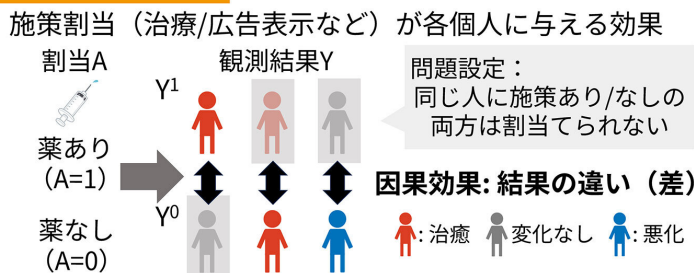


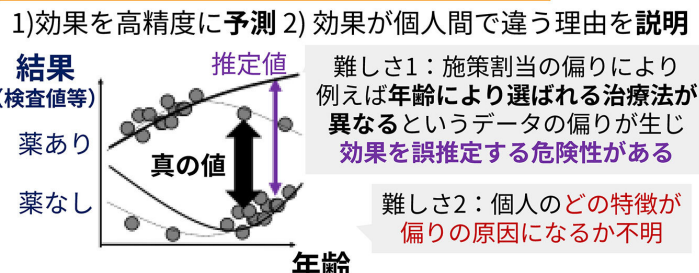
その施策、どんな人に効果がある？それはなぜ？

どんな研究	薬剤投与や広告配信など、個人に特化した重要な施策を設計するためには、その施策が各個人にどれくらい効果があるかを予測し、なぜ個人間で効果が異なるのかを説明する必要があります。本研究では相関関係ではなく因果関係に基づいて施策の効果を予測・説明する技術を紹介します。
どこが凄い	例えば「高齢者はリスクのある手術を選択しにくく、かつ予後が悪い」という偏り（相関）をデータ駆動的に抽出・補正することで、結果の違いを因果関係に基づいて高精度に予測します。またこの違いを分布間距離で定量化することで、効果に影響する個人の特徴を高精度に検出します。
めざす未来	個別化医療、ターゲティング広告など、重要な施策のデザインをデータ駆動的に支援するためには、高精度かつ解釈性・信頼性の高い因果効果推定技術が不可欠です。少量のデータしか得られないなど、実運用の要請に即した技術を構築することで、多様な意思決定の支援をめざします。

因果効果とは



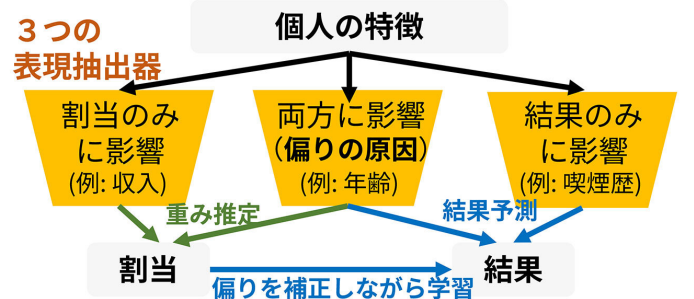
施策デザインのための2つのタスク



提案1: 偏りを補正する表現の学習で効果を予測 [1]

高次元データでも偏りを補正できる深層表現学習を実現

- 【特長1】 偏りの原因を表す特徴表現をデータから学習し偏りの程度で重みづけた各個人の予測誤差を最小化
- 【特長2】 さらに効果的に偏りを補正するため、微分可能な重み推定技術を用いて高精度な予測を実現

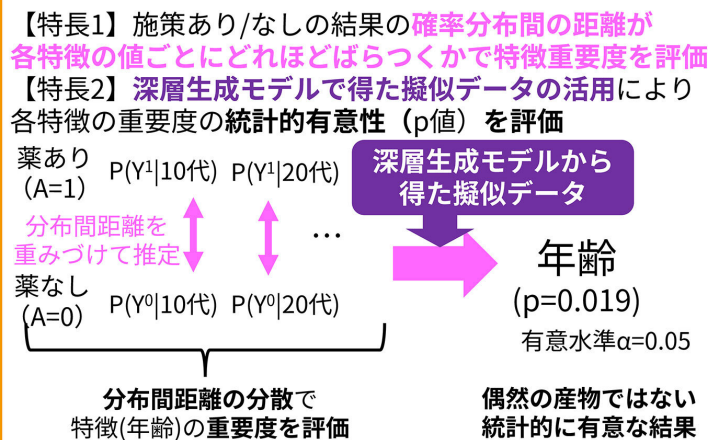


因果効果予測結果

	提案手法	既存手法 (表現学習)	既存手法 (回帰モデル2つ)
テスト 2乗誤差	2.10	2.38	2.55

提案2: 因果効果の違いに影響する特徴を発見 [2]

従来技術より高精度に効果の大小に関わる特徴を選択



特徴選択結果

既存手法	提案手法
年齢・性別	年齢・性別・喫煙歴

過去の医学研究で重要とされる特徴をデータ駆動的に発見

関連文献

[1] Y. Chikahara, K. Ushiyama, "Differentiable Pareto-Smoothed Weighting for High-Dimensional Heterogeneous Treatment Effect Estimation," *Proc. of The 40th International Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI '24)*, 2024.

[2] Y. Chikahara, M. Yamada, H. Kashima, "Feature Selection for Discovering Distributional Treatment Effect Modifiers," *Proc. of The 38th International Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI '22)*, 2022.

[3] S. Horii, Y. Chikahara, "Uncertainty Quantification in Heterogeneous Treatment Effect Estimation with Gaussian-Process-Based Partially Linear Model," *Proc. of The 38th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI '24)*, 2024.

[4] T. Iwata, Y. Chikahara, "Meta-learning for heterogeneous treatment effect estimation with closed-form solvers," *Machine Learning*, Vol. 113, pp. 6093-6114, 2024.

連絡先

近原 鷹一 (Yoichi Chikahara) 協創情報研究部 知能創発環境研究グループ

共同研究先・外部資金

本展示の成果は京都大学との共同研究によるものです。