

パネルデータ

川田恵介

Table of contents

1	Panel Data の活用	2
1.1	例	2
1.2	Estimand: 動学因果効果	2
1.3	panel view	3
1.4	例	4
2	因果効果の要約	4
2.1	平均動学効果	4
2.2	コホート別平均動学効果	4
3	識別	5
3.1	No anticipation	5
3.2	Parallel trends	5
3.3	例	5
3.4	Parallel trends の利点	5
3.5	補論: コントロール変数の導入	6
4	推定: 2×2 Case	6
4.1	Two Ways Fixed Effect Model	6
4.2	R Example	6
5	推定: $2 \times \text{Many}$ case	7
5.1	Event study	7
5.2	R Example	7
6	推定: Staggerd case	8
6.1	例. Staggered case	8
6.2	問題点	8
6.3	Simple Example	8
6.4	Simple Example	9

6.5	例	9
6.6	問題点	9
6.7	例	10
Reference		10

1 Panel Data の活用

- 同一事例を追跡調査したデータ: 事例 i について、複数時点 t の $\{Y_{it}, D_{it}, X_{it}\}$ が観察可能
 - 動学効果の推定や新しい識別方法などが活用可能に!!!
- 3~4 年で要約/推定方法が、急速進歩 (Roth et al. 2023; Baker, Larcker, and Wang 2022; De Chaisemartin and d'Haultfoeuille 2022)
 - 実証結果に深刻な影響 (Baker, Larcker, and Wang 2022)

1.1 例

A tibble: 9 x 5

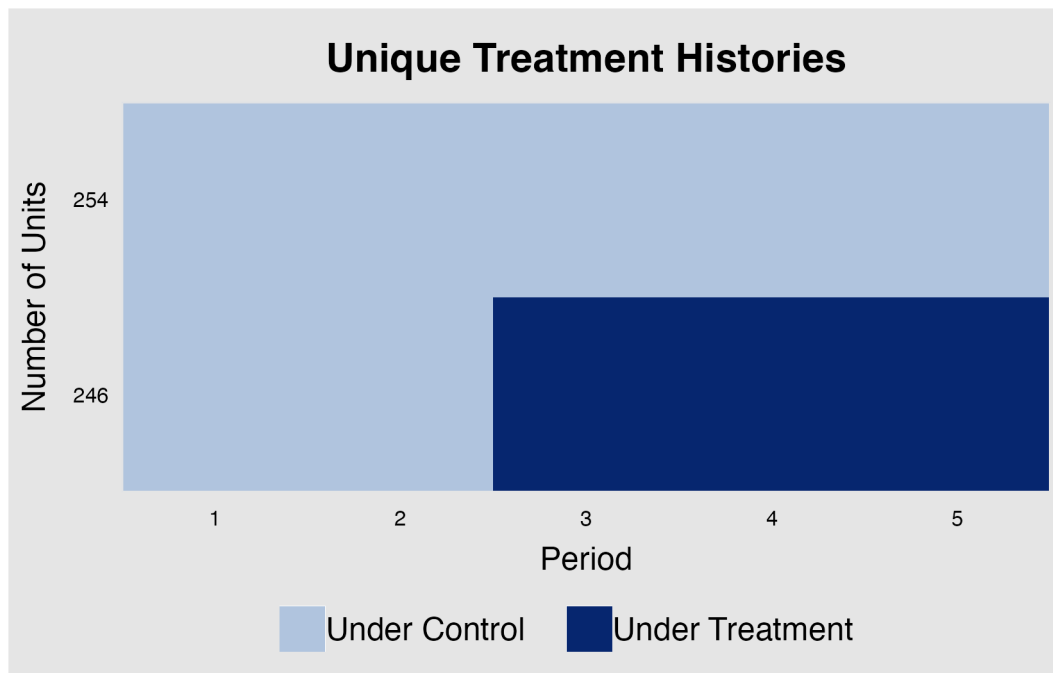
	ID	Period	TreatGroup	Y	D
	<int>	<int>	<int>	<dbl>	<dbl>
1	1	1	0	-1.36	0
2	1	2	0	0.763	0
3	1	3	0	-0.765	0
4	2	1	1	-2.25	0
5	2	2	1	1.36	0
6	2	3	1	1.03	1
7	3	1	1	-1.92	0
8	3	2	1	-0.635	0
9	3	3	1	1.38	1

1.2 Estimand: 動学因果効果

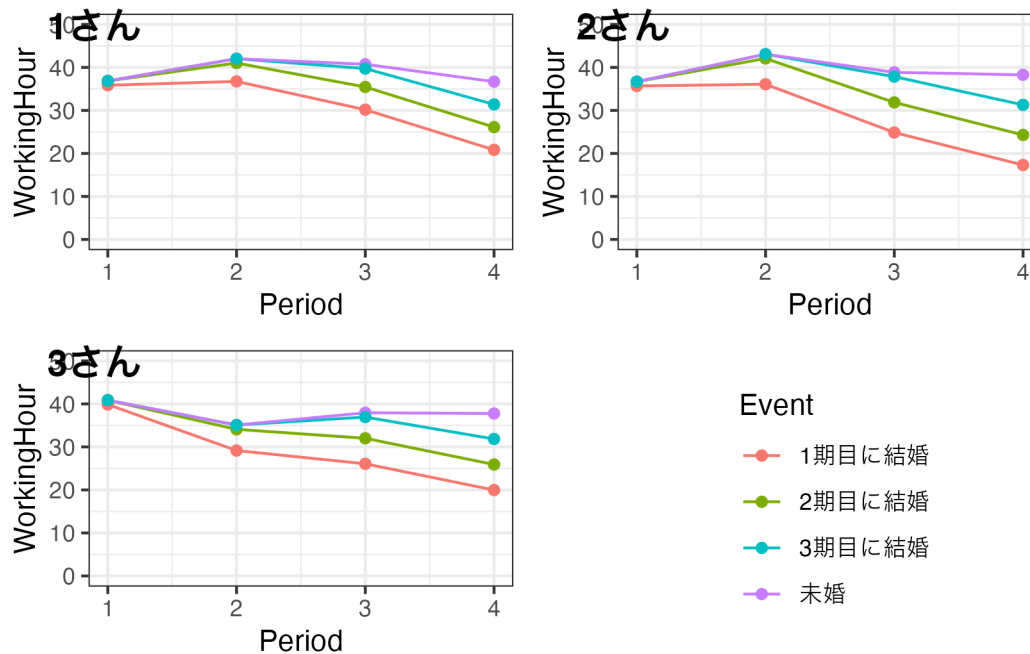
- 多くの介入は、将来に渡って影響を与える
- 介入が発生した場合、しなかった場合の差
 - いつ介入したか (j) + 介入からどのくらい経ったか (l) に応じて、大量に定義できる
- 例: 2024 年における労働時間についての因果効果
 - 2023 年に結婚 VS 未婚のまま ($j = 2023/l = 1$)

- 2018 年に結婚 VS 未婚のまま ($j = 2018/l = 1$)
- 2018 年に結婚後 5 年 VS 未婚のまま ($j = 2018/l = 5$)

1.3 panel view



1.4 例



2 因果効果の要約

- 1 期間の平均因果効果と比べて、因果効果の要約方法がより大量に存在する
 - どのような要約方法を採用するか、明確に定める必要がある

2.1 平均動学効果

- 介入から l 期後の平均効果を集計

•

$$E[\text{個別効果}|l]$$

2.2 コホート別平均動学効果

- 介入した時点 j ごとに、介入発生から l 期後の平均効果を集計

•

$$E[\text{個別効果}|l, j]$$

- 例: 結婚の効果は、時代によって異なる

- 平均動学効果の推定においても、重要な役割を果たす

3 識別

- Positivity + No interference + 緩和した Selection-on-observable
 - No anticipation & Parallel trends

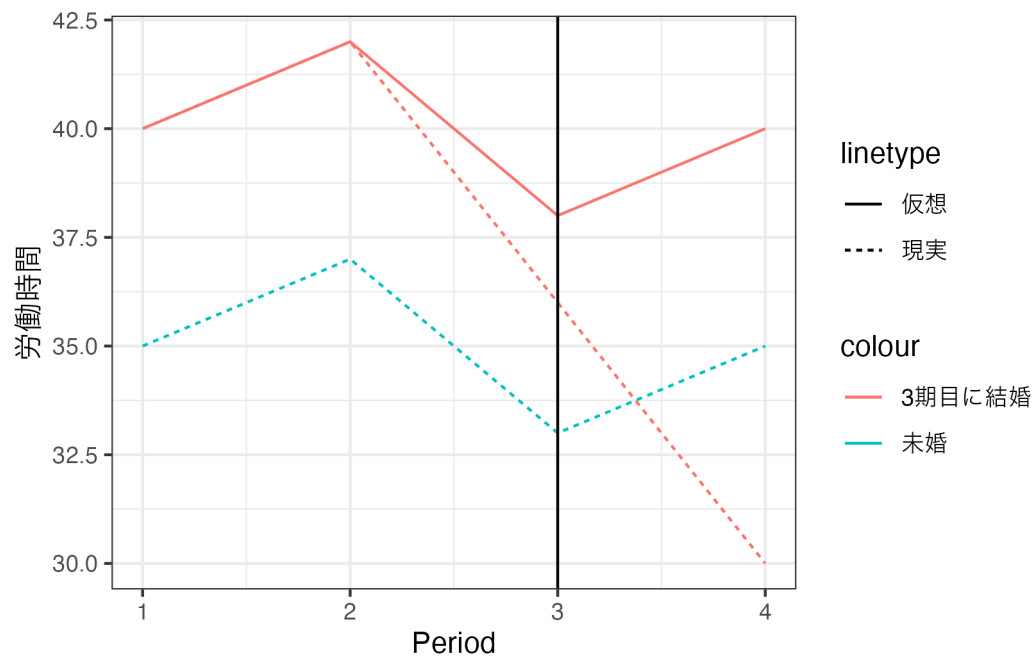
3.1 No anticipation

- 将来の介入は、過去に影響を与えない
 - 例: 2024 年に未婚から既婚に変化しても、2022 年の労働時間は変化しない

3.2 Parallel trends

- 介入が生じなければ、「介入が生じなかったグループ」と平均的に同じ変化をする。

3.3 例



3.4 Parallel trends の利点

- RCT/自然実験で可能

- それ以外では?
- 実践的な利点は、介入発生前に複数期間あれば、部分的なテスト (Before-Before/PreTrend test) が可能
 - Event の発生状況に関わらず、 Y は同じように推移している
 - Roth (2022)

3.5 補論: コントロール変数の導入

- 条件付き Parallel trends: 同じ X 内で Parallel trends が成り立っている
 - 固定効果モデルでは、時間を通じて変化する変数しかできない
 - 推定方法を工夫する必要がある ?@sec-ConditionalParallel

4 推定: 2×2 Case

- 2 期間 \times 2 グループデータ
 - Control Group: 介入が生じない
 - Treatment Group: 2 期目に介入発生
- 確立された推定方法が存在

4.1 Two Ways Fixed Effect Model

- (\simeq 固定効果モデル) を推定:

$$Y_{i,t} = \tau D_{i,t} + \underbrace{f_i}_{\text{個人固定効果}} + \underbrace{f_t}_{\text{時点固定効果}} + u_{i,t}$$

- OLS と同様の方法 (データへの適合度を最大化する) で推定可能
- 追加の仮定を導入することで、推定精度を高める方法 (変量効果モデル) もある
- 識別の仮定のもとで、Average Treatment Effect on Treated について”信頼できる”信頼区間形成が可能

4.2 R Example

```
fixest::feols(
  Y ~ D + factor(Period),
```

```
DataShort,
  panel.id = "ID"
)
```

OLS estimation, Dep. Var.: Y

Observations: 1,000

Standard-errors: Clustered (ID)

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.068748	0.042992	-1.59910	0.110432
D	0.805506	0.087819	9.17239	< 2.2e-16 ***
factor(Period)2	0.196732	0.076708	2.56469	0.010618 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

RMSE: 0.969396 Adj. R2: 0.157601

5 推定: 2× Many case

- 以上の議論は、多期間に拡張できる
 - ずっと $D = 0$ のグループ VS 途中で $D = 1$ に切り替わったグループ
 - Event study と呼ばれる推定方法が活用可能

5.1 Event study

- 識別の家庭のもとで、以下の式を推定すれば、動学効果、および Parallel trends のチェックができる
- 4 期間パネルで、Treatment Group に対して、3 期目に介入が入るのであれば、

$$E[Y|Z_{it}] = \beta_1 Z_1 + \underbrace{\beta_2}_{=0 \text{ と基準化}} Z_2 + \beta_3 Z_3 + \beta_4 Z_4$$

5.2 R Example

OLS estimation, Dep. Var.: Y

Observations: 2,000

Standard-errors: Clustered (ID)

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.050511	0.062070	0.813780	0.416159
relevel(Z, ref = "0")-1	-0.064250	0.085953	-0.747497	0.455116
relevel(Z, ref = "0")1	1.075488	0.092486	11.628714	< 2.2e-16 ***

```

relevel(Z, ref = "0")2    5.087813    0.093050 54.678337 < 2.2e-16 ***
factor(Period)2          -0.037769    0.077454 -0.487637  0.626021
factor(Period)3          -0.158294    0.088047 -1.797826  0.072809 .
factor(Period)4          -0.072138    0.093877 -0.768427  0.442597
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
RMSE: 0.996719  Adj. R2: 0.746272

```

6 推定: Staggerd case

- 2group 以外での推定方法は、まだよく分かっていない
 - 推定モデルの正しさに、結果が強く依存
- 例外は、介入が徐々に行われるケース (Staggered design)
 - 直近で集中的に研究が進む
 - 社会研究でも重要な応用多数

6.1 例. Staggered case

6.2 問題点

- 2×2 であれば、**識別の仮定の下で**、Treatment Group 内平均効果の信頼区間を提供
- 2×2 以外は?
 - 推定のための単純化が、不適切な比較を生み出す可能性
 - 個別因果効果が全て正でも、負の平均効果が推定されてしまう

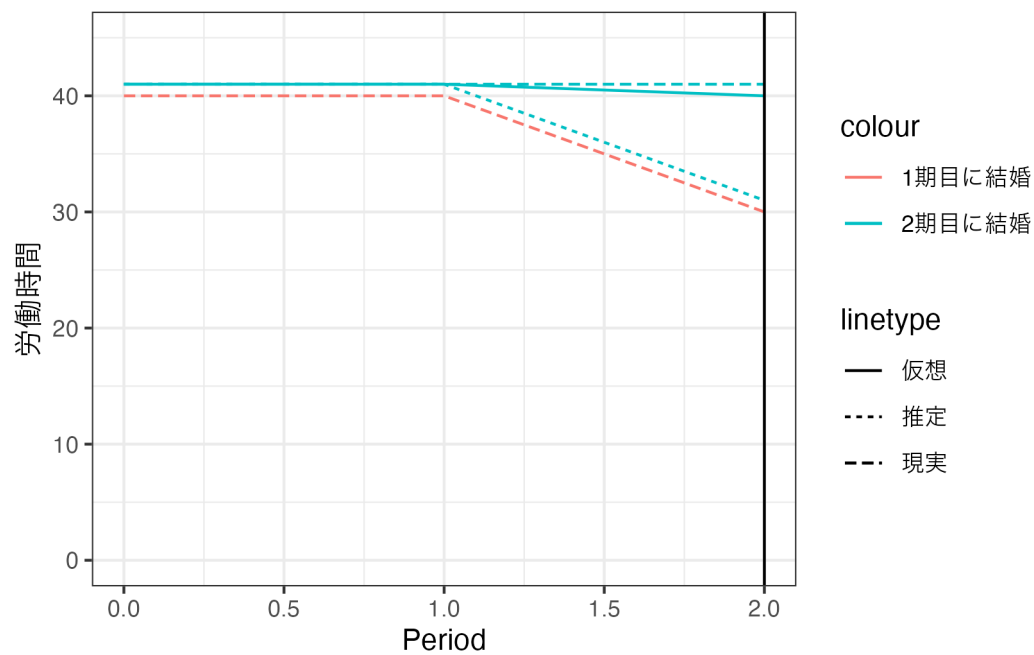
6.3 Simple Example

- 2 期間モデル: 結婚が就業状態に与える因果効果を推定するために、以下を比較
 - Treatment Group: 2 期目に結婚
 - Control Groups: ずっと未婚 & **ずっと既婚**
- Two Ways Fixed Effect Model を推定すると、何某かの値は表示されるが、基本的に不適切

6.4 Simple Example

- 結婚した期には、因果効果がほとんどない
 - 2期目以降に労働時間を低下させる

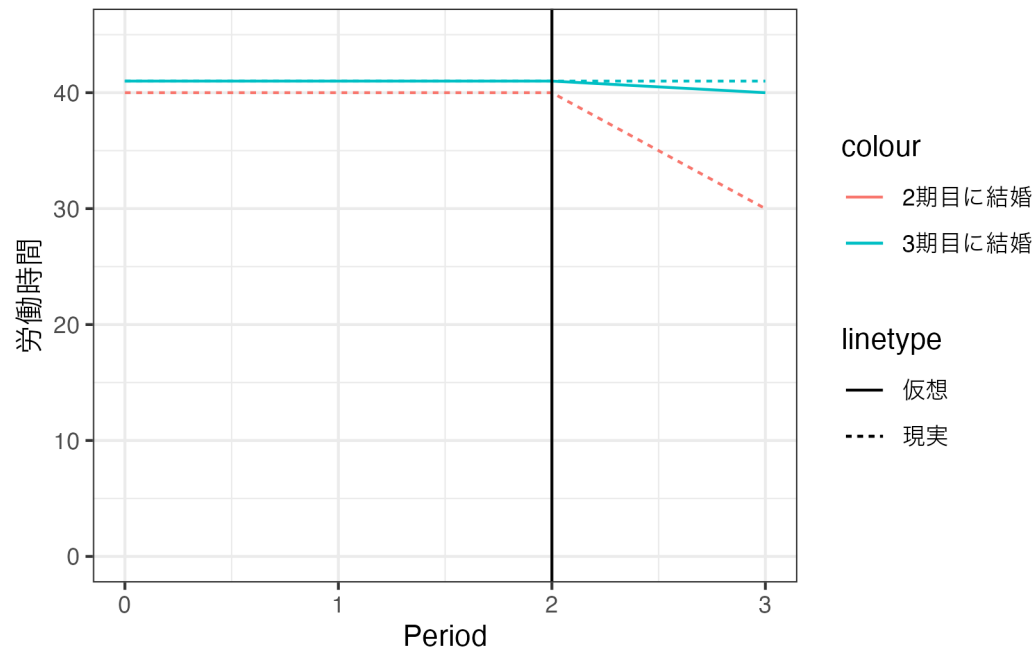
6.5 例



6.6 問題点

- 識別の仮定ではなく、推定のために導入された仮定 (Two way fixed effect model) が問題
- 直感的には、介入が生じていない & 生じた後を全て Control group として使ってしまう
- Two by Two case では、最初から介入が生じているの事例を削除すれば良い
- 多期間の場合については、一般的な方法はよくわかっていない
 - 例外ケース: Staggered design

6.7 例



Reference

- Baker, Andrew C, David F Larcker, and Charles CY Wang. 2022. “How Much Should We Trust Staggered Difference-in-Differences Estimates?” *Journal of Financial Economics* 144 (2): 370–95.
- De Chaisemartin, Clément, and Xavier d’Haultfoeuille. 2022. “Two-Way Fixed Effects and Differences-in-Differences with Heterogeneous Treatment Effects: A Survey.” National Bureau of Economic Research.
- Roth, Jonathan. 2022. “Pretest with Caution: Event-Study Estimates After Testing for Parallel Trends.” *American Economic Review: Insights* 4 (3): 305–22.
- Roth, Jonathan, Pedro HC Sant’Anna, Alyssa Bilinski, and John Poe. 2023. “What’s Trending in Difference-in-Differences? A Synthesis of the Recent Econometrics Literature.” *Journal of Econometrics*.