

# 予防医療が本人と家族に 及ぼす効果に関する研究 (最終報告)

2025年5月27日

東京大学大学院経済学研究科

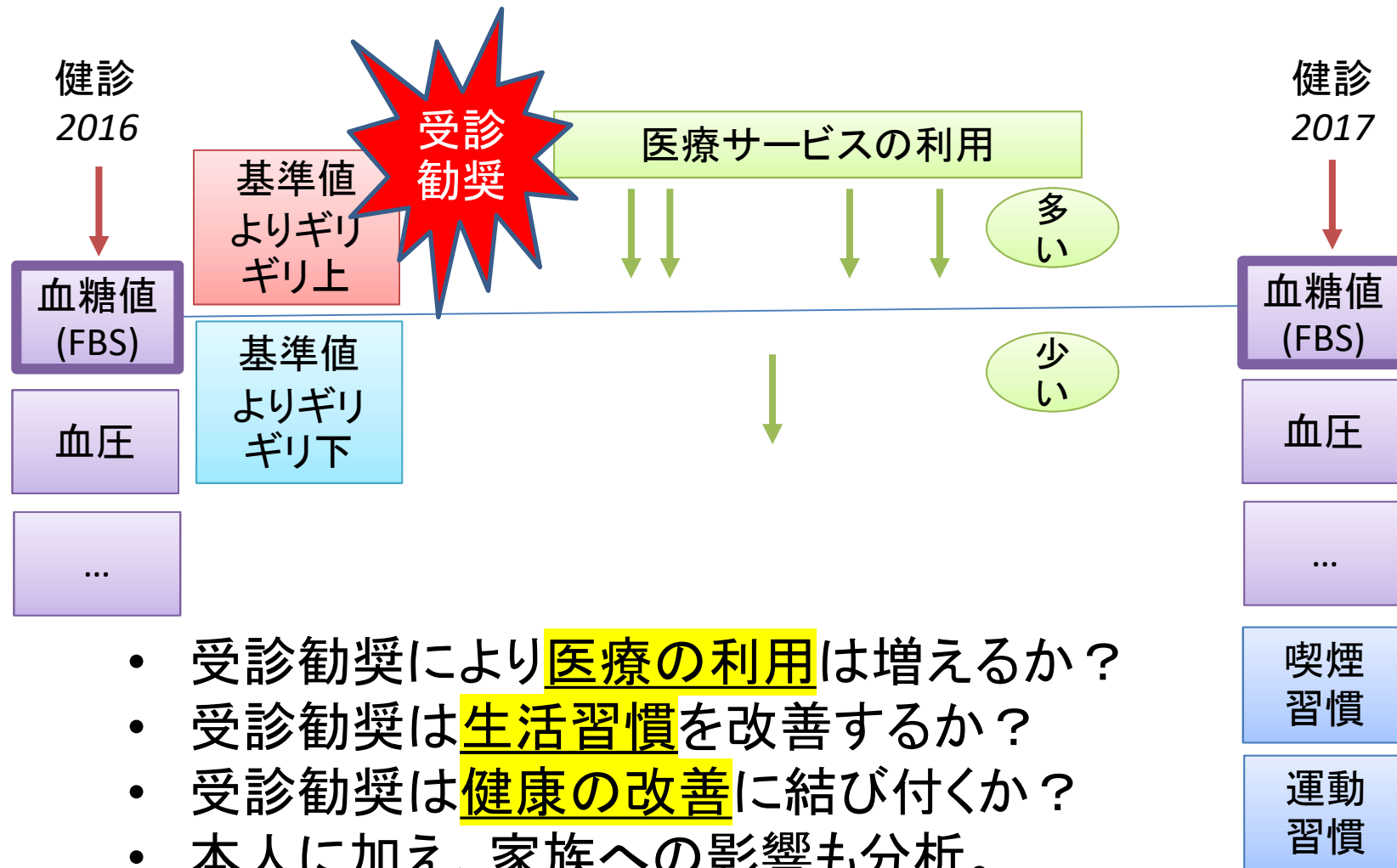
飯塚敏晃

# 予防医療が本人と家族に及ぼす 効果に関する研究

- 背景
  - 急速な高齢化や医療費増加を受けて、予防医療、特に重症化予防への期待が高い。
  - しかし、データ及び分析手法の制約により、その効果に関する信頼性の高い研究は必ずしも多くない。
- 目的
  - 協会けんぽの大規模データを用い、重症化予防を目的とした受診勧奨が、本人と家族に及ぼす影響を分析する。
- 本日の報告
  - 生活習慣病の重症化予防の受診勧奨
  - 特に、個人の異質性に着目した分析結果

# 分析のアイデア

(Regression Discontinuity Design: RDD 回帰不連続デザイン)



- 受診勧奨により医療の利用は増えるか？
- 受診勧奨は生活習慣を改善するか？
- 受診勧奨は健康の改善に結び付くか？
- 本人に加え、家族への影響も分析。

# 分析対象

- 協会けんぽの重症化予防勧奨基準

| 指標    | 一次対象者         | 二次対象者         |
|-------|---------------|---------------|
| 収縮期血圧 | 160mmHg以上     | 180mmHg以上     |
| 拡張期血圧 | 100mmHg以上     | 110mmHg以上     |
| 空腹時血糖 | 126mg/dl以上    | 160mg/dl以上    |
| HbA1c | 6.5%以上(NGSP値) | 8.4%以上(NGSP値) |

- 健診値がいずれかの閾値を超えると、受診勧奨がなされる
- 今回は、空腹時血糖値126mg/dlの閾値に着目し分析。

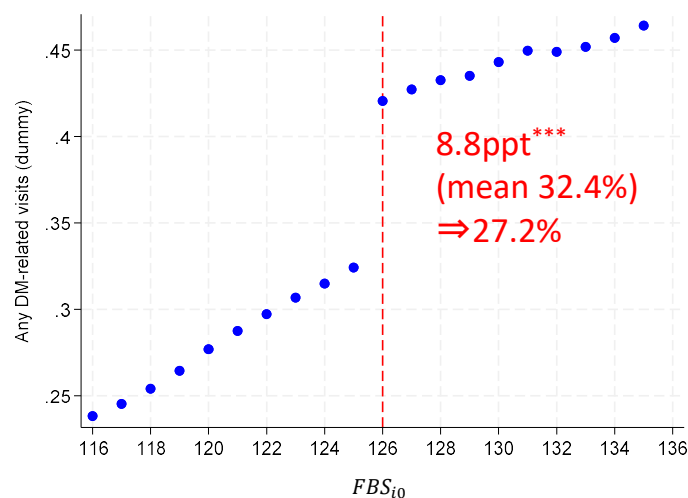
- 分析対象

- 生活習慣病予防健診受診者。
- 健診時に血圧降下剤及び糖尿病薬を服用していない人。
- 2016-17, 17-18, 18-19, 19-20, 20-21, 21-22, 22-23の7期間をプール

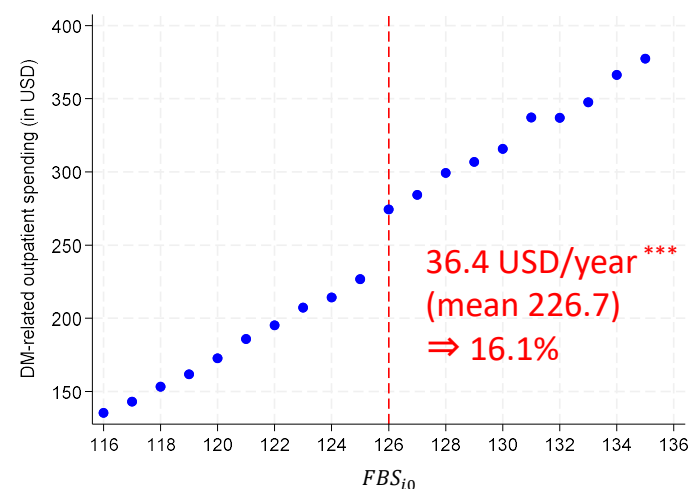
# 1. 受診勧奨の平均的効果

# 受診勧奨 (FBS $\geq$ 126)の医療サービス利用への影響

糖尿病関連の外来診療を一度でも受けた割合 (健診後1年間)



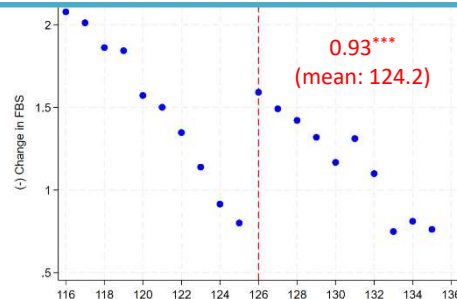
糖尿病関連の医療費合計 (健診後1年間)



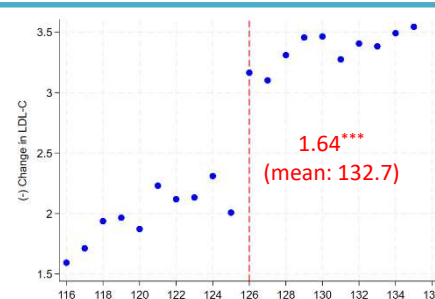
受診勧奨により、関連医療の利用が大きく増加

# 受診勧奨 (FBS $\geq$ 126)の健康への影響

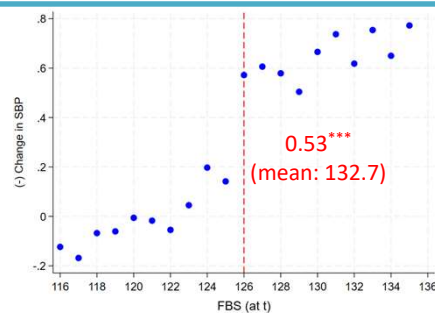
(-)  $\Delta FBS$



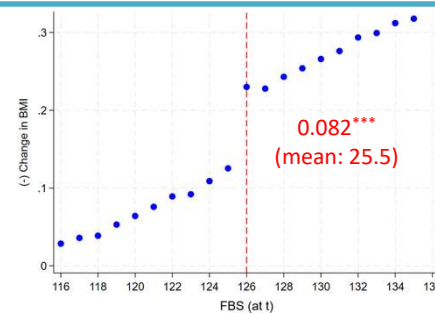
(-)  $\Delta LDL$ -cholesterol



(-)  $\Delta SBP$



(-)  $\Delta BMI$



縦軸: 健康が  
改善した場合  
正の値をとる  
ように数値を  
変換

受診勧奨により、翌年の健康のアウトカムが改善する。ただし絶対値の変化は比較的小さい。

## 2. 個人の異質性に着目した分析 (Heterogeneous treatment effects)

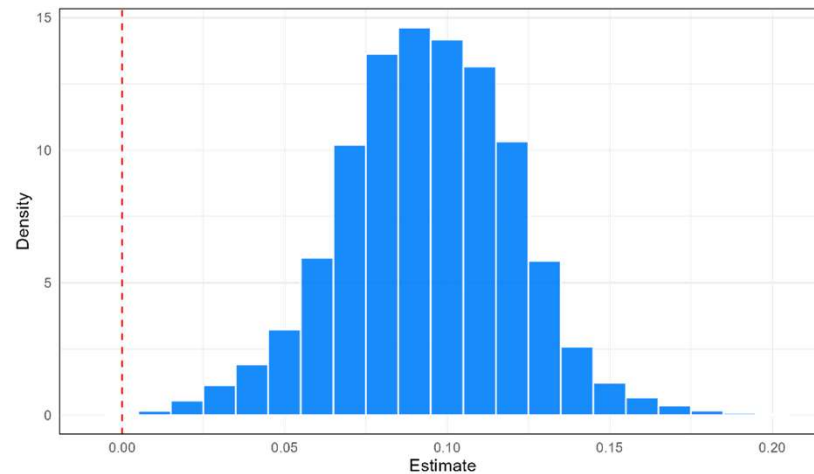
# 個人の異質性に着目した分析

- 問題意識
  - 勧奨への「反応」と勧奨の「改善効果」に個人の異質性があるか？
  - 特に、勧奨に最も「反応」し医師を訪れる人は、勧奨から最も「恩恵を受ける」人なのか？
  - 異なる場合、特定グループへのターゲティングが有効かもしれない
- 難しさ：
  - 個人属性が高次元。どの属性に着目し異質性を分析すべきか自明でない
    - 年齢、性別、賃金、健康習慣（喫煙、飲酒等）、全てのバイオマーカー
- 解決方法
  - 機械学習の手法を用い、勧奨効果の異質性の大きな属性をサーチ
  - Conditional Average Treatment Effect (CATE) [Wager & Athey 2018]
  - 個人属性ごとの平均処置効果を推定

# CATEの分布

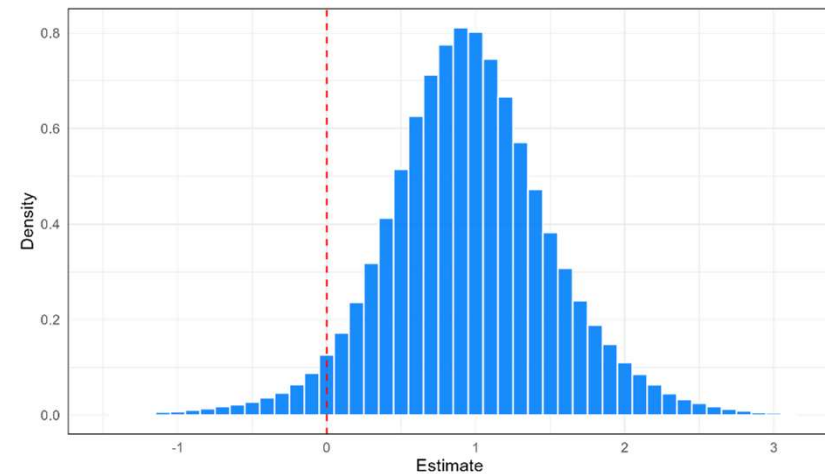
## 勧奨への反応の異質性

健診後1年間に一度でも糖尿病関連で  
外来受診する割合の分布



## 勧奨による健康改善の異質性

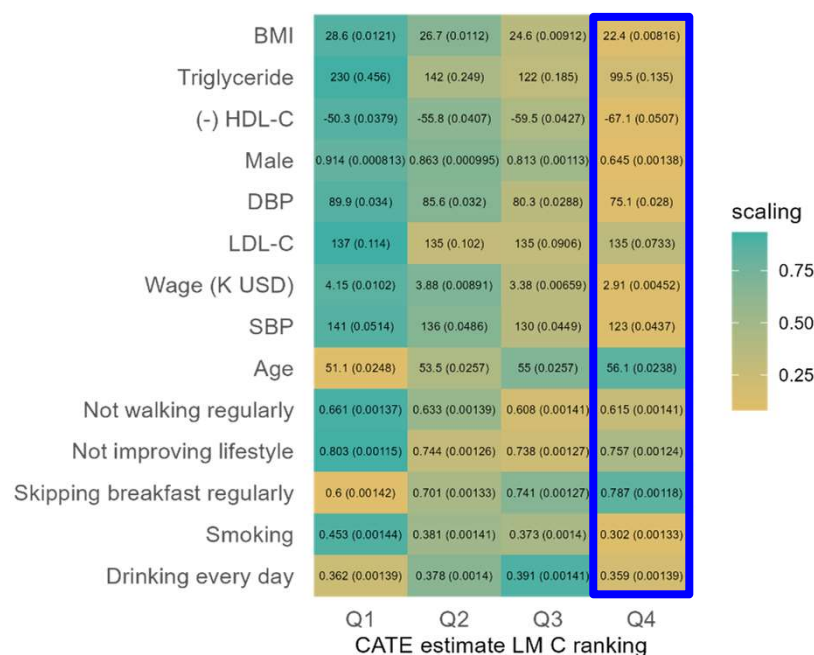
$(-)\Delta FBS$   
FBS改善の分布



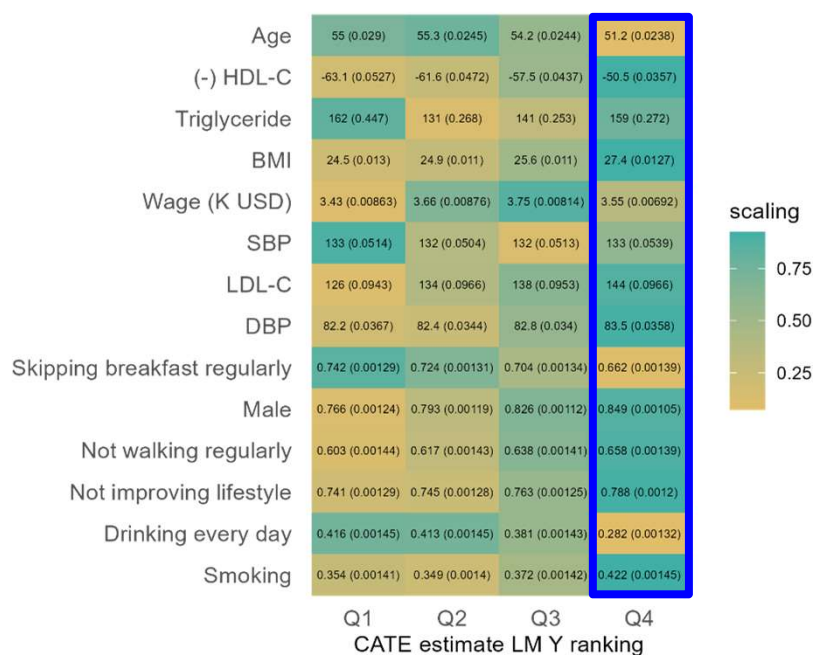
- 勧奨の効果に異質性がある(heterogeneous)
- 多くの場合、勧奨は医療の利用と健康に正の影響を及ぼす

# Classification test

勸奨への反応の異質性  
健診後1年間に一度でも糖尿病関連で  
外来受診する割合の分布



勸奨による健康改善の異質性  
(-)  $\Delta FBS$   
FBS改善の分布

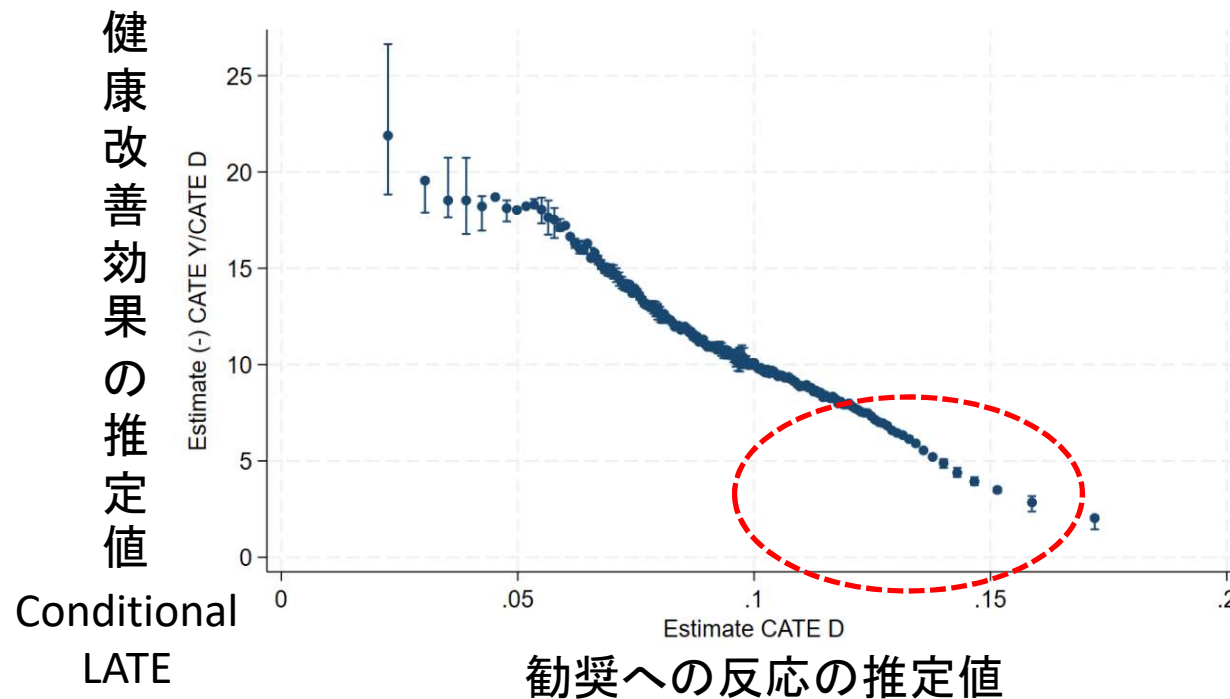


(薄い色は健康指標/生活習慣が良いことを表す)

勸奨効果の低い(Q1)/高い(Q4)グループの属性を比較したところ、

- 勸奨により反応するのは、比較的**健康**な人々(左図)
  - 勸奨による健康改善効果が高いのは、比較的**不健康**な人々(右図)
- つまり、健康な人の方が勸奨に反応するが、不健康な人の方が改善効果が高い

# 勧奨に対する「反応」と「改善効果」の関係



更に、個人レベルで二つの推定値の関係を見ると  
勧奨に**反応しやすい**人の方が、**健康の改善効果が低い**  
ことが確認された (reverse selection/sorting on gains)  
➔ **ターゲティングのメリットがあるのでは？**

### 3. ターゲティングの可能性

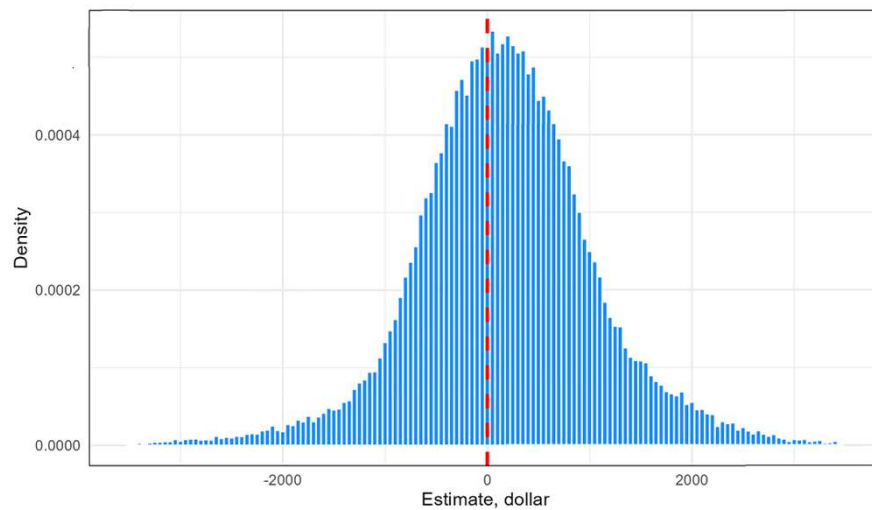
# ターゲティング

- 勧奨の費用と便益を考慮し、費用対効果の高い人々に勧奨すること(＝ターゲティング)を考える。
- 勧奨の便益(B)
  - － FBSの改善は直接金銭換算できない
  - － 勧奨が、健診後(6年間の)累積死亡率の改善に及ぼす影響を推定
  - － 死亡率の減少に統計的生命価値(年間50,000ドル)を乗じ、金銭的便益に換算
- 勧奨の費用(C)
  - － 勧奨が、健診後6年間の累積外来医療費に及ぼす影響

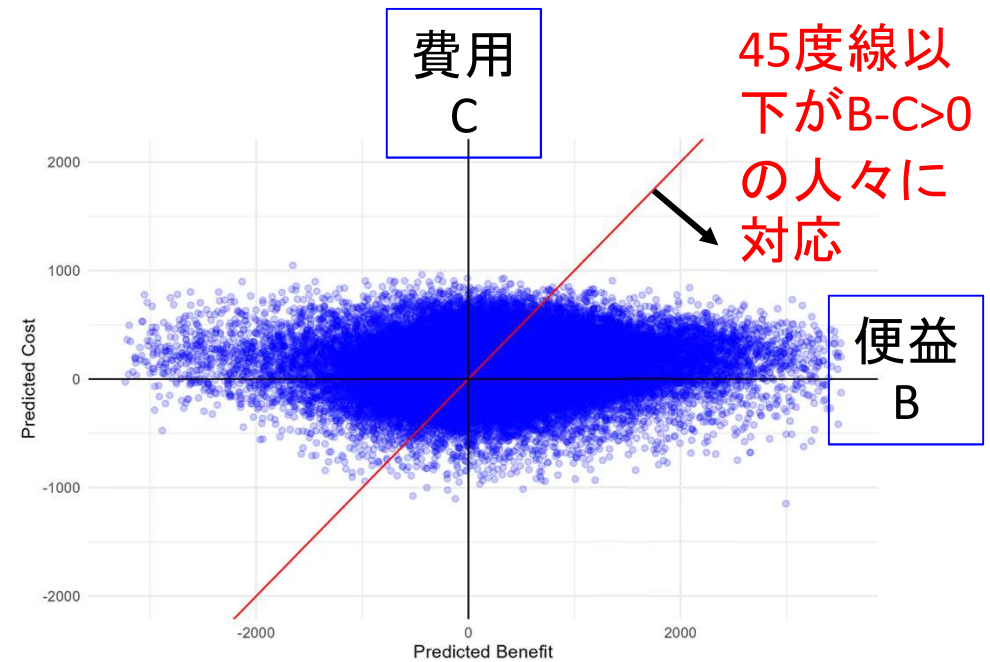
(便益と費用は、いずれも年率3%でdiscount)

# 便益Bと費用Cの関係

Net benefits (B-C)の分布



便益Bと費用Cのプロット



# ターゲティングのシナリオ

1. **現状**:  $FBS \geq 126$  全員

2. **CATEの値を用いてターゲティング**

$FBS \geq 126$  &

A) Nonparametric:  **$CATE(B - C) > 0$**  (best possible)

B) Linear prediction:  $(Prob)^{\sim} (1(Net\ benefits\ on\ Xs)) > 0$

C) Policy Tree 1: Policy Tree Depth 1 [Wager & Athey 2018]

D) Policy Tree 2: Policy Tree Depth 2

3. **Risk-based**:  $FBS \geq 126$  &

A)  $SBP \geq 140$  or  $DBP \geq 90$

B)  $LDL\text{-cholesterol} \geq 140$  or  $Triglycerides \geq 300$

C) A and B

# ターゲティングの効果

|               |                                                              | 勧奨する割合 |      | (便益－費用)/人 |      |
|---------------|--------------------------------------------------------------|--------|------|-----------|------|
|               |                                                              | 現状との比較 |      | 現状との比較    |      |
| (1)           | 現状(FBS $\geq$ 126 の全員)                                       | 0.38   | 100% | 109       | 100% |
| CATE の推定値を利用: |                                                              |        |      |           |      |
| (2)           | Non-parametric: (Net benefit) $>0$                           | 0.22   | 57%  | 305       | 280% |
| (3)           | Linear prediction: $\widehat{Prob}(1(\text{net benefit}))>0$ | 0.24   | 62%  | 192       | 176% |
| (4)           | Policy tree1                                                 | 0.34   | 88%  | 175       | 161% |
| (5)           | Policy tree2                                                 | 0.26   | 68%  | 209       | 192% |
| Risk-based:   |                                                              |        |      |           |      |
| (6)           | Blood pressure (SBP $\geq$ 140 or DBP $\geq$ 90)             | 0.14   | 35%  | 102       | 94%  |
| (7)           | Fat (LDL-C $\geq$ 140 or Triglycerides $\geq$ 300)           | 0.18   | 48%  | 84        | 77%  |
| (8)           | Both blood pressure and fat                                  | 0.07   | 18%  | 72        | 66%  |

- Net benefit (便益－費用)が大きいと推定される個人にターゲットすることで、受診勧奨の費用対効果を高め得ることが示唆された

## 4. 医療機関の受診に消極的な人々に強く受診勧奨すべきか

# 医療機関の受診に消極的な人々に 強く受診勧奨すべきか

- 問題意識

- 医師への訪問に消極的な人々は、訪問した場合の健康改善効果が高いのか？
- それらの人々に、より強く受診勧奨した方が良いのか？

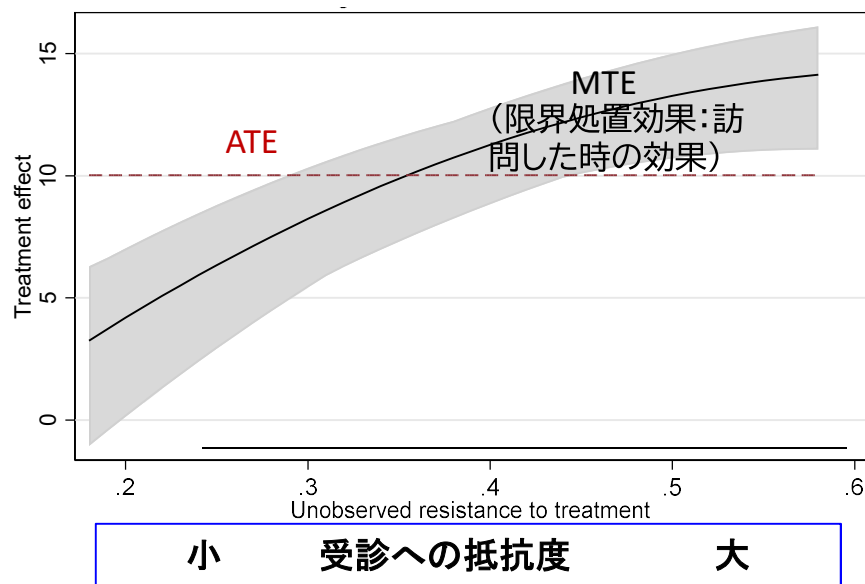
- MTE(Marginal Treatment Effect) アプローチ

[Heckman & Vytlačil 1999, 2005, 2007].

- 医師訪問の「傾向スコア」が個人の属性でばらつくことを利用し、訪問した場合の効果を推定

# 医療機関の受診に消極的な人が受診した場合 の健康改善効果の推定(MTE approach)

Marginal Treatment Effect Approach



|                         | Effects | SE     |
|-------------------------|---------|--------|
| ATE (平均処置効果)            | 10.02   | (1.01) |
| ATT (受診しなかった人の平均処置効果)   | 7.43    | (1.18) |
| ATU (受診しなかった人の平均処置効果)   | 11.91   | (1.01) |
| LATE (ナッジで受診した人の平均処置効果) | 9.88    | (0.99) |

- 限界処置効果(MTE)は受診への抵抗度の高い人々の方が高い。→ 前述2と同様「効果の高い人が受診しない」状況 (*Reverse selection on gains*)

- **ATU** > **LATE**: 受診に消極的な人が受診した場合、健康改善効果が高いことを示唆。
- それらの人々に強く受診を働きかけるメリットがあるかもしれない(費用は未検討)

# まとめ

- 健診受診勧奨により、医療機関の受診が増え、健康状態が改善される。
- ただし、勧奨効果には個人の異質性が見られた
  - 特に、勧奨に反応しやすい人々は、健康の改善効果が小さかった（ミスマッチが存在）
- Net benefit (便益-費用)が大きいと推定される人々にターゲットすることで、受診勧奨の費用対効果を高め得ることが示唆された
- また、医療機関の受診に消極的な人は、受診すると健康改善効果が高いと推定された

3年間ありがとうございました！

プロジェクトメンバー

飯塚敏晃

河村絢也

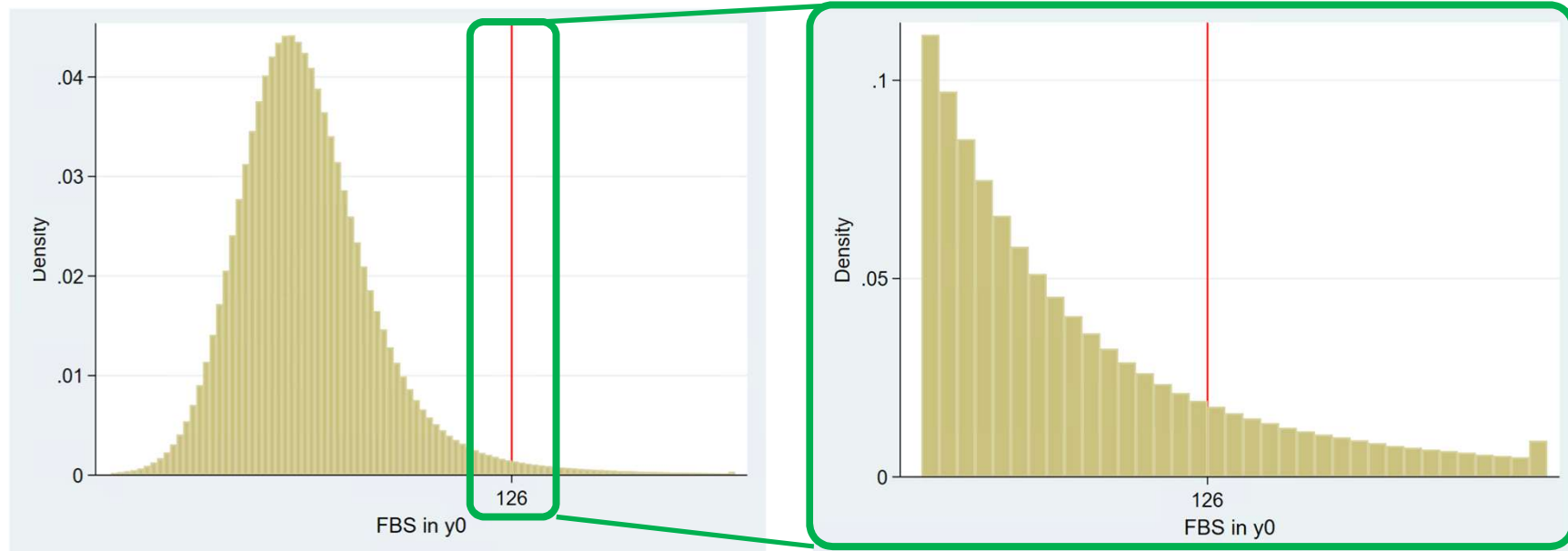
重岡仁

高木俊

# 参考資料

# 空腹時血糖値の分布

受診勧奨  
(126)



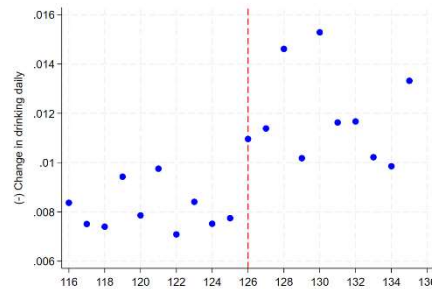
(約3,940万件)

121~130  
(約56万件)

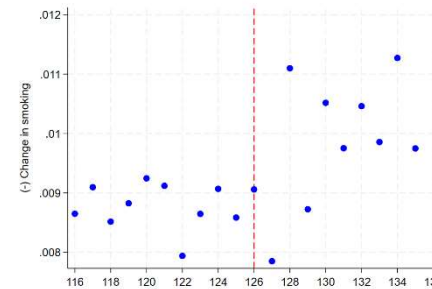
(人為的な操作はなさそう)

# 受診勧奨 (FBS $\geq$ 126)の生活習慣への影響

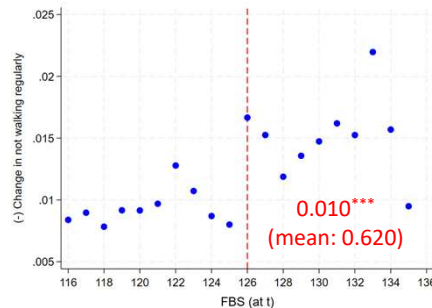
(-)  $\Delta$  Drinking



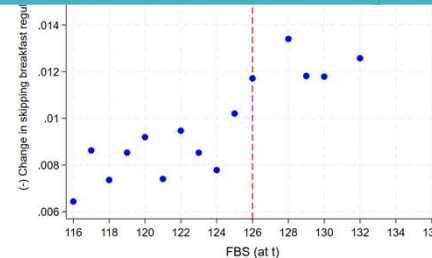
(-)  $\Delta$  Smoking



(-)  $\Delta$  Not walking regularly



(-)  $\Delta$  Skipping breakfast regularly



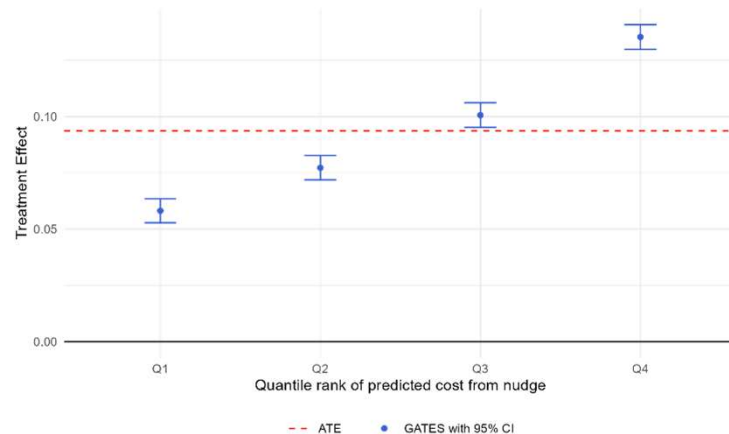
縦軸: 生活習慣が健康が改善した場合正の値をとるように数値を変換

受診勧奨が生活習慣に及ぼす影響は限定的

# Group ATE (GATE)

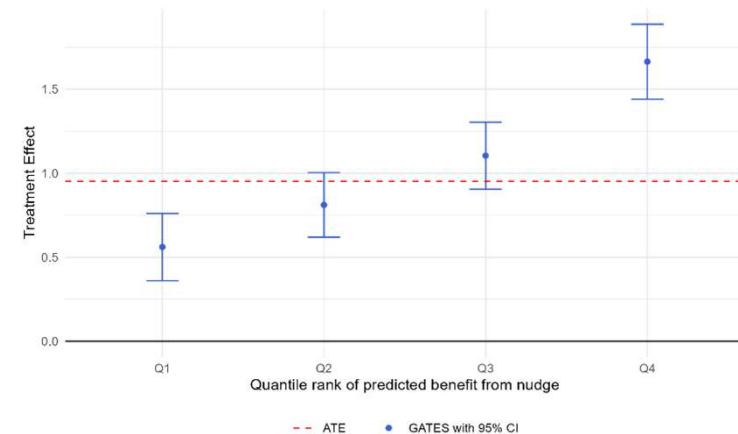
## 勧奨への反応の異質性

健診後1年以内に一度でも糖尿病関連  
で外来受診する割合



## 勧奨による健康改善の異質性

(-)  $\Delta FBS$   
FBS改善の分布

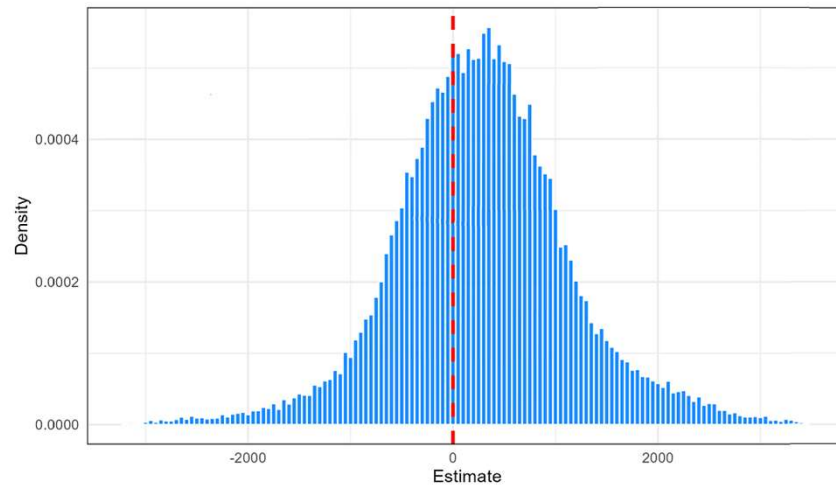


処置効果の違いを4つのグループ  
に分けて分析したところ、  
グループ間に異質性があることが  
確認された

# 推定されたCATEの分布

## 勧奨の便益(B)

(-)6-year cumulative mortality x  
\$50,000



## 勧奨の費用(C)

6-year cumulative spending

