

# ルービンの因果モデルとランダム化比較試験

講師：遠山祐太

最終更新：2024-11-16

はじめに

# イントロダクション

- プログラム評価／因果推論
  - なんらかの介入（主に二値）における「処置効果」の推定
  - 以下では「処置効果」と「因果効果」を同じ意味で用いる
- 例:
  - 職業訓練を受けることで賃金がどれだけ増えるか？
  - オンライン広告によって、どれくらい販売が伸びるか？
  - 企業合併が起きると、製品価格がどれだけ変化するか？
  - ワクチンを接種することで、新型コロナの感染をどの程度防げるか？
- 難点：処置は**内生的な決定**
  - 選択バイアス（selection bias）や欠落変数バイアス（omitted variable bias）
  - 特に**観察データ（observational data）**に顕著

# 授業の流れ

1. ルービンの潜在アウトカムモデルの導入
2. ランダム化比較試験(randomized controlled trial)による解決
3. 事例：日本における家計電力需要のフィールド実験

# 参考文献

- Angrist and Pischke "Mostly Harmless Econometrics" Chapter 2
- Ito, Ida, and Tanaka (2018) "Moral Suasion and Economic Incentives: Field Experimental Evidence from Energy Demand" *American Economic Journal: Economic Policy*
  - 同著者の「スマートグリッド・エコノミクス」有斐閣
- 補足スライドでは確率論・統計学の復習をカバー
  - 条件付き期待値、点推定、仮説検定

# Rubinの潜在アウトカムモデル

# モデル

- $Y_i$ : 個人  $i$  の**観察されるアウトカム**
- $D_i$ : **処置 (treatment)** ダミー変数

$$D_i = \begin{cases} 1 & \text{treated (処置群・トリートメントグループ)} \\ 0 & \text{not treated (統制群・コントロールグループ)} \end{cases}$$

- **潜在アウトカム(potential outcomes)**を定義する。
  - $Y_{1i}$ : 個人  $i$  が処置を受けた場合のアウトカム
  - $Y_{0i}$ : 個人  $i$  が処置を受けなかった場合のアウトカム
- このとき

$$Y_i = D_i Y_{1i} + (1 - D_i) Y_{0i} = \begin{cases} Y_{1i} & \text{if } D_i = 1 \\ Y_{0i} & \text{if } D_i = 0 \end{cases}$$

# ポイント1 (1/2) 反事実的 (counterfactual) アウトカムは観察されない

- データ：各  $i$  について  $(Y_i, D_i)$  を観察する。
- ある個人  $i$  が特定の処置を受けた(受けてない)時点で、観察されるアウトカムはそれに対応したものとなる。
- すなわち、現実にとらなかった選択肢(処置選択)に対応するアウトカムは**反事実的**となる。
- 結果、ある個人  $i$  の  $Y_{0i}$  と  $Y_{1i}$  を**同時に観察することはできず**、従って**個別処置効果  $Y_{1i} - Y_{0i}$  も推定できない**。
- **因果推論の基本問題 (fundamental problem of causal inference)** と呼ばれる。



# 例: 大学進学

- $D_i$ : 大学に進学したか否かダミー変数
- $Y_{1i}$ : 大学進学した場合の潜在アウトカム
- $Y_{0i}$ : 大学進学しなかった場合の潜在アウトカム
- $Y_i$ : 実際の観察される所得

	$Y_{1i}$	$Y_{0i}$	$D_i$	$Y_i$
Adam	80000 USD	50000 USD	1	80000 USD
Bob	60000 USD	60000 USD	0	60000 USD
Cindy	90000 USD	60000 USD	1	90000 USD
Debora	80000 USD	70000 USD	0	70000 USD

## ポイント 2 (1/2): 処置効果のスピルオーバーがないという仮定

- **Stable Unit Treatment Value Assumption (SUTVA)**: 処置効果は、他の人が処置を受けたか否かには依存しない。
- **外部性 (externality)** や **一般均衡効果 (general equilibrium effects)** を捨象している。
- 例: データサイエンティストの職業訓練。もし**全員**が同じトレーニングを受けたら、データサイエンス人材の供給が増えて、均衡賃金は下がるであろう。すると職業訓練のリターンは小さくなる。
- 問: 他にSUTVAを満たさないような例??

# 興味のあるパラメータ

- **個別処置効果 (Individual treatment effect; ITE)**  $Y_{1i} - Y_{0i}$ 
  - ポイント：人々に対する異質な効果を許容する。
  - 基本問題のせいで個別処置効果を推定することはできない。
- かわりに、平均効果に注目する。
  - **平均処置効果 (average treatment effect; ATE)** :  $ATE = E[Y_{1i} - Y_{0i}]$
  - 処置群の平均処置効果 (ATE on treated; ATT) :  $ATT = E[Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1]$
  - 統制群の平均処置効果 (ATE on controlled; ATC) :  $ATC = E[Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 0]$
  - 共変量 (covariates) で条件付けた平均処置効果 :  
 $ATE(x) = E[Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1, X_i = x]$

# 回帰分析との関係

1.  $Y_{0i}$ の線形的な（パラメトリックな）構造
2. 処置効果一定（同質的）

を仮定する。これを数式で表すと

$$Y_{0i} = \beta_0 + \epsilon_i$$
$$Y_{1i} - Y_{0i} = \beta_1$$

- 上により、

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + \epsilon_i$$

- プログラム評価の枠組みは、元来ノンパラメトリックである。
  - しかし、実際のところ、処置効果の推定はパラメトリック手法に依存している。

# 選択バイアス (Selection Bias)

- 処置群 ( $D = 1$ )・統制群 ( $D = 0$ ) の単純比較を考えよう。
- この単純比較によって、処置効果は推定できるだろうか？ **多くの場合はNo!!**
- まず、 $d = \{0, 1\}$  について

$$E[Y_i | D_i = d] = E[Y_{di} | D_i = d]$$

- 左辺(LHS): 群  $d$  における**観察されるアウトカム**の期待値
- 右辺(RHS): 群  $d$  における**処置状態  $d$  の場合の潜在アウトカム**

- この式を展開すると

$$\begin{aligned} \underbrace{E[Y_i|D_i = 1] - E[Y_i|D_i = 0]}_{\text{単純比較}} &= E[Y_{1i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D_i = 0] \\ &= \underbrace{E[Y_{1i} - Y_{0i}|D_i = 1]}_{ATT} \\ &\quad + \underbrace{E[Y_{0i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D_i = 0]}_{\text{選択バイアス}}. \end{aligned}$$

- 注意 : ATT = Average Treatment effect on Treated

# 単純比較 = ATT + 選択バイアス

$$\underbrace{E[Y_i|D_i = 1] - E[Y_i|D_i = 0]}_{\text{単純比較}} = \underbrace{E[Y_{1i} - Y_{0i}|D_i = 1]}_{ATT} + \underbrace{E[Y_{0i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D_i = 0]}_{\text{選択バイアス}}$$

- 選択バイアスは一般にゼロではない。：
  - 例：大学進学する人は、**進学していなくてもより稼いでいるかもしれない。**
- $E[Y_{0i}|D_i = 1]$  は反事実的アウトカムの期待値ゆえ、観察できない。
  - 統制群が**もし処置を受けなかった場合(反事実：counterfactual)**に、どのようなアウトカムであったか？
- 因果効果の推定のポイント：**選択バイアスをどのように処理するか？**

# (時間があれば) 練習問題

- 表の設定をもとに、選択バイアスなどを計算してみよう。

$$\underbrace{E[Y_i|D_i = 1] - E[Y_i|D_i = 0]}_{\text{単純比較}} = \underbrace{E[Y_{1i} - Y_{0i}|D_i = 1]}_{ATT} + \underbrace{E[Y_{0i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D_i = 0]}_{\text{選択バイアス}}$$

	$Y_{1i}$	$Y_{0i}$	$D_i$	$Y_i$
Adam	80000 USD	50000 USD	1	80000 USD
Bob	60000 USD	60000 USD	0	60000 USD
Cindy	90000 USD	60000 USD	1	90000 USD
Debora	80000 USD	70000 USD	0	70000 USD



# 因果効果推定のための様々なアプローチ

- **ランダム化比較試験** : 実験によって、処置を無作為に割り付ける。
- **回帰分析・マッチング** : 観察される属性を用いて、セレクションを統制する。
- **差の差分法** : 個々人の変化しない異質性を統制する。
- **操作変数法** : 処置には影響するが、アウトカムには直接影響しない変数を活用する。
- **回帰不連続デザイン** : 処置が不連続に変化するところに着目する(例 : 地理的境界)
- **構造推定アプローチ** : 反実仮想をモデルから予測(生成)する。

# ランダム化比較試験

# ランダム化比較試験

- 英訳 : Randomized controlled trial, RCT
- アイデア : 実験において処置を無作為に割り当てる。そのうえで、処置群と統制群の差を比較する。
- ポイント : 処置が無作為に決まるため、選択バイアスの心配がない。
- 応用先 : 医学における治験 (clinical trial) 、社会科学、そして政策・ビジネス

# 社会科学・経済学・ビジネスにおけるRCT

- 開発経済学: Esther Duflo "Social experiments to fight poverty"
- 医療経済学: Amy Finkelstein "Randomized evaluations & the power of evidence | Amy Finkelstein"
- ビジネス: Ron Kohavi et al "Trustworthy Online Controlled Experiments" (和訳「A/Bテスト実践ガイド」)
- Andrew Lee "Randomistas" (和訳: 「RCT大全」)
- RCTの実践: 政策評価のための因果関係の見つけ方:ランダム化比較試験入門
  - Duflo, Glennerster, and Kremer (2007, Handbook of Development Economics)の和訳
  - RCTの設計におけるサンプルサイズ、割当などの実践的な内容の議論。

# RCTの枠組み

- 鍵となる仮定: 処置  $D_i$  が 潜在アウトカムとは独立に決まる:  $(Y_{0i}, Y_{1i})$

$$D_i \perp (Y_{0i}, Y_{1i})$$

- このとき

$$E[Y_{1i} | D_i = 1] = E[Y_{1i} | D_i = 0] = E[Y_{1i}]$$

$$E[Y_{0i} | D_i = 1] = E[Y_{0i} | D_i = 0] = E[Y_{0i}]$$

- 直観: 通常の観察データでは、処置  $D$  が潜在アウトカムや個人の特徴に依存しているかもしれない。一方、RCTでは  $D$  は完全に無作為に決められている。

# RCT -> 選択バイアスなし

- したがって、選択バイアスは

$$E[Y_{0i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D_i = 0] = 0$$

- よって、

$$\underbrace{E[Y_i|D_i = 1] - E[Y_i|D_i = 0]}_{\text{単純比較}} = \underbrace{E[Y_{1i} - Y_{0i}|D_i = 1]}_{ATT}$$

- ATTは処置群・統制群間の単純比較によって識別・推定される。

# (少し技術的) 識別 (identification) とは?

- (直観的に表現すると) モデルのパラメータが **観察されるオブジェクト**によって表現されるとき、そのパラメータが**識別**されるという。
- 前のスライドにおいて、興味あるパラメータ (因果効果) は ATT :  $E[Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1]$ .
- RCTにおいては、ATTは  $E[Y_i | D_i = 1] - E[Y_i | D_i = 0]$  と表される。これは、処置群・統制群のそれぞれの条件付き期待値の差である。
- $(Y_i, D_i)$  に関する条件付き分布 (ないしデータ) があれば、条件付き期待値を計算することができる。

# RCTの限界点

- 「RCTは因果推論の金字塔(golden standard)である」という主張をする人も。一方で限界・問題も。
  1. SUTVA の仮定。ただし、RCTに限らない。
  2. 倫理的批判。トリートメントを受けた人が優遇されているのでは？
  3. RCTを常にできるとは限らない。不適切なトピックや金銭的・労力的コスト
  4. 外的妥当性 (External Validity)



# 内的妥当性と外的妥当性

- **内的妥当性 (Internal validity)**
  - その分析は因果効果を信頼できる形で推定できているか？
  - RCTはこの点において非常に強い。
- **外的妥当性 (External validity):**
  - 得られた推定結果を、一般の母集団にも適用できるか？
  - RCTに参加しているサンプルが、一般母集団と異なるかもしれない。

# RCTにおける推定

# 処置効果の推定

- RCTで得られたデータを用いて、処置効果をどのように推定するか？
- 最も簡便な方法：線形回帰分析

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + \epsilon_i$$

- 最小二乗法を適用し、係数  $(\beta_0, \beta_1)$  を推定する。
- $D_i$  が2値ダミー変数のとき、OLS推定量  $(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)$  は、

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y}_0$$

$$\hat{\beta}_1 = \bar{Y}_1 - \bar{Y}_0$$

となる。ここで、 $\bar{Y}_d (d = 0, 1)$  は統制群 ( $d = 0$ ), 処置群 ( $d = 1$ ) それぞれの標本平均

# コントロール変数の追加

- もしアウトカム変数に影響を与えそうな他の変数ベクトル  $X_i$  がある場合には、

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + \gamma' X_i + \epsilon_i$$

としても良い。

- 処置効果の推定の一致性には影響を与えないが、推定誤差を小さくすることができる可能性。
- 詳しくは「線形回帰分析」の回で議論する。

# 実証研究：日本における家庭電力需要フイ ールド実験

# 今日の事例

- Ito, Ida, and Tanaka (2018) "Moral Suasion and Economic Incentives: Field Experimental Evidence from Energy Demand" *American Economic Journal: Economic Policy*
- 本論文では、日本でフィールド実験を行い、道徳的訴えと電力価格がエネルギー需要に与える影響を推定している。

# 解説の前に・・・実証論文の読み方1(/2)：抑えるポイント

- 問：何が疑問（リサーチ・クエスチョン）なのか？
- モチベーション・背景：なぜその問いを考えることが重要なのか？
- 手法：使ったデータと識別戦略
- 結果：なにがわかったか？
- 文献への貢献・選考研究
- 論文で十分に扱えていない点。拡張したらどうなるか？

# 実証論文の読み方2(1/2)：読む際の心構え

- イントロをまずはじっくり読む。
  - イントロは最も時間をかけて書く場所。
- 論文には独特の用語・言い回しがある。これは慣れの問題。
  - 例1: variation
  - 例2: external/internal validity
- アウトプットを意識した読み方
  - 「論文の形」を知る。
  - 自分が書くときは、その「型」を埋めていく。



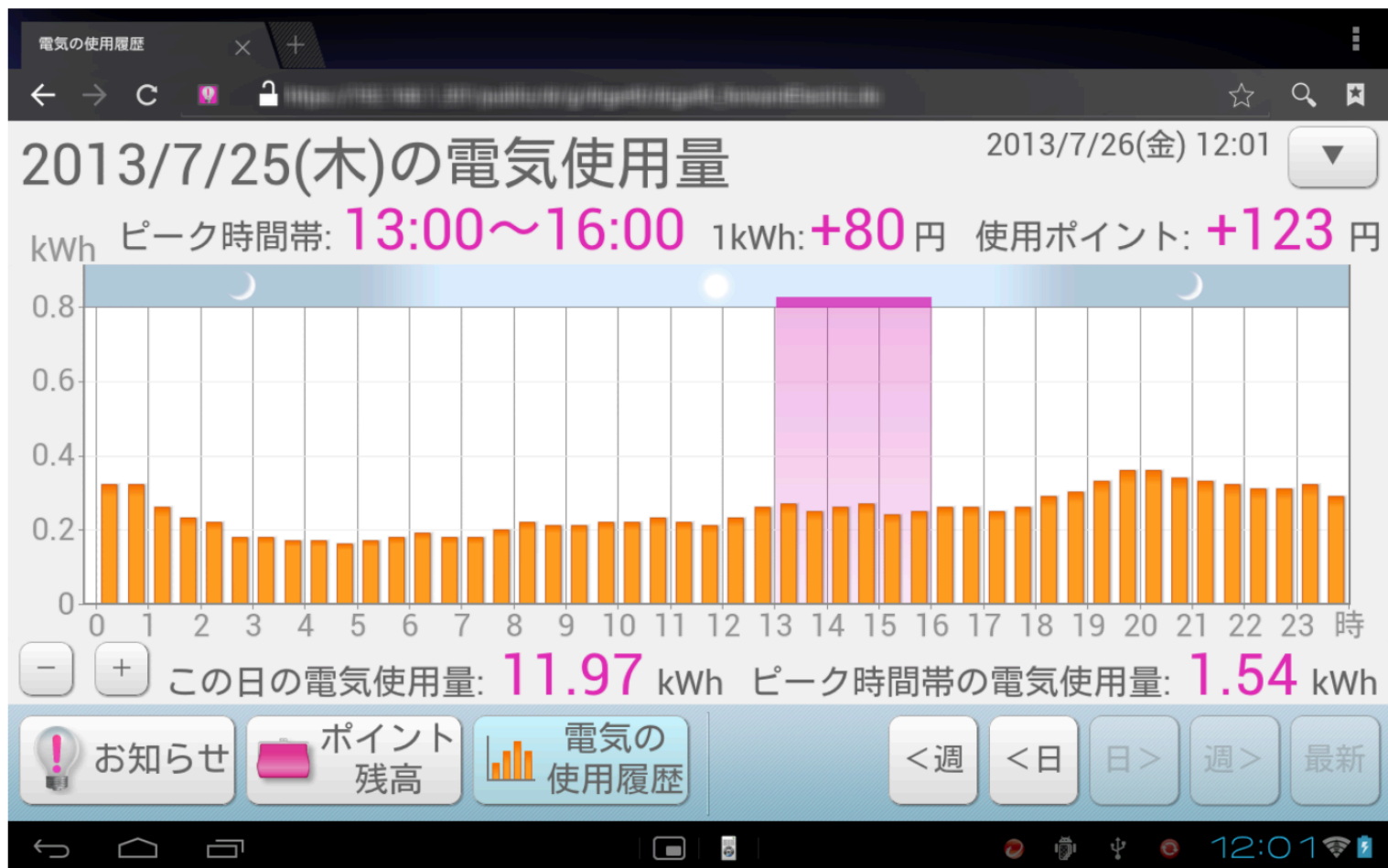
# Ito, Ida, and Tanaka (2018): 家庭電力実験

- 問：「値上げ」と「お願い」、ピーク時の節電にはどちらが有効であるか？
  - **道徳的訴え(moral suasion)**: 内発的動機づけ
  - **経済インセンティブ**: 外発的動機づけ
- モチベーション：
  - 電力消費の節約は、気候変動問題・日本の電力構成(特に原発停止)を考えると重要。
  - より一般的に、政府・政策主体が、人々の行動をどのように変容させるか？
- RCTを用いて、「値上げ」と「お願い」が電力消費量に与える効果を推定する。

# 実験の概要

- 期間：2012年夏と2013年冬
- 場所：京都府の京阪奈地域
- 参加者：合計で691家計。
  - 30分単位で電力消費量をトラックできるスマートメーター（モニター）を設置。
  - 実験参加謝礼として24000円
  - トリートメントグループ・コントロールグループにランダムに振り分け（後ほど）
- 注意点：実験に参加した人たちは自発的ゆえ、一般母集団と異なるかもしれない（外的妥当性）

# スマートメーターの例

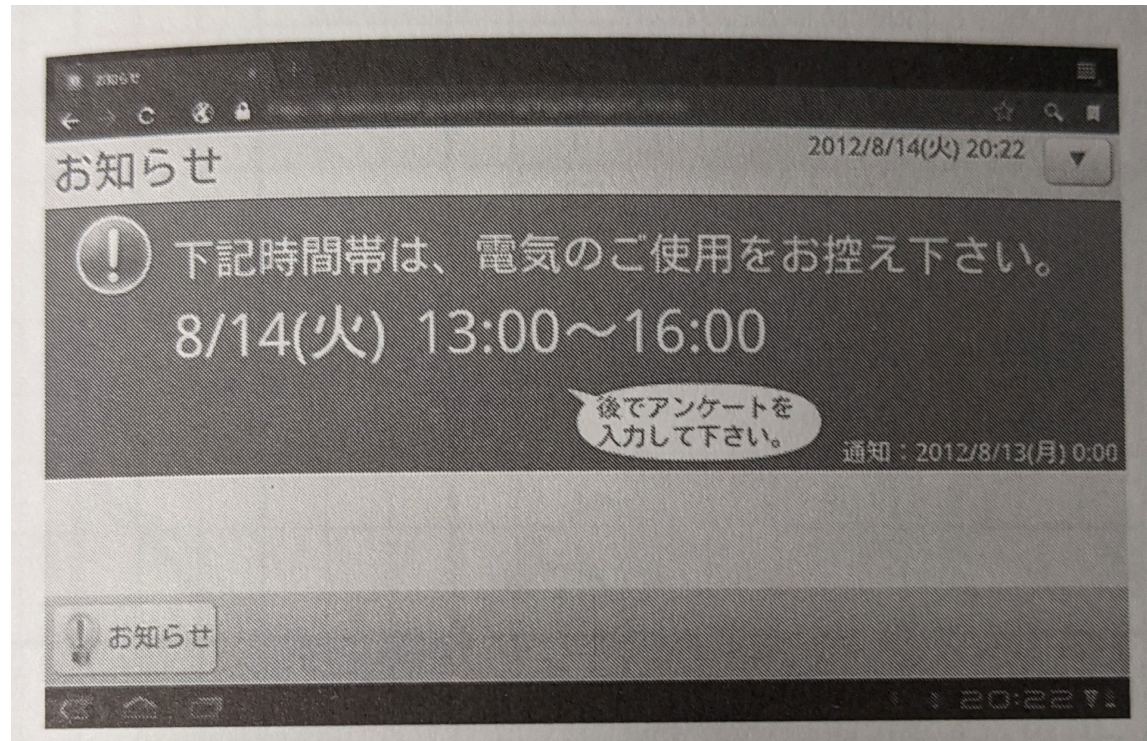


# 実験の設定

- 群の分け方（実験期間を通じて固定）
  - **統制群**：153家計、スマートメーターのみ。
  - **道徳的訴え群（morale suasion group）**：154家計。節電要請のメッセージを受け取る。
  - **経済インセンティブ群（economic incentive group）**：384家計。値上げがなされる。
- 処置の時間帯
  - 夏：午後1時から4時
  - 冬：午後6時から9時
- 処置は以下の気温に関する条件を満たしたときに行われる。
  - 夏：前日において、予想最高気温が31度を超える日
  - 冬：前日において、予想最高気温が14度を下回る日
  - 前日時点で、翌日のトリートメントに関するアナウンスがなされる。
  - 夏では15日間、冬では21日間トリートメントがなされた。

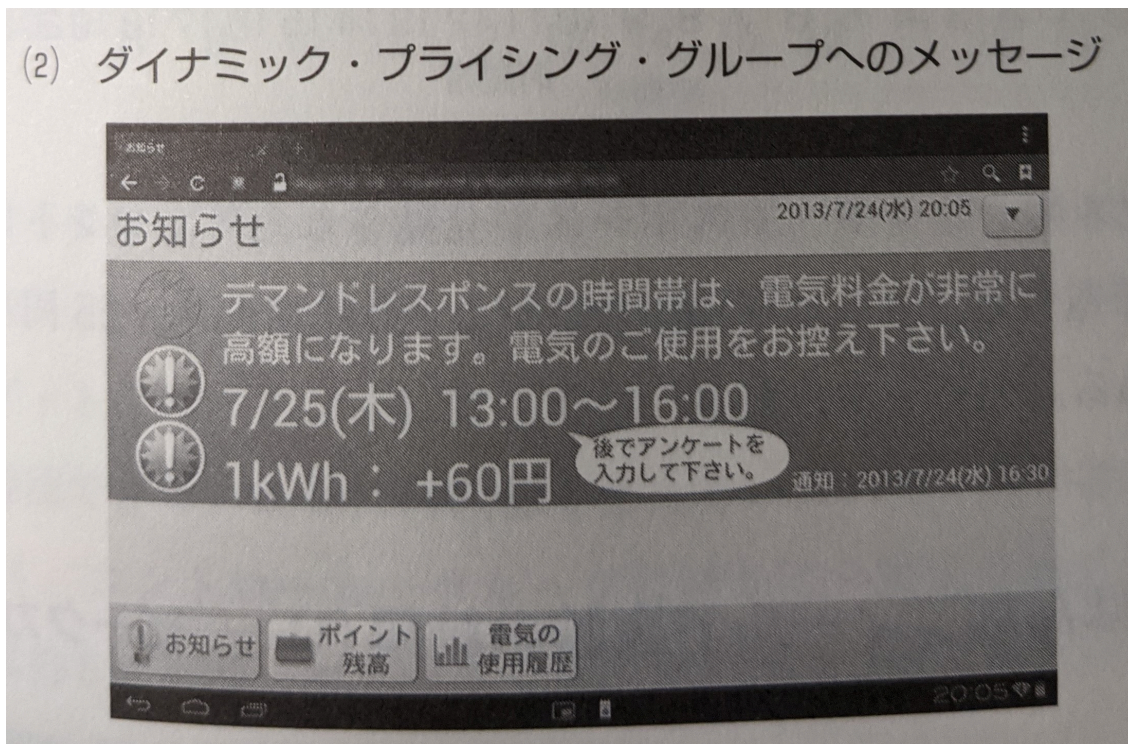
# 道徳的訴え

- 例：8月13日時点で翌14日の最高気温が31度を超えると予想。
  - 13日夕方に、スマートメーター、携帯電話へメッセージの通知がなされる。



# 経済インセンティブ (ダイナミック・プライシング)

- 基本価格 : 25円/kWh.
- ダイナミック・プライシング : 65, 85, 105円/kWh のいずれかに変化する。



# バランスチェックと外的妥当性

- 実験開始前において、経済・家計属性情報をサーベイで収集。
  - ポイント1：処置群・統制群が無作為に決まっているか？
  - ポイント2：実験サンプルと一般母集団が似ているか？

TABLE 1—SUMMARY STATISTICS

	Sample in the field experiment			Random sample of population (P)	Difference between sample and population
	Moral suasion (M)	Economic incentive (E)	Control group (C)		
Electricity use (kWh/day)	15.14 (6.91)	15.76 (8.49)	15.92 (8.47)	16.23 (7.97)	−0.45 [0.61]
Household income (US\$1,000)	66.74 (31.49)	66.59 (31.34)	67.06 (31.01)	66.83 (41.81)	−0.11 [2.31]
Square meter of the house	121.49 (57.54)	113.08 (46.92)	122.15 (46.52)	125.90 (59.65)	−8.95 [3.28]
Number of AC	3.46 (1.93)	3.50 (1.67)	3.68 (1.64)	3.95 (1.71)	−0.43 [0.10]
Mean age of the household	42.26 (17.67)	42.22 (19.07)	40.31 (17.38)	41.91 (16.76)	−0.11 [1.03]
Age of the building (years)	13.83 (8.25)	13.39 (7.54)	13.12 (8.20)	15.05 (8.11)	−1.62 [0.47]
Household size	3.21 (1.18)	3.14 (1.23)	3.32 (1.25)	2.98 (1.41)	0.21 [0.08]

# 実験結果(図)

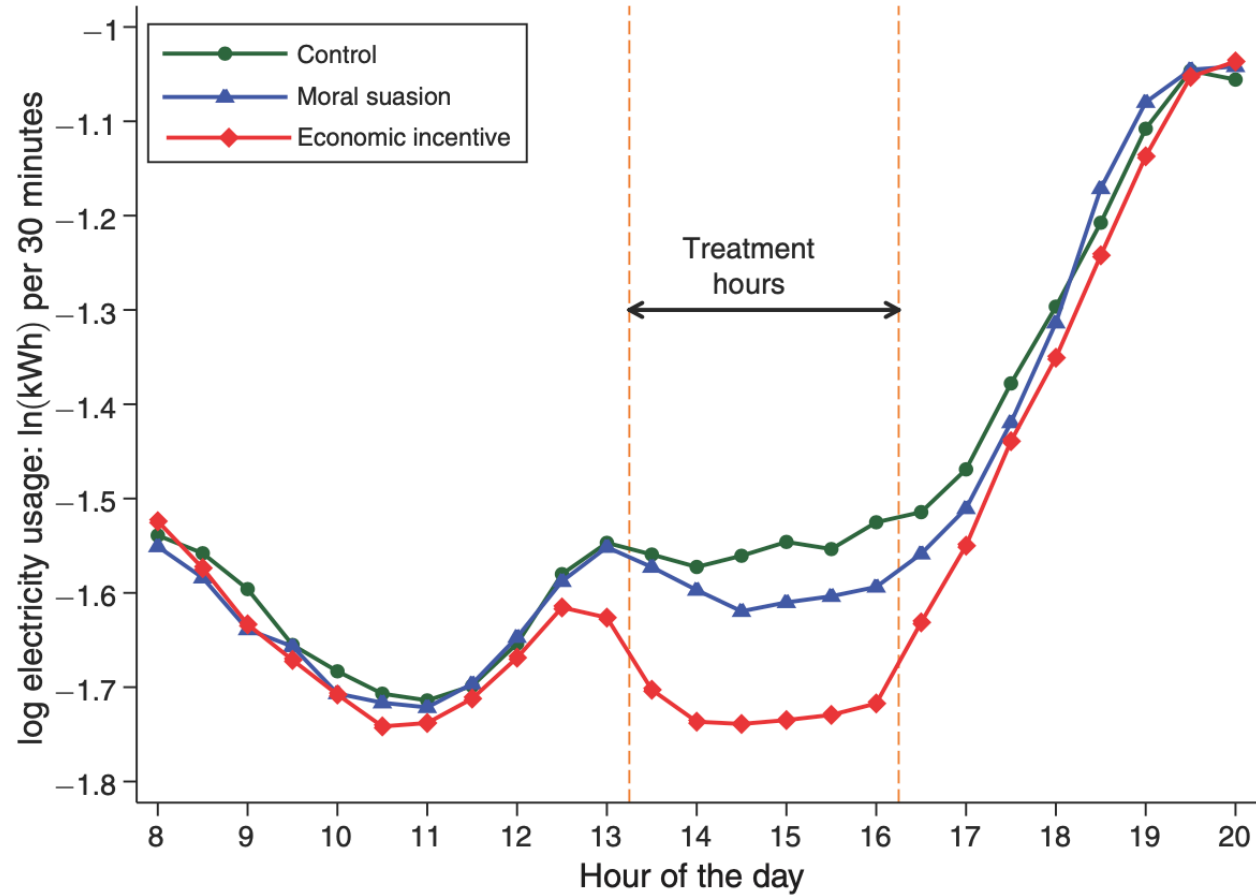


FIGURE 2. EFFECTS OF MORAL SUASION AND ECONOMIC INCENTIVES ON ELECTRICITY USAGE



# 線形回帰によるフォーマルな分析

- 線形モデル:

$$\ln x_{it} = \beta M_{it} + \gamma E_{it} + \theta_i + \lambda_t + \eta_{it}$$

- $\ln x_{it}$ : 家計  $i$  の時間  $t$  (30分間隔) における電力消費量(対数值)
  - $M_{it}$ : 家計  $i$  が時間帯  $t$  において節電要請を受けているか否かダミー
  - $E_{it}$ : 家計  $i$  が時間帯  $t$  において値上げされているか否かダミー
  - $\theta_i$ : 家計の固定効果,  $\lambda_t$ : 時間固定効果
  - 標準誤差は家計レベルでクラスタリング(系列相関の考慮のため).
  - サンプル: 実験前・実験中期間。時間帯は夏季午後1-4時、冬季午後6時-9時
- 係数  $\beta, \gamma$  が電力消費量に対する処置効果を捉える。
    - 被説明変数が対数なので、効果は  $100(\exp(\beta) - 1)\%$  ( $\approx \beta\%$ ) である。
  - 留意点: RCTであるため  $M_{it}, E_{it}$  は誤差項  $\eta_{it}$  と無相関。(詳しくは次週)

# 推定結果

TABLE 2—EFFECTS OF MORAL SUASION AND ECONOMIC INCENTIVES ON ELECTRICITY USAGE

	Summer		Winter	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Moral suasion	-0.031 (0.014)	-0.031 (0.014)	-0.032 (0.020)	-0.032 (0.020)
Economic incentive	-0.167 (0.021)		-0.173 (0.022)	
Economic incentive (price = 65)		-0.151 (0.022)		-0.163 (0.024)
Economic incentive (price = 85)		-0.168 (0.023)		-0.164 (0.023)
Economic incentive (price = 105)		-0.182 (0.024)		-0.189 (0.024)
Observations	123,106	123,106	244,891	244,891

- 節電要請で3.1%減少、値上げで0.167対数ポイント(15.4%)減少する。(括弧の中は標準誤差)
- 値上げ幅が高いほど、需要減少量も大きい。
- 価格弾力性を計算すると、夏は-0.136, 冬は-0.141. 先行研究と近い値。

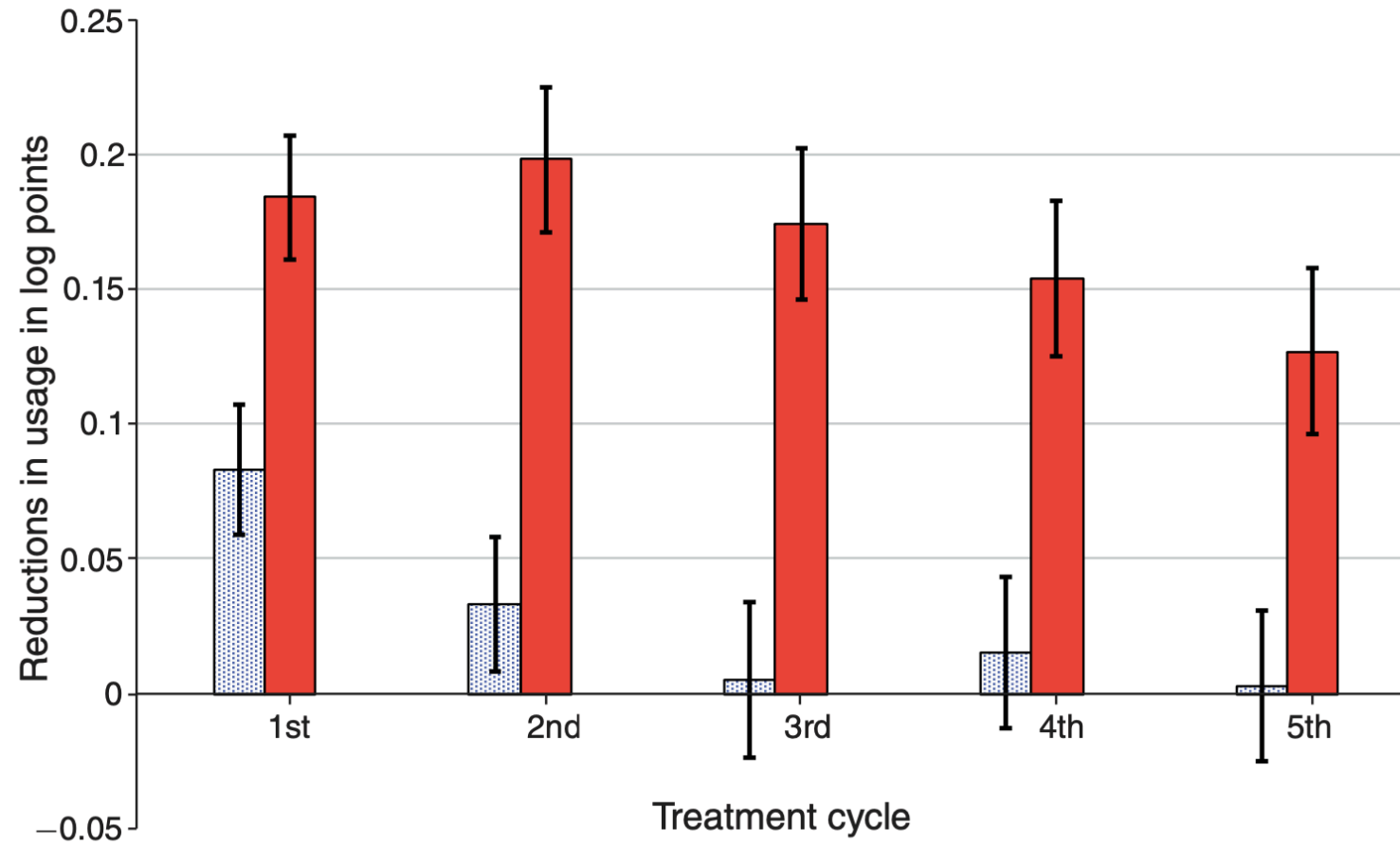
# 更なる分析 - 馴化(Habituation)と非馴化(Dishabituation)

- 時間が経つにつれて、処置効果がどう変化するか？
- 線形回帰モデル:

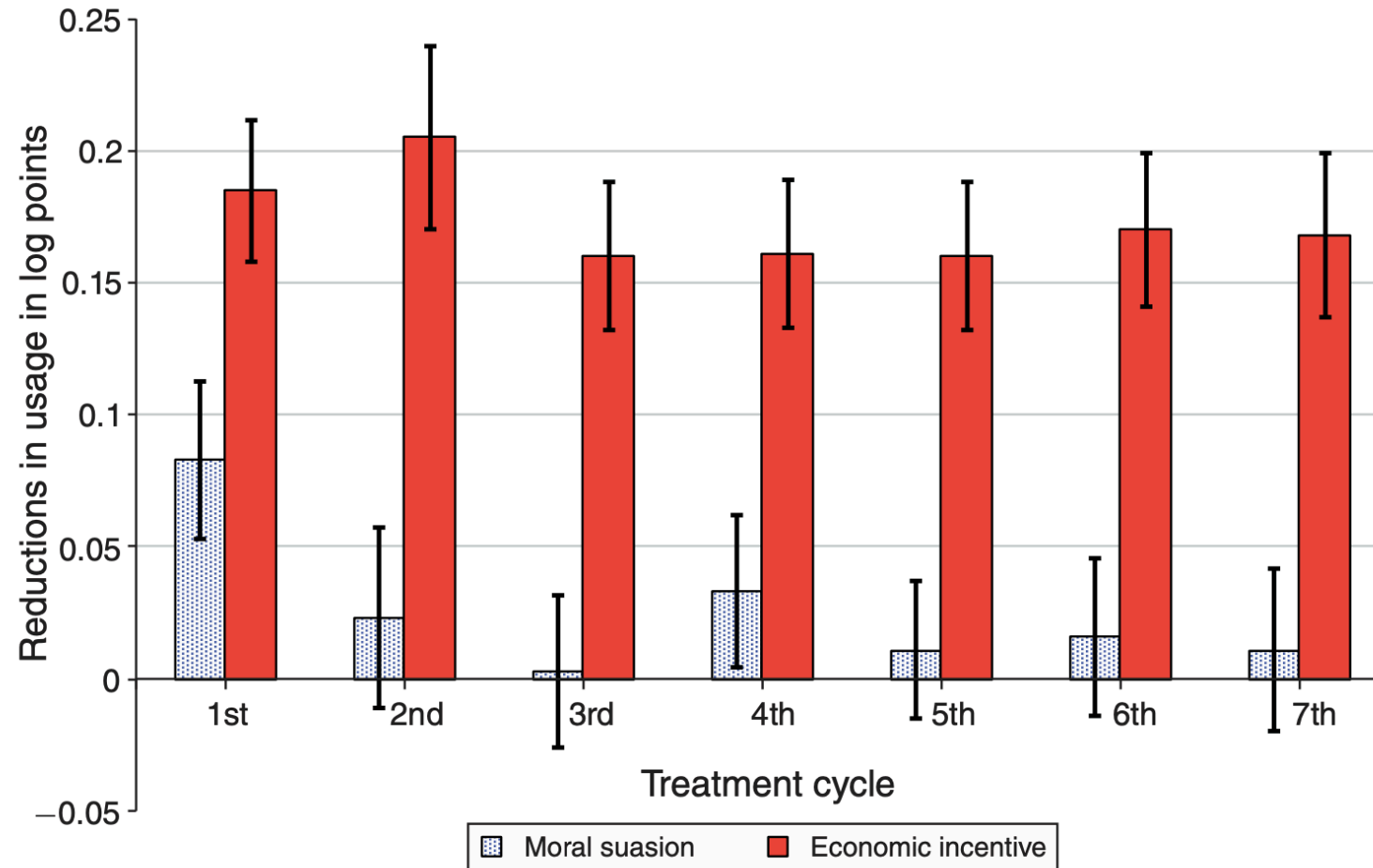
$$\ln x_{it} = \sum_{c \in C} (\beta_c M_{itc} + \gamma_c E_{itc}) + \theta_i + \lambda_t + \eta_{it}$$

- 夏の実験期間を5サイクル、冬を7サイクルに分ける。(1サイクル3日間)
- $\beta_c$  and  $\gamma_c$  が各サイクルにおける処置効果.

Panel A. Summer experiment



Panel B. Winter experiment



# 発展問題(時間があれば)

- Question: 観察データ(実際のデータ)で同様の分析ができそうか？
  - 「値上げ」と「お願い」の効果
- 逆に言えば、どんなデータを集めればできそうか？