

# 統計的因果推論による 労働状態の推定

花澤楓

木更津工業高等専門学校 情報工学科 大枝研究室

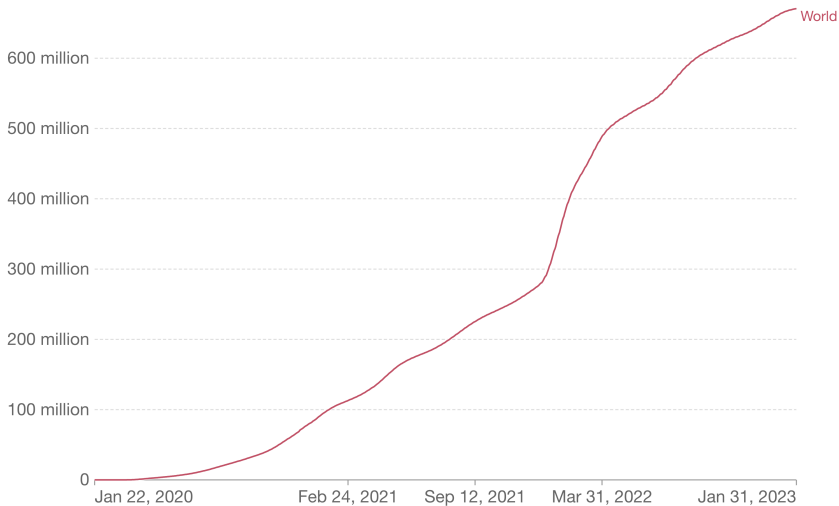
June 25, 2023

# 研究背景

## Cumulative confirmed COVID-19 cases

Due to limited testing, the number of confirmed cases is lower than the true number of infections.

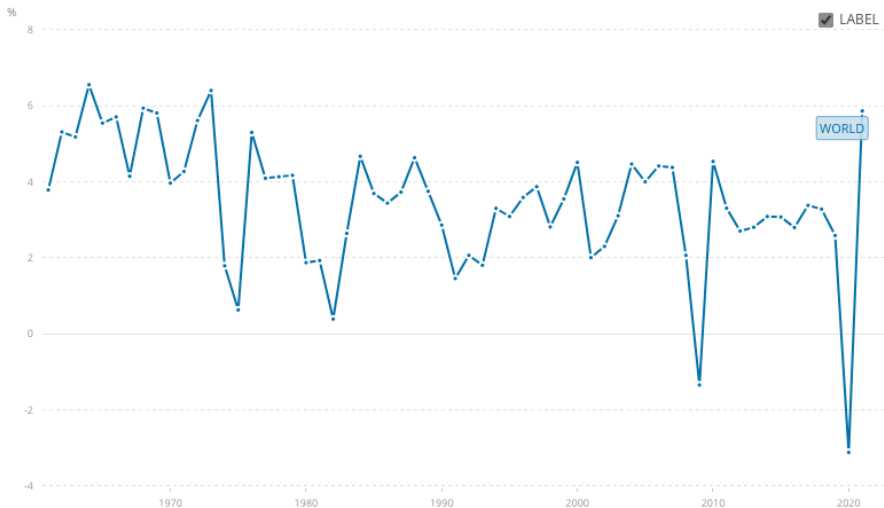
Our World  
in Data



Source: Johns Hopkins University CSSE COVID-19 Data

CC BY

# COVID-19によって大幅に下落



**Figure:** 世界 GDP の成長率（出所：  
<https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.KD.ZG?>）

# 研究目的

2022年において，COVID-19が人々の  
**労働状態**（雇用されているか失業しているか）  
にどのような影響を与えているのか．

# 統計的因果推論の枠組み

- 統計的因果推論：  
データに基づいて因果関係を明らかにすること
- 原因のこと：処置 (treatment)
- 処置を受ける集団：処置郡
- 処置を受けない集団：統制郡

$$Y_{it} = (1 - T_i)Y_{0it} + T_iY_{1it} = \begin{cases} Y_{0it} & \text{if } T_i = 0 \\ Y_{1it} & \text{if } T_i = 1 \end{cases} \quad (1)$$

$Y_{it}$  : 労働状態

$T_i$  : COVID-19 に感染しているかどうか

# 処置効果1：個体因果関係

- 反事実的な条件に基づく潜在的結果 (potential outcome: PO) を導入.
- COVID-19 に感染した時, 感染していない時の結果を比較



COVID-19 による労働状態への影響が判明

**個体因果関係 (ITE: individual treatment effect)**

$$\tau_{ITE} = Y_{1it} - Y_{0it} \quad (2)$$

## 処置効果2,3 : ATT と ATE

平均処置効果 (ATE:average treatment effect)

$$\tau_{ATE} = E[Y_{1it} - Y_{0it}] = E[Y_{1it}] - E[Y_{0it}] \quad (3)$$

処置郡の平均処置効果 (ATT:average treatment effect on the treated)

$$\tau_{ATT} = E[Y_{1it} - Y_{0it} | T_i = 1] \quad (4)$$

# 先行研究[Fukai et al., 2021]

COVID-19 による労働市場への影響を測るため、2013 年～2020 年の LFS(Japan) にて、式 (5) を求めている。<sup>1</sup>

$$\tau(x) = E[Y_{1it} - Y_{0it} | X_i = x] \quad (5)$$

式 (5) の推定には、causal forest algorithm[Breiman, 2001] を用いている。

---

<sup>1</sup> $X_i$  はベクトルであり、回答者の年齢、性別、学歴、居住地、家族構成、雇用形式、仕事での役割、業界などの回答者の特徴を示すものである。



# 先行研究結果

- 若い男女，また女性が男性よりも大きくCOVID-19の影響を受けた．
- part-time job のサービス業やホテル業，レストラン業の従業員が影響を大きく受けた．
- 居住地や学歴，会社の規模は影響を与えなかった．

# 使用したデータ

- データ名  
The Labour Force Survey(Canada)
- 期間（月次）  
2022年1月～2022年12月
- サンプルサイズ  
748390

**Table:** 代表的な変数名と値

Surey year	2022
Survey month	1-12
<b>Labour force status</b>	0 : Unemployed 1 : Employed
Five-year age group of respondent	1 : 15 to 19 years 2 : 20 to 24 years ... 12 : 70 and over
Sex of respondent	0 : Female 1 : Male
Marital status of respondent	1 : Married 2 : Living in common-law 3 : Widowed 4 : Separated 5 : Divorced 6 : Single, never married
Usual hours worked per week at main job	0.1-99 (hours)
Full- or part-time status at main or only job	0 : Full-time 1 : Part-time
firmsize	1 : Less than 20 2 : 20 to 99 3 : 100 to 500 4 : More than 500 (Number of employees)
Duration of unemployment	1-99 (weeks)
Age of youngest child	1 : Less than 6 2 : 6 to 12 3 : 13 to 17 4 : 18 to 24
Usual hourly wages	1-999999 (canadian dollars)

# 結果

**Table:** COVID-19 感染に関する仮定と実験結果

仮定	結果
ランダム	影響なし
しやすい・しにくい人の存在 <sup>2</sup>	負の影響あり

---

<sup>2</sup>COVID-19 に感染する確率を特定の変数を基準に設定し，実験した

# 1. ランダム化比較実験(RCT)

処置の割り付けが無作為と仮定



式(6)は原因(処置)に結果への影響(因果関係)を表す.

$$\tau_{ATE} = E[Y_{1it} - Y_{0it}] = E[Y_{1it}] - E[Y_{0it}] \quad (6)$$

これをランダム化比較実験(RCT:Randomized Controlled Trial)という.

# 1. ランダム化比較実験(RCT)

- ① 処置 (COVID-19) を無作為<sup>3</sup>にデータに割り振る
- ② 式 (6) を計算

$$\begin{aligned}\tau_{ATE} &= E[Y_{1it} - Y_{0it}] \\ &= 0.499 - 0.507 \\ &= -0.008\end{aligned}\tag{7}$$

p 値 = 0.149 > 0.05

母集団の平均値に統計的有意差はない。

**COVID-19 による労働状態への影響はないと推定。**

---

<sup>3</sup>カナダの総人口における COVID-19 感染者数の比率 (454 万人/3825 万人 = 0.1186) の確率でランダムに割り振った

## 2. 傾向スコアマッチング (PSM)

COVID-19に感染しやすい・しにくい人の存在を仮定.

- 感染しやすい人
  - 配偶者・子供がいる
  - 週に働く時間が多い
  - 飲食・サービス業やホテル業に従事している
- 感染しにくい人
  - 失業の期間が長い



**処置 (COVID-19) の割り付けが無作為ではなく，RCT  
が実行不可**

## 2.PSM

- ① 傾向スコア (propensity score):  
処置が割り付けされる確率の計算

$$\Pr(T_i = 1|X_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_i)} \quad (8)$$

- ② マッチング (matching):  
 $\Pr(T_i = 1|X_i)$  が近い個体で結果を比較

$$\begin{aligned} \tau &= E[Y_{1it}|T_i = 1] - E[Y_{0it}|T_i = 0] \\ &= 0.590 - 0.859 \\ &= -0.269 \end{aligned} \quad (9)$$

p 値 < 0.05 より，母集団の平均値に有意差がある．  
COVID-19 によって，**26.7%の負の影響**があると推定．



# まとめ

**Table:** 仮定，実験手法・結果

仮定 (COVID-19 感染確率)	手法	結果 (労働状態)
ランダム	RCT	影響なし
各個人により異なる	PSM	負の影響 (-26.7%)

カナダにおいて COVID-19 は，

- 労働状態に与える影響は仮定により異なる．
- 失業を促進している可能性が高い．

# 参考文献 I



Breiman, L. (2001).

Random forests.

*Machine learning*, 45:5–32.



Fukai, T., Ichimura, H., and Kawata, K. (2021).

Describing the impacts of covid-19 on the labor market in japan until june 2020.

*The Japanese Economic Review*, 72(3):439–470.