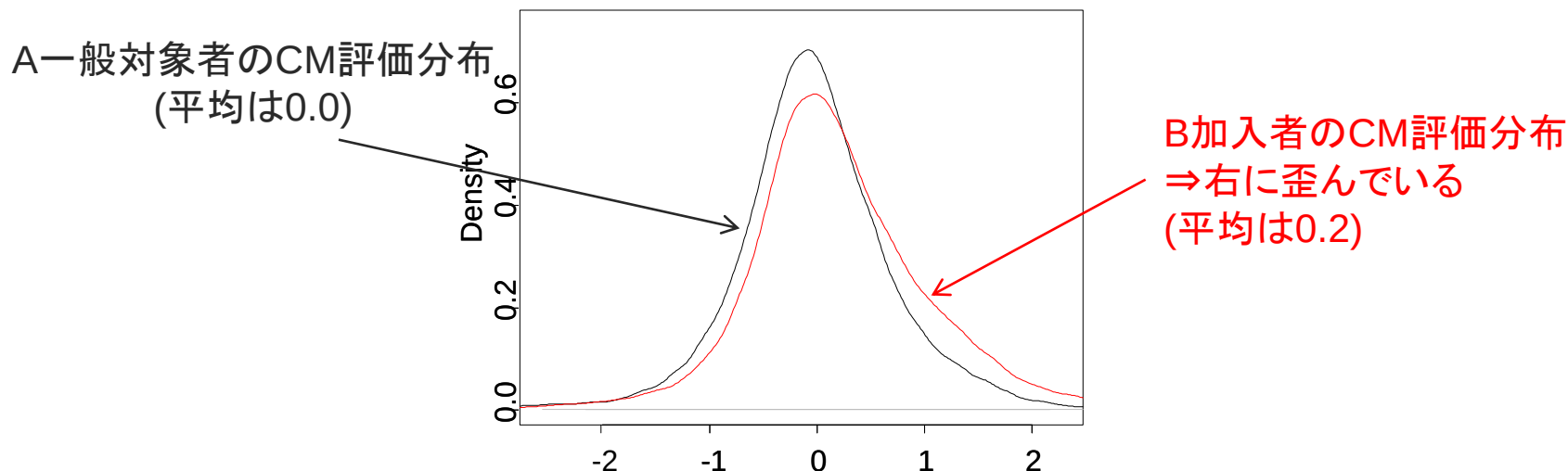
- 広告の評価・ブランドの評価と、加入への度合いは**正の相関**がある(5%で有意)

⇒やはりA一般対象者とB加入者は異なっていた

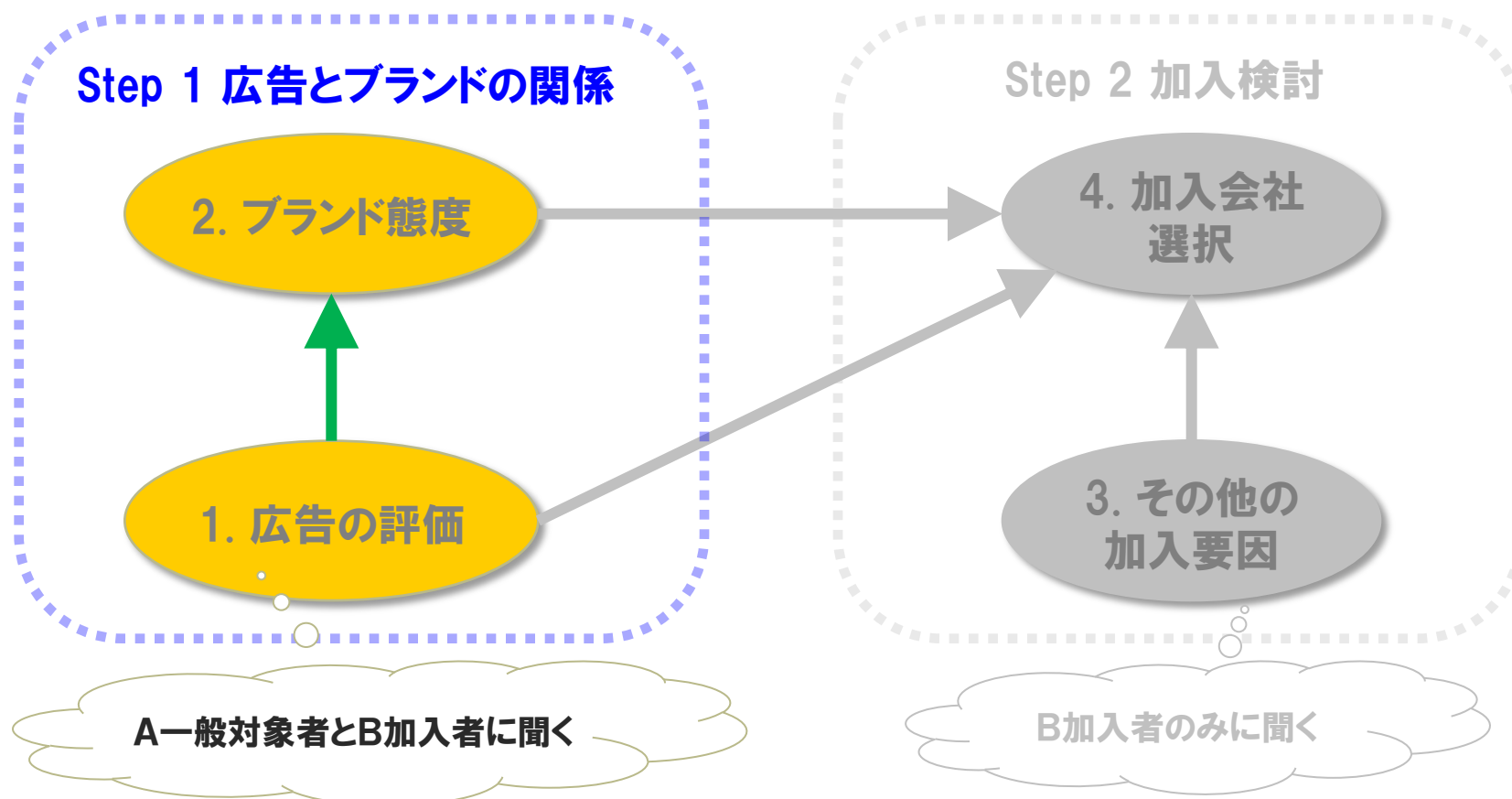
⇒Bの方が広告/ブランド評価の得点が高い傾向

⇒AとBをそのまま統合してはいけない

<CM評価の潜在因子の分布比較>

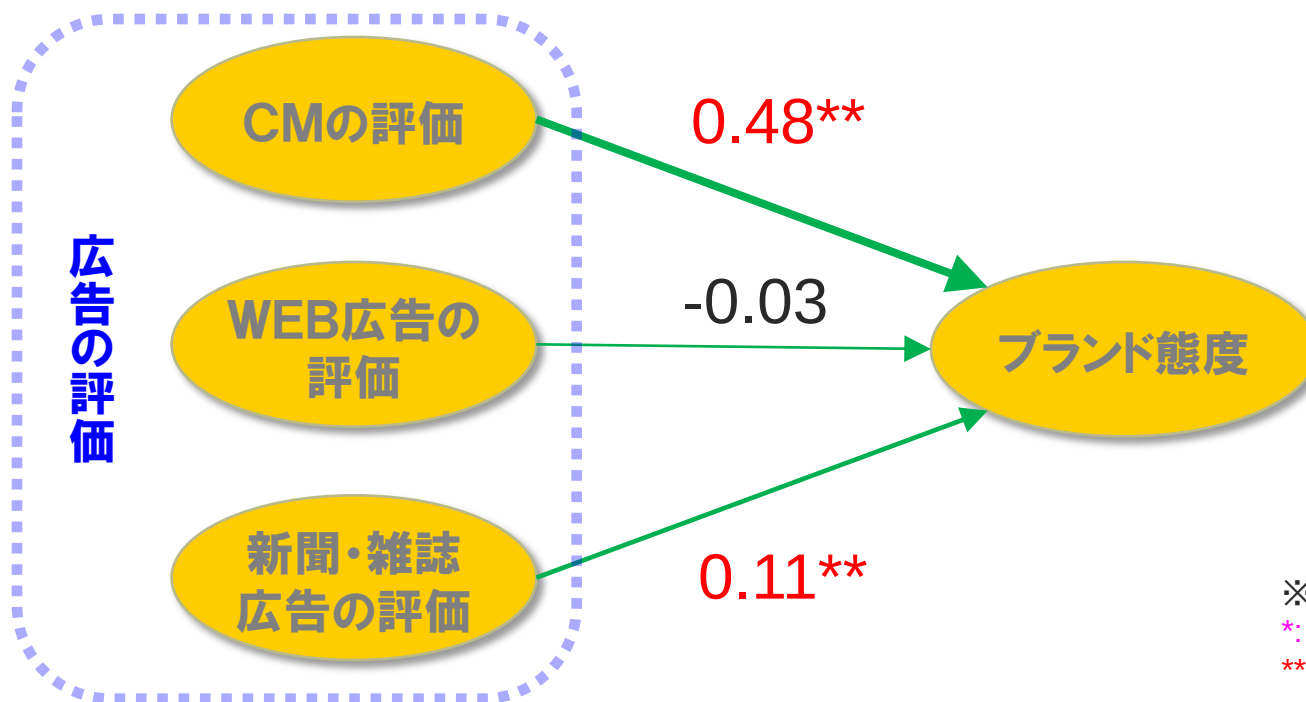


モデルの概略図



Step 1: 広告とブランドの関係性

- 3つの広告効果のうち、CMと新聞・雑誌広告の評価がブランド態度へ与える影響は1%水準で有意であったが、WEB広告の評価は非有意であった
- 3つの中では**CMの評価**の効果が最も大きい

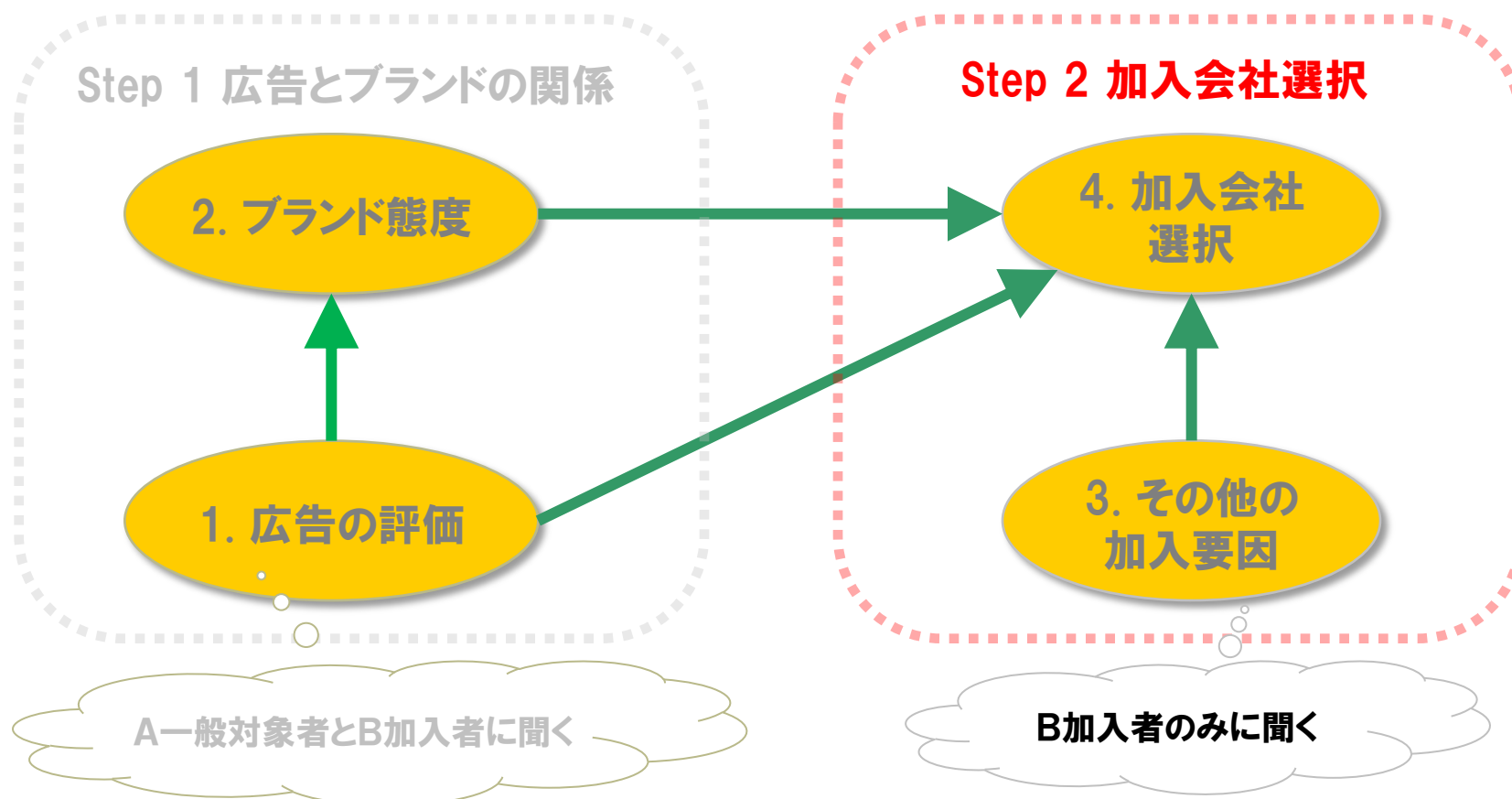


※表示は標準化解の事後平均

*: 95%水準で有意

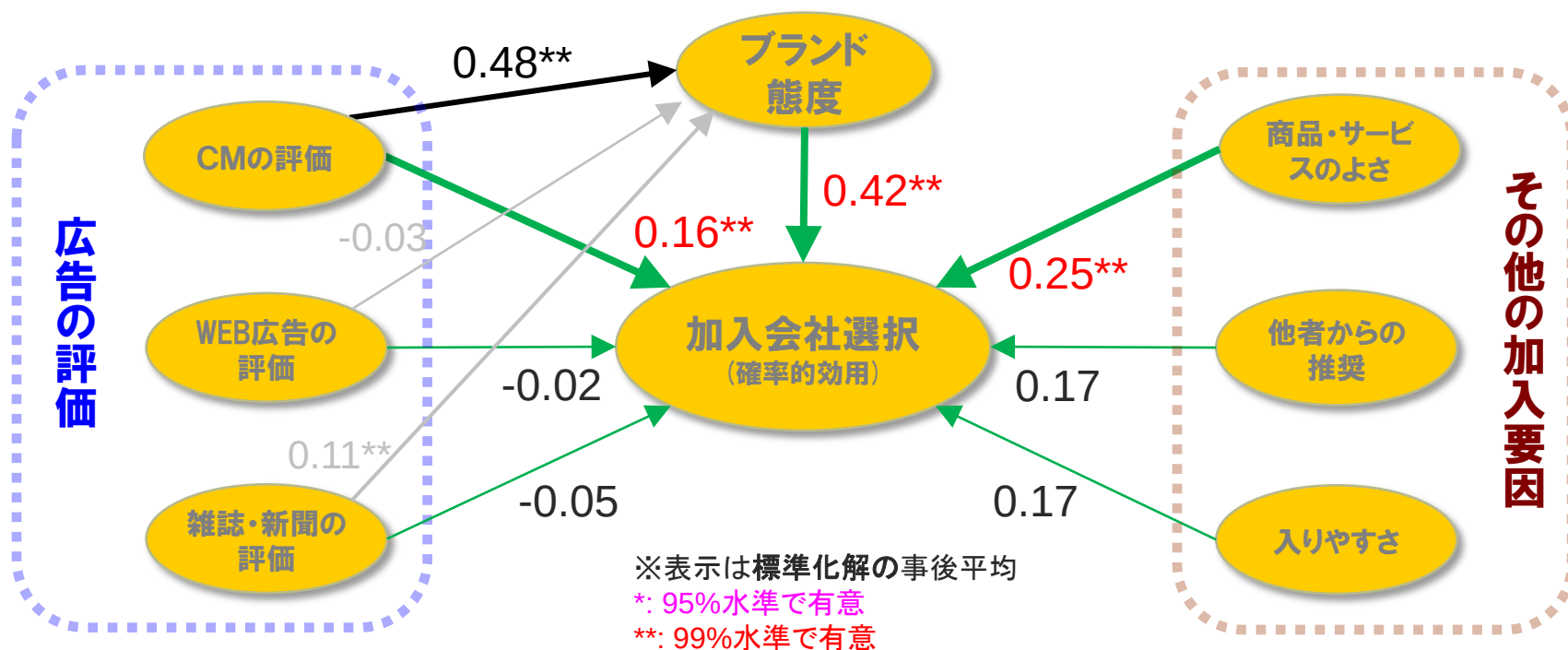
**: 99%水準で有意

モデルの概略図



Step 2 : 加入会社選択

- CMの直接効果は有意だが(0.16)、WEBと紙媒体は5%非有意
- その他の加入要因では**商品・サービスのよさ**が一番大きい(0.25)
- ブランド態度を介してのCMの**間接効果**($0.48 \rightarrow 0.42 = 0.20$)も重要



モデルによるシミュレーション

- 本研究のモデルに基づいてシミュレーションを行う
- ここではA社の「CMの評価」の観測変数「好きである」の値が1上昇した場合のマーケット・シェアを計算する

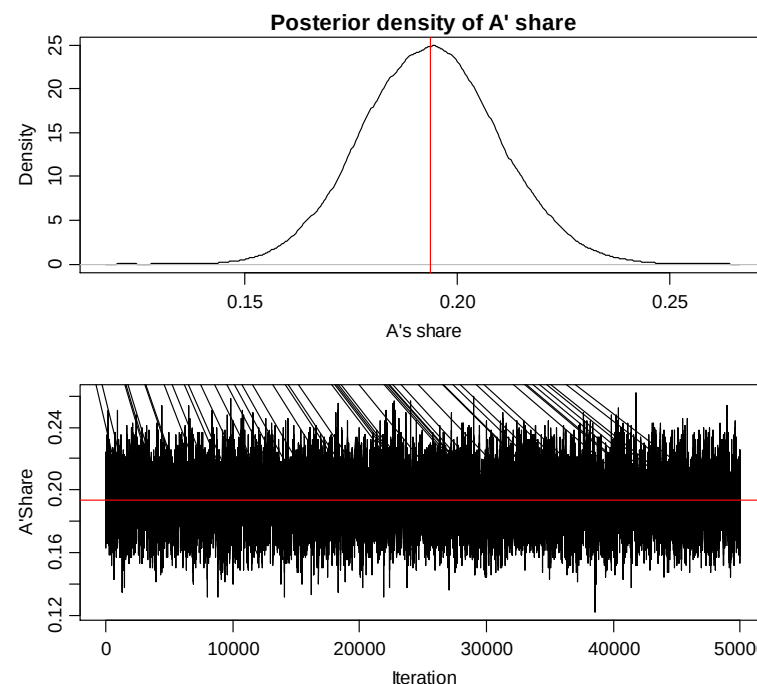
(※同時に「興味を持った」が1.26程度上昇と仮定)

<予測値の事後分布(上)とMCMCの系列(下)>

現在のシェア：15.2%



予測のシェア：19.4%
(事後平均)



まとめ

実証分析のインプリケーション

- 実証分析の結果により、生命保険の広告の効果は、
 1. WEB、紙媒体よりCMの広告効果が大きい
 2. ブランド態度を経由しての間接効果も重要であることが分かった

⇒媒介変数としてのブランドは重要

- ブランドの効果だけではなく、「商品・サービスのよさ」などの他の要因も選択行動に寄与している

⇒広告とブランドだけの関係だけではなく、他のマーケティング変数も重要である

本研究の意義

- 本研究は、一定期間内における購入・加入者が少ない商品・サービスの広告効果の理解に有用である
- 現在のマーケティングは顧客との関係性が重視されているが、購入・加入時の消費者モデルは少なく(Blattberg, et al. 2008)、その嚆矢となりえる
- 2つのデータを統合して1つの因果関係をモデル化
⇒例えばデータベースと質問紙調査の統合分析などに応用できる
- シミュレーションにより予測モデルとして活用できる
⇒マーケティング目標を設定できる

本研究の限界と今後の方向性

- 加入バイアスについて、より頑健な選択方程式の利用を検討する (例えば星野, 2009を参照)
- 質問紙調査であるので時系列・長期的な広告効果は把握できない
- 費用対効果の広告効果モデルではない
- メディアミックスの効果をモデルに組み込む
⇒相互作用項を導入する
- 「その他の加入要因」と「ブランド態度」の関係性もモデルに入れる
⇒構造化を検討する

参考文献

- Blattberg, R. C., B. D. Kim, and S. A. Neslin (2008) “*Database Marketing: Analyzing and Managing Customers*”, Springer.
- Heckman, J. J. (1974) Shadow prices, market wages, and labor supply, *Econometrica*, Vol.42(4), 679-694.
- Krugman, H. E. (1966) The measurement of advertising involvement. *Public Opinion Quarterly*, Vol.30(4), 583-596.
- Lee, S. Y. (2007) "*Structural Equation Modeling: A Bayesian Approach*", Willey.
- Tanner, M. A. and W. H. Wong (1987) The Calculation of Posterior Distributions by Data Augmentation, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 82(398), 528-540.
- 星野 崇宏 (2009) 『調査観察データの統計科学』, 岩波書店.

参考. 本研究のモデルにおける広告の評価と認知について

- 一般的な非集計(個人別)レベルの広告効果モデル(ID-POSデータの分析など)

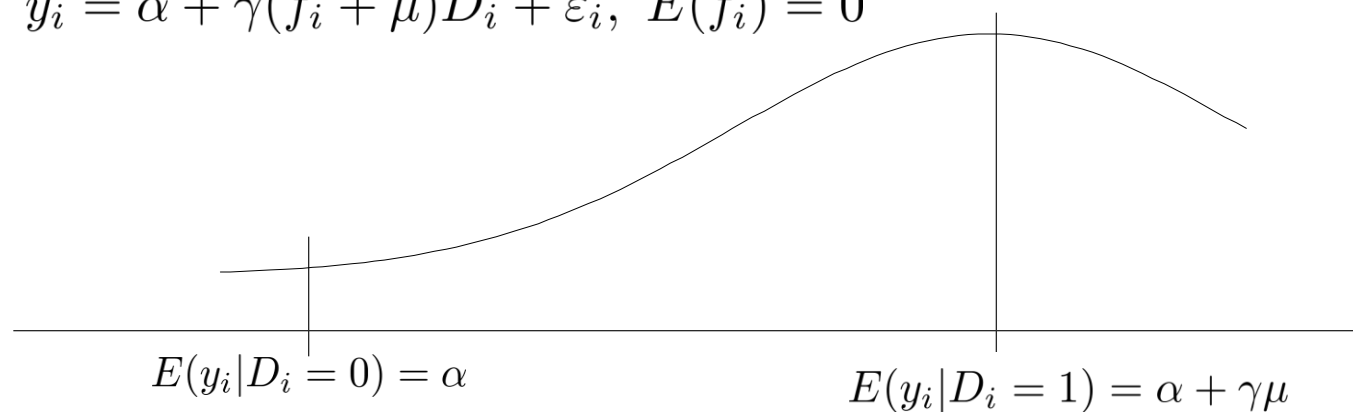
$$y_i = \alpha + \beta \times D_i + \varepsilon_i, \quad D_i = \begin{cases} 1 & \text{if person } i \text{ knows the Ad.} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

→通常では広告効果をダミー変数として扱う(評価は考慮しない)



- 本研究モデル→**広告を見た人の中では広告の効果に幅がある**
非認知者の広告効果をベースラインとして0とおく、広告の評価を f_i として

$$y_i = \alpha + \gamma(f_i + \mu)D_i + \varepsilon_i, \quad E(f_i) = 0$$



■ 誤差分散の取り扱いについて

本研究モデル(従属変数はブランド態度、ブランド選択の確率的効用とする)

$$y_i = \alpha + \gamma(f_i + \mu)D_i + \varepsilon_i, \quad E(f_i) = 0$$

について、 $\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$ $\text{Var}(f_i) = \phi$ とすると、

$$\text{Var}(y_i|D_i = 0) = \sigma^2 \quad \text{Var}(y_i|D_i = 1) = \gamma^2\phi + \sigma^2$$

より $\text{Var}(y_i|D_i = 1) \geq \text{Var}(y_i|D_i = 0)$ となるので、ブランド態度の評価のバラツキは、広告を見ていない人の方が必ず小さくなってしまう。その強い仮定を回避するため、本研究では分散に次の不均一分散モデルを仮定する

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_i), \quad \log \sigma_i = \pi_0 + \pi_1(1 - D_i)$$

もし $\pi_1 > 0$ ならば広告を見ていない人の方が、誤差分散が大きくなるなど、誤差分散に柔軟性を持たせることができる

なお不均一分散を仮定すると、条件ごとに標準化解が変化するので、前記した標準化解は3つの広告をみたことを仮定した標準化解を示している