INFERÊNCIA CAUSAL COM MACHINE LEARNING

uma aplicação para evasão fiscal

Rafael Felipe Bressan

2021-01-09

Receita Federal do Brasil

Motivação

Causalidade

- Limite de velocidade reduz as mortes no trânsito?
- Permissão para cobrança de bagagem aérea reduziu o preço das tarifas?
- O recebimento de uma carta-cobrança da Receita Federal faz com que o contribuinte recolha seus impostos devidos?
- Essas questões são **causais** em sua natureza. Requerem conhecimento do processo de geração dos dados. Suas respostas não podem ser calculadas apenas com os dados observados.

Causalidade

- Análise causal requer manipulação/intervenção no processo gerador
- Uma quebra estrutural é induzida
- Correlações anteriores não são mais válidas
- Dados puramente observacionais não carregam toda a informação necessária

Machine Learning sem Viés

$$Y_i = f(\mathrm{X}_i, \epsilon_i; \theta)$$

- Causalidade requer inferência sobre parâmetros da distribuição, θ

  - *Machine Learning* tradicional oferece correlações a partir de dados observacionais
  - Inferência $\neq$ previsão
    - ML: minimiza $\hat{e} = \hat{y} - Y$
    - Análise causal: estima $\hat{\theta}$ com intervalo de confiança
  - Boa previsão **não garante** correta estimação de parâmetros
  - Viés de regularização: $\hat{f}_1(\cdot; \hat{\theta}_1) \approx \hat{f}_2(\cdot; \hat{\theta}_2)$ mesmo se $\hat{\theta}_1 \neq \hat{\theta}_2$

Machine Learning sem Viés

- Como fazer com que algoritmos de ML façam estimação causal não-viesada?
- Fronteira do conhecimento em inferência causal
  - Chernozhukov et al. (2018) - *Double Machine Learning*
  - Wager and Athey (2018) - *Causal Forests*
  - Syrgkanis et al. (2019) - *Doubly Robust Instrumental Variables*

Experimento Randomizado

Experimento Randomizado

- Experimentos randomizados são o padrão-ouro para inferência causal
- Re-analisaremos o trabalho de Fellner, Sausgruber, and Traxler (2013)
- Correspondências fiscais para mais de 50.000 contribuintes
- Analisar efeitos de variação no conteúdo
    - Valores médios por tipo de carta
    - Heterogeneidade nos efeitos

Modelo ForestDML

- Modelo parcialmente linear. Tratamento T é exógeno, não é necessária instrumentalização

$$Y = \theta(\mathsf{X}) \cdot T + g(\mathsf{X}, \mathsf{W}) + \epsilon \qquad \mathbb{E}[\epsilon \mid \mathsf{X}, \mathsf{W}] = 0$$
$$T = f(\mathsf{X}, \mathsf{W}) + \eta \qquad \mathbb{E}[\eta \mid \mathsf{X}, \mathsf{W}] = 0$$
$$\mathbb{E}[\eta \cdot \epsilon \mid \mathsf{X}, \mathsf{W}] = 0$$

- Através de DML (ortogonalização de Neyman e *cross-fitting*)

$$\hat{\theta}(x) = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{n} K_x\left(X_i\right) \cdot \left(Y_i - \hat{q}\left(X_i, W_i\right) - \theta \cdot \left(T_i - \hat{f}\left(X_i, W_i\right)\right)\right)^2$$

- *Kernel* K_x é uma floresta causal

Modelo DRIV

- Tratamento é endógeno. Necessita de variável instrumental

$$
\begin{aligned}
Y &= \theta(\mathsf{X}) \cdot T + g(\mathsf{X}) + \epsilon, & \mathbb{E}[\epsilon \mid \mathsf{X}, Z] &= 0 \\
Z &= m(\mathsf{X}) + \eta, & \mathbb{E}[\eta \mid \mathsf{X}] &= 0 \\
\mathbb{E}[\eta \cdot \epsilon \mid \mathsf{X}, Z] &= 0 \\
\mathbb{E}[T \cdot \epsilon \mid \mathsf{X}] &\neq 0
\end{aligned}
$$

- Estimativa preliminar de $\theta(x)$ e algoritmo *Doubly Robust*

$$
\hat{\theta}_{DR}(x) = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i \in \mathcal{J}} \left(\theta_{\mathsf{pre}}(x) + \frac{\left(\hat{\tilde{Y}}_i - \theta_{\mathsf{pre}}(x) \hat{\tilde{T}}_i \right) \hat{\tilde{Z}}_i}{\hat{\beta}(X_i)} - \theta(X_i) \right)^2
$$

Resultados

- Receber uma correspondência tem efeito positivo sobre o registro para pagamento do tributo
- Uma **ameaça** na carta aumenta este efeito
- Informações e apelo moral não possui efeito estatisticamente significativo

	OLS	ForestDML		IV2SLS	DRIV
	ATE	ATE	ATT	LATE	LATE
Correio	0,0650	0,0766	0,0766	0,0767	0,0588
Ameaça	**0,0750**	**0,0850**	**0,0848**	**0,0872**	**0,0650**
Info	0,0646	0,0762	0,0760	0,0728	0,0547
Moral	0,0648	0,0695	0,0695	0,0724	0,0513

Referências i

Chernozhukov, Victor, Denis Chetverikov, Mert Demirer, Esther Duflo, Christian Hansen, Whitney Newey, and James Robins. 2018. "Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters." *The Econometrics Journal* 21 (1): C1–C68. https://doi.org/10.1111/ectj.12097.

Fellner, Gerlinde, Rupert Sausgruber, and Christian Traxler. 2013. "Testing Enforcement Strategies in the Field: Threat, Moral Appeal and Social Information." *Journal of the European Economic Association* 11 (3): 634–60.

Syrgkanis, Vasilis, Victor Lei, Miruna Oprescu, Maggie Hei, Keith Battocchi, and Greg Lewis. 2019. "Machine Learning Estimation of Heterogeneous Treatment Effects with Instruments." http://arxiv.org/abs/1905.10176.

Wager, Stefan, and Susan Athey. 2018. "Estimation and Inference of Heterogeneous Treatment Effects Using Random Forests." *Journal of the American Statistical Association* 113 (523): 1228–42.