

Estimating the Causal Effects of Marketing Interventions Using Propensity Score Methodology

原田悠介

Introduction

モチベーション

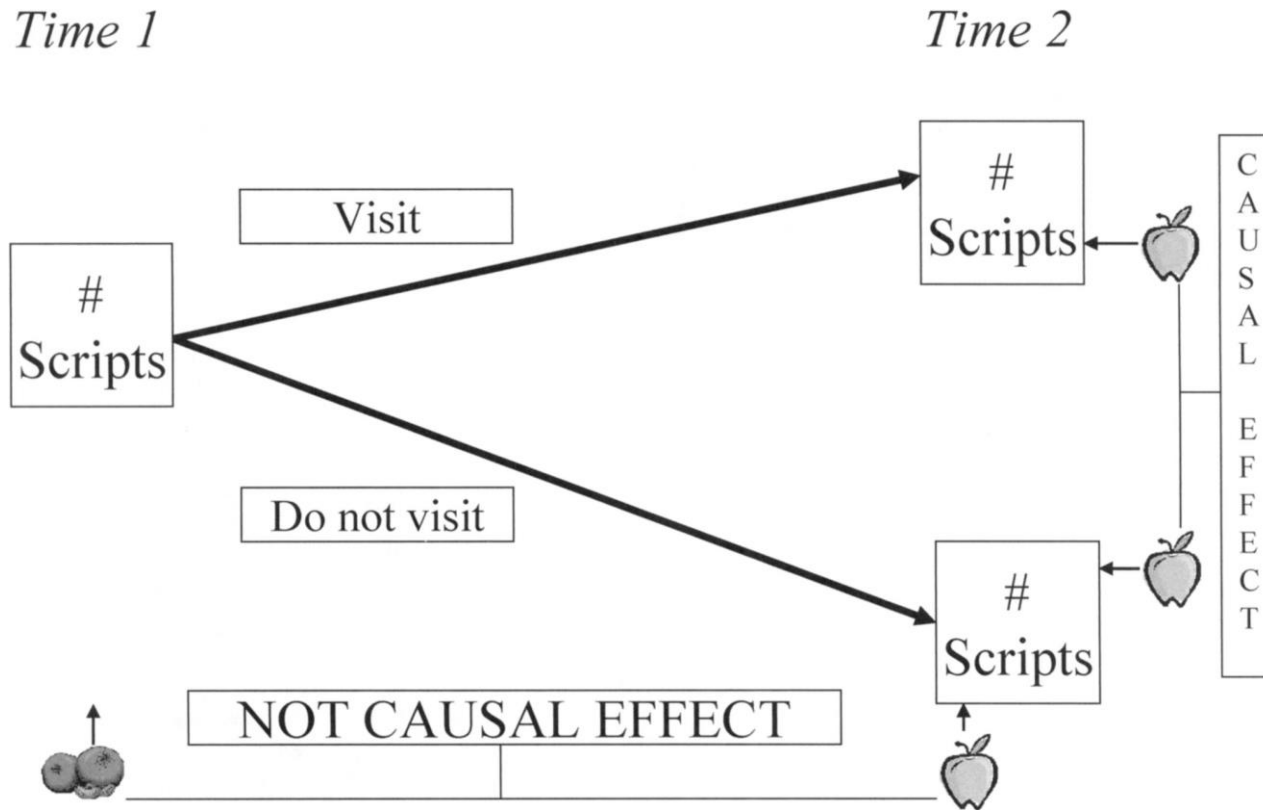
- マーケティング政策の効果の評価はその重要さにもかかわらず正しい理解がなされていない
- 営業リスト(見込み顧客名簿)の作成を例として、マーケティング活動における因果推論の考え方や傾向スコア解析の応用方法を紹介する

Introduction

問題設定

- ライフスタイルドラッグを扱う製薬会社が、利益率をより高くするために医師に営業をかける
- 営業にもコストはかかるので、利益が見込まれる顧客に連絡を取るための顧客リストを作成する

Causal Effect is a “Change”, But Not a Change in Time



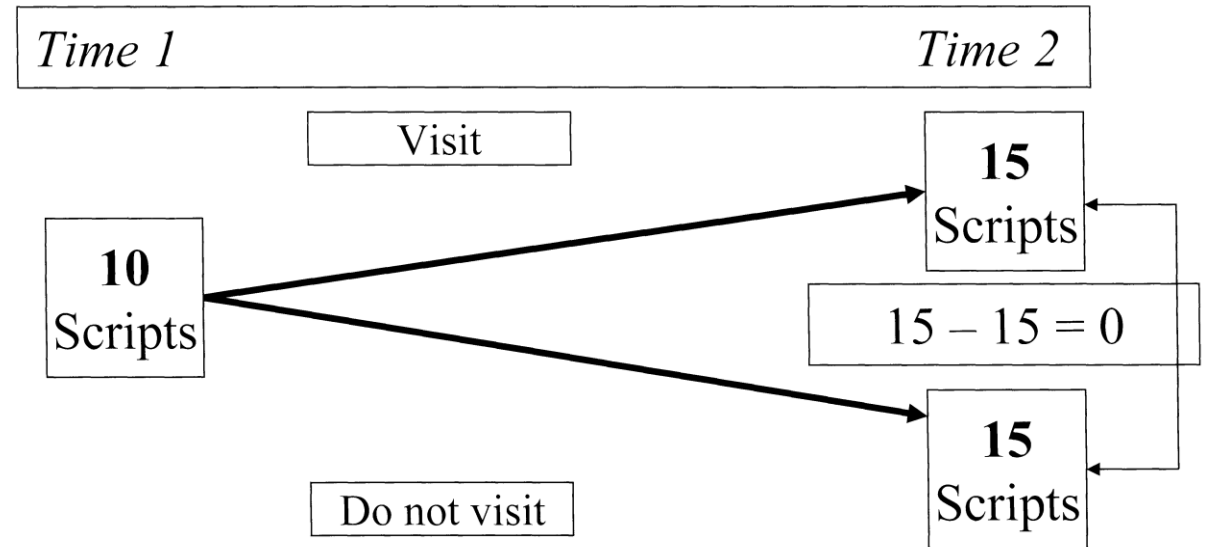
- 左図はルービンの因果モデルを図示したもの
- 因果効果はリンゴどうしの比較
 - リンゴとみかんの比較は時間的な変化
 - 因果効果と時間的な変化は混同されがち

Script:ここでは「薬の処方箋」

Causal Effect is a “Change”, But Not a Change in Time

- 処方箋を多く書いてくれる医師Aのケース

この場合の営業による利益は
 $15 - 10 = 5$
ではなく、
 $15 - 15 = 0$

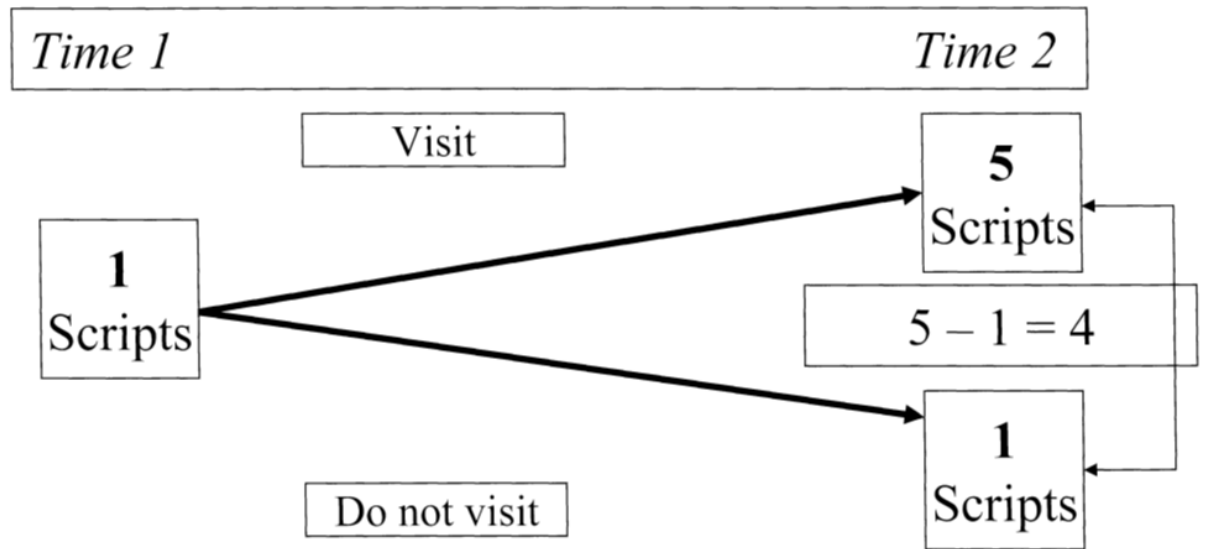


Causal Effect is a “Change”, But Not a Change in Time

- ・処方箋をあまり書いてくれない
医師Bのケース

この場合の営業による利益は
 $5 - 1 = 4$

医師Aよりは営業を行う価値があるかもしれない



Causal Effect is a “Change”, But Not a Change in Time

- 投資の決定は時間的变化ではなく、投資を行うときと行わないときの期待収益の比較(因果効果)にもとづいておこなうべき
- 利益がプラスになるようなブランドやマーケティング政策にリソースを割り当てる必要がある
- では実際にはどうしたらよいのか

The Estimation of Causal Effects

- 回帰、決定木、NN、SVM、などによる分析は因果効果の推定には不向き(因果効果推定後の分析には有用)
- 観察研究で得られるデータでは、因果効果は共変量(背景因子)を利用した「クローン」を使って推定される(マッチング法)

The Estimation of Causal Effects

- 欠測値は、背景因子が一致する「クローン」によって保管される

| Number of scripts at time 1 | Background Characteristics | Number of scripts at time 2 if visited | Number of scripts at time 2 if not visited | Causal effect difference |
|-----------------------------|----------------------------|--|--|--------------------------|
| ✓ | ✓ | ✓ | ? | ✓ - ? |
| ✓ | ✓ | ✓ | ? | ✓ - ? |
| ✓ | ✓ | ? | ✓ | ? - ✓ |
| ✓ | ✓ | ? | ✓ | ? - ✓ |

DISPLAY 4. Database.

| Number of scripts at time 1 | Background Characteristics | Number of scripts at time 2 if visited | Number of scripts at time 2 if not visited | Causal effect difference |
|-----------------------------|----------------------------|--|--|--------------------------|
| ✓ | ✓ | ✓ | ! | ✓ - ! |
| ✓ | ✓ | ✓ | ! | ✓ - ! |
| ✓ | ✓ | ! | ✓ | ! - ✓ |
| ✓ | ✓ | ! | ✓ | ! - ✓ |

LAY 5. Database after filling in the blanks.

| | |
|---|-------------------|
| ✓ | Legend |
| ✓ | Observed |
| ? | Unobserved |

| | |
|---|-----------------|
| ✓ | Legend |
| ✓ | Observed |
| ! | Imputed |

…time2における因果効果

The Estimation of Causal Effects

- より多くの背景因子を使ってより正確な「クローン」を作ることが必要
- 一方で、背景因子が増えるほど、完璧な「クローン」を見つけることは本質的には不可能になる
- 数多くの背景因子を一変数にまとめられる傾向スコアを利用
(※傾向スコア $e = P(y_1 | z = 1, X)$)

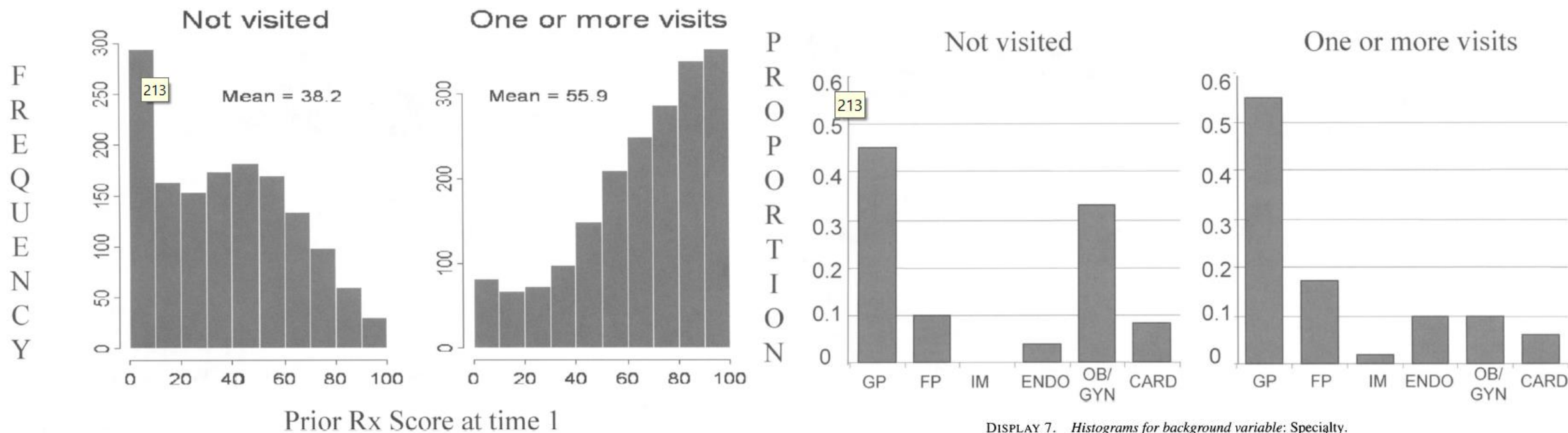
Illustration: an Anonymous Case Study

使用するデータ

- ライフスタイルドラッグを使用する分野の医師25万人のデータベース
- 含まれる共変量は、専門分野、居住地域、学位をもらった日付など100以上

Illustration: an Anonymous Case Study

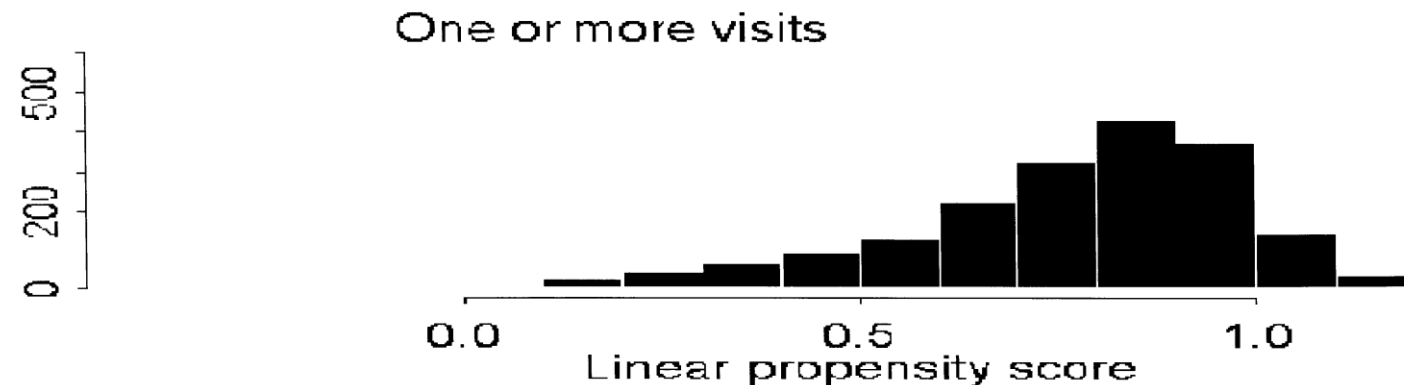
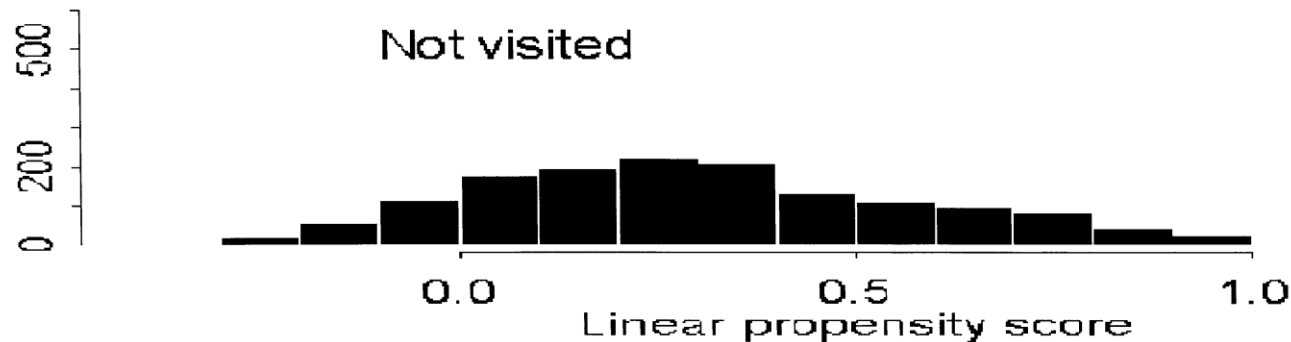
- 共変量の分布の確認
- 例えば営業前に書いた処方箋の数、医師の専門分野など



DISPLAY 7. Histograms for background variable: Specialty.

Illustration: an Anonymous Case Study

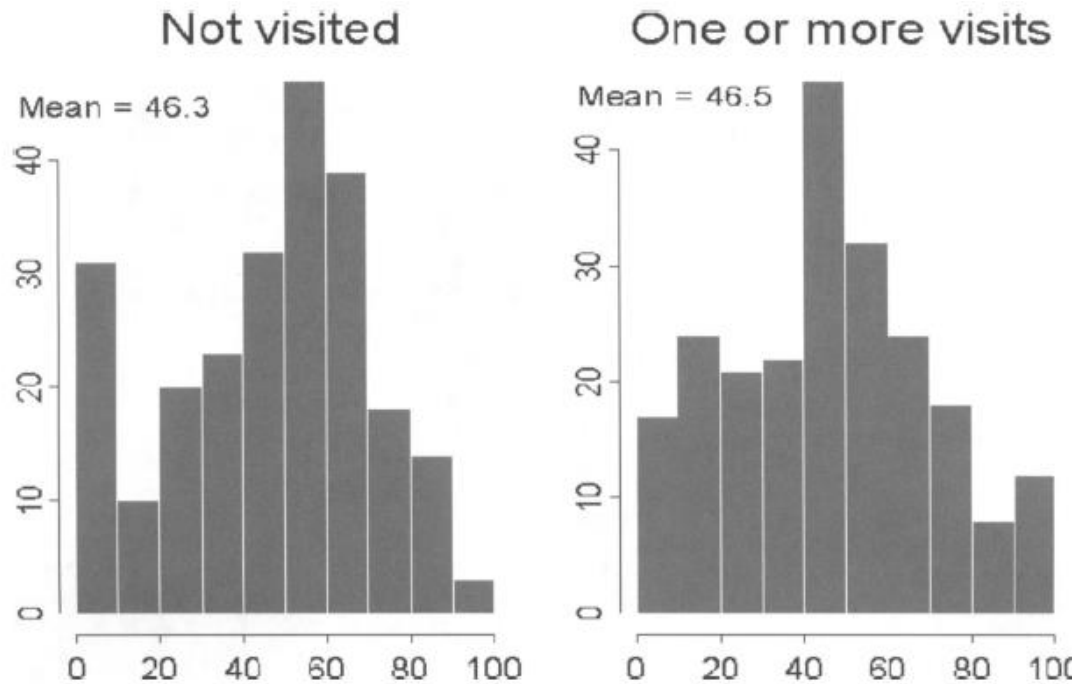
- 推定された線形傾向スコア $\log(e/(1-e))$ の分布



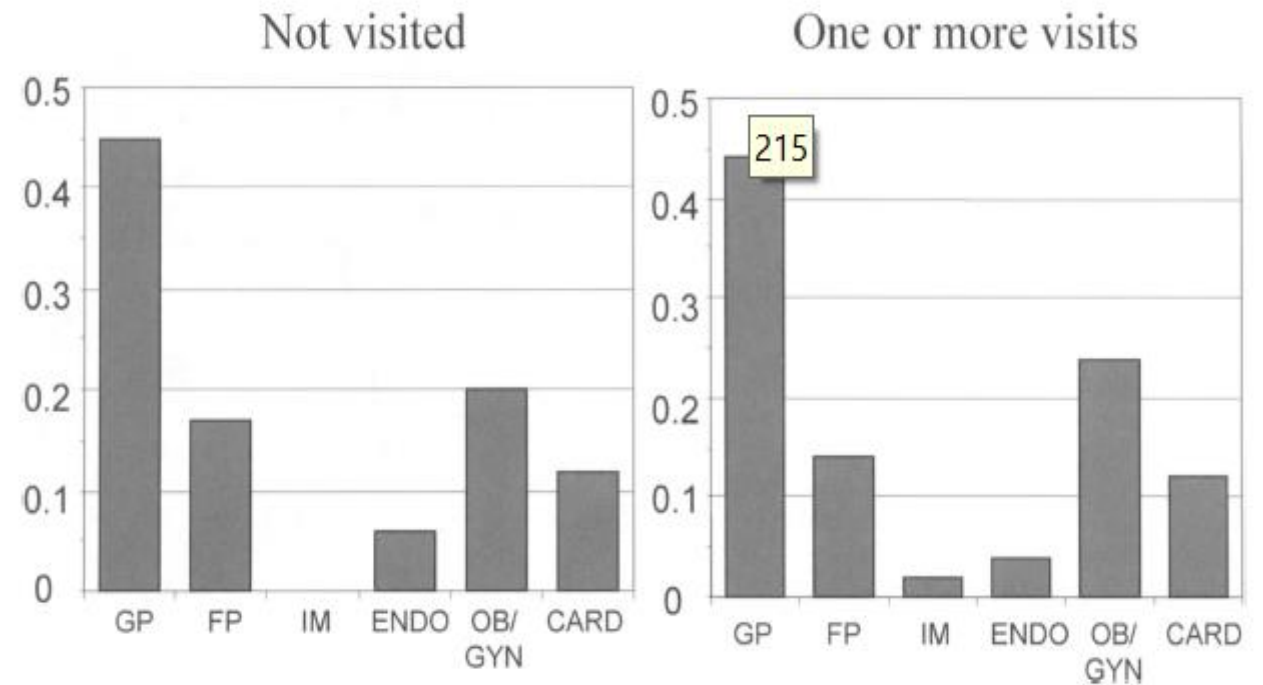
※ロジスティック回帰を使用している

Illustration: an Anonymous Case Study

- 傾向スコアが0.5~0.6の医師についての共変量の分布



DISPLAY 9. Histograms for a variable in a bin of propensity scores: Prior Rx Score.



DISPLAY 10. Histograms for a variable in a bin of propensity scores: Specialty.

Doctor-Level Causal Effect Estimation in the Case Study and Resultant Recommendations

- 前章でマッチング法により各医師のtime2における因果効果を推定した
(マッチング法特性により、一部推定されない医師がいる)
- time3(未来)における因果効果が変わらないと仮定して、まだ連絡を取っていない医師についての因果効果を記した顧客リストを作成する
- リストの因果効果の高い順に連絡を取る

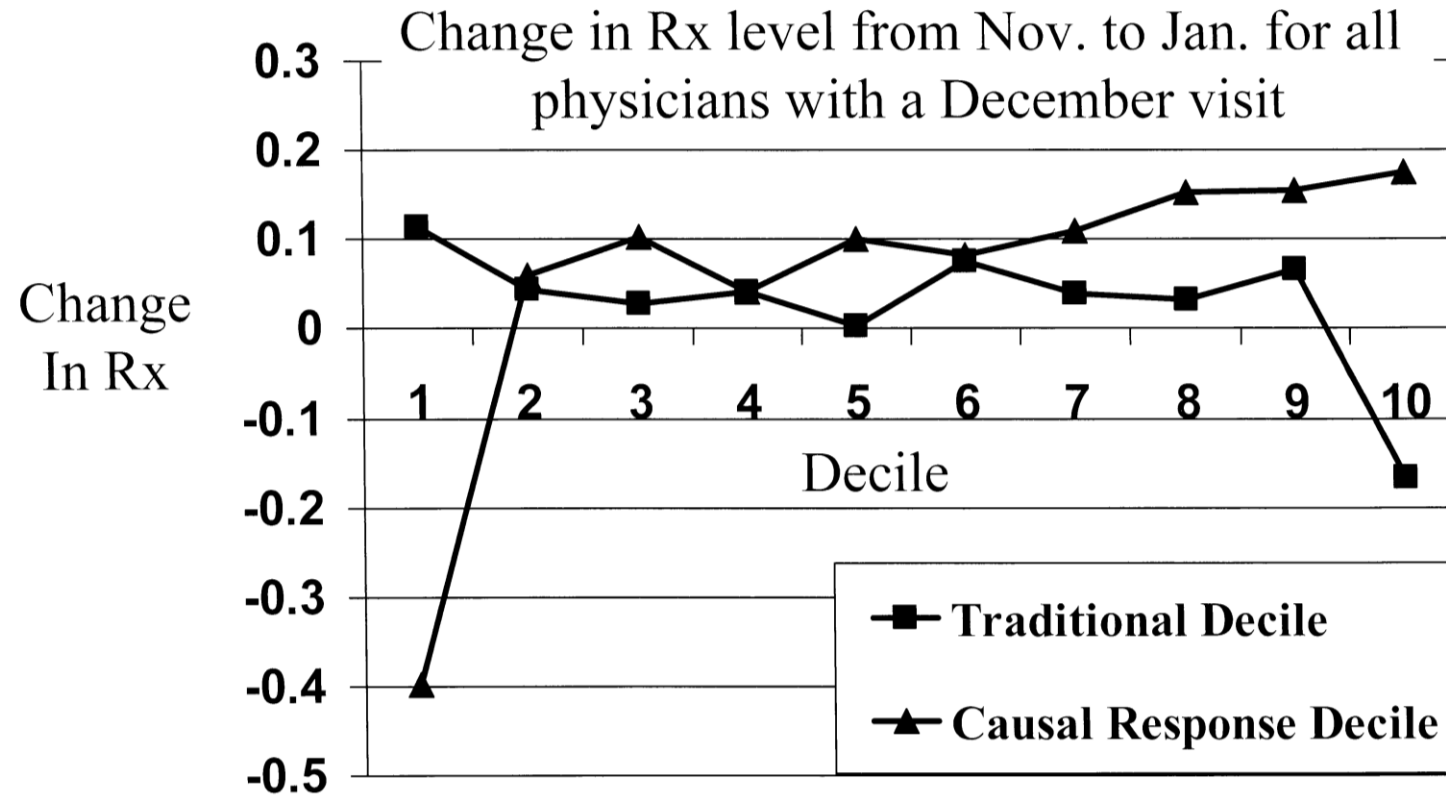
Validation of Ordering by Estimated Causal Effects

- リスト作成後、リストに従って行動した社員と、リストを無視した社員がいた

リストに従わなかった原因

- 付き合い
- 独自の予想
- 回帰分析に基づいた予測

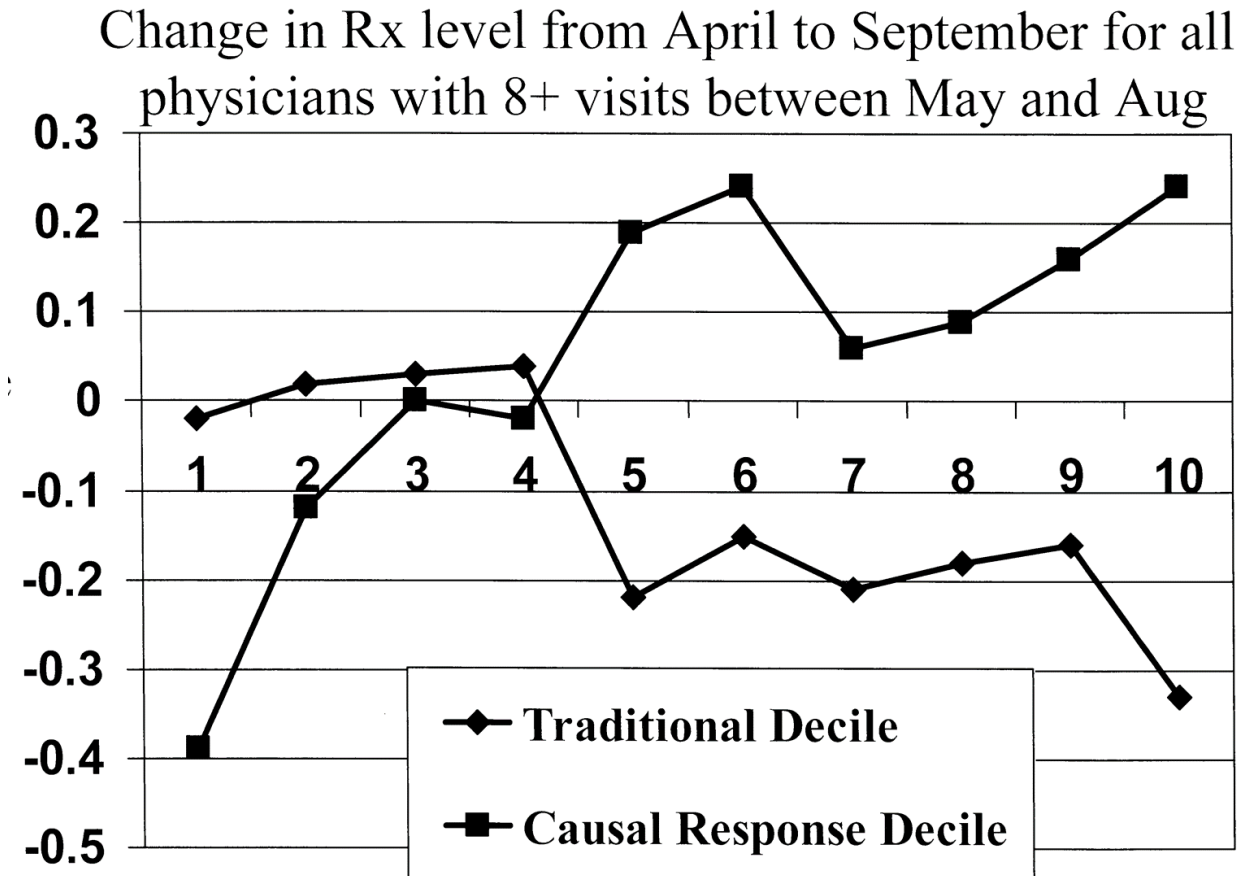
Validation of Ordering by Estimated Causal Effects



DISPLAY 11. The estimated effect of a single visit.

一か月間の短期的な結果

Validation of Ordering by Estimated Causal Effects

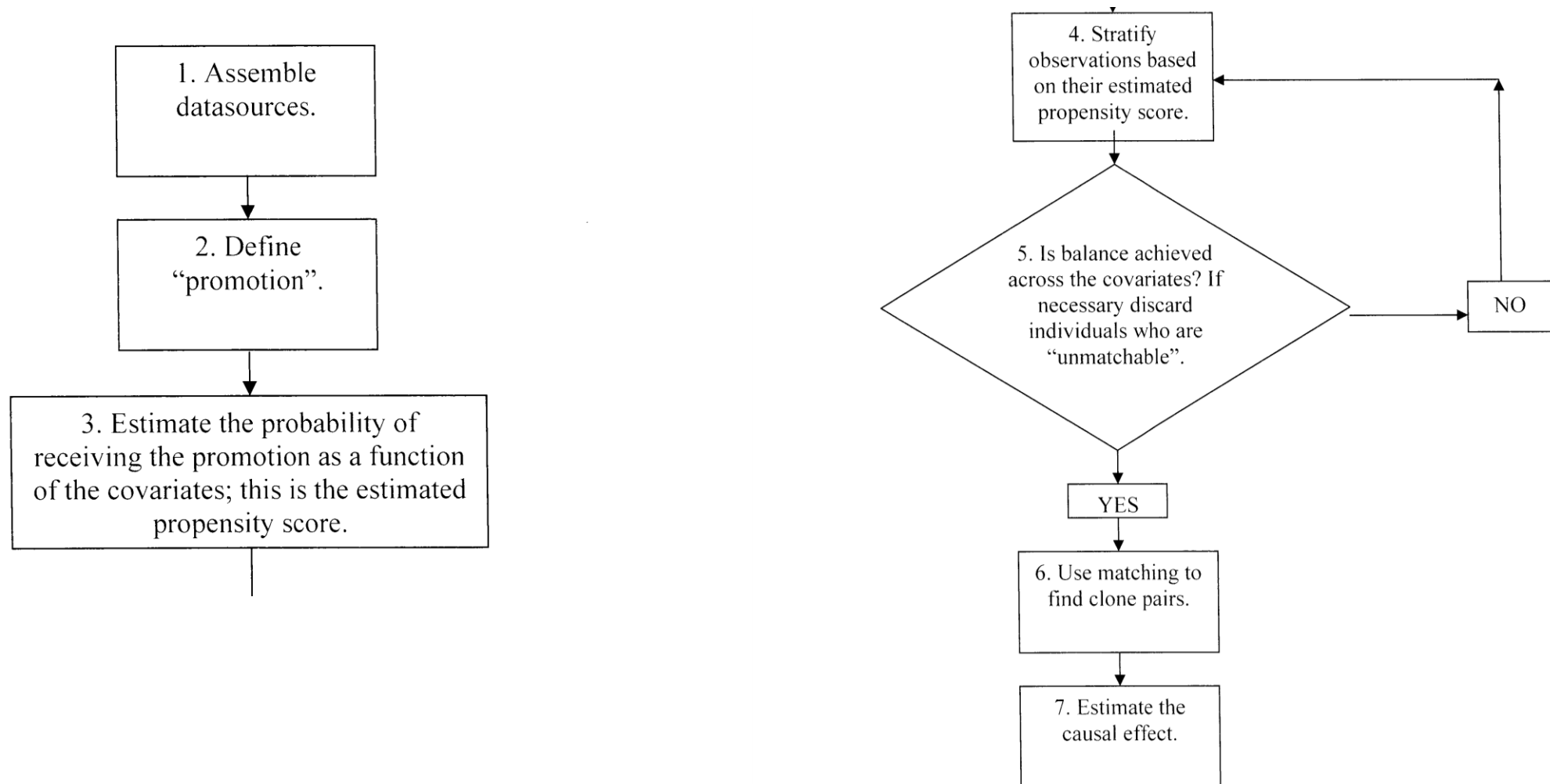


4月から9月の長期的な結果

Validation of Ordering by Estimated Causal Effects

- 二つのグラフから、因果効果に基づくリストのほうの利益率が高いことが分かる

More Details about the Method



Opportunities for Applications in E-Commerce

- 電子メールの定期配信(メルマガ)の効果

メルマガジンの配信を希望する顧客は希望しない顧客と違う特性を持っている可能性がある

- 無料配送サービスの効果

定額料金を支払えば配送料が無料になるサービス

因果効果の推定によって、送料無料にしたほうが利益が出る人と、利益が出ない人の識別が可能になる

The Role of Models When Estimating Causal Effects

- 傾向スコアによる分析は強力だが、傾向スコアの推定モデルが違えば因果効果の推定結果も大きく異なる可能性がある
- 正しく推定された因果効果を、共変量の情報が利用できる他の顧客に当てはめることも有効である
- 因果効果が高く予想されている顧客にリソースを割くのは自然である