

日本ファイナンス学会第1回秋季研究大会
大阪大学豊中キャンパス
2019年11月30日(土)



MUSASHI
UNIVERSITY

財政学・公共経済学分野における 疑似実験手法の適用について

特別レクチャー
コーポレートファイナンス・バンキング分野での
内生性問題にどう対応していくか？

武蔵大学
広田啓朗

HP: <https://sites.google.com/view/hirotaharuaki/home>

E-mail: hirota@cc.musashi.ac.jp

因果推論のための 疑似実験手法について

実験と疑似実験

- 実験(Experiment) ここではRCTのこと
 - 処置群と対照群をランダムに割り当てて2群の平均差を見ることで因果推論
 - 内的妥当性の高い結果が得られる
 - 外的妥当性, 予算, サンプルの脱落の問題などがある
- 疑似実験(Quasi-experiment), 自然実験(Natural experiment)
 - 観察データを用いて因果推論をおこなう
 - 処置群の割り当てのランダム性, 外生性を利用する
 - 制度や政策の変更, 制度の導入の有無, 天候, 偶然, アクシデント, くじ引きなど
 - 処置群がランダムに割り当てられたかのような状況を利用する

手法	分析方法	強み	弱み
Randomized Controlled Trial: RCT	ランダムな割り当て	内的妥当性が高い	政策上、ランダムな割り当てが困難なケースが多い
Regression Discontinuity Design: RDD	外生的な閾値を利用する。閾値の近くにいる2群を比較。	閾値の前後では高い内的妥当性。	閾値から離れたデータではわからない
Matching	特性の似たデータをマッチングして効果を測定	観察可能な共変量で潜在的アウトカムを説明できるなら内的妥当性は高くなる	観察不可能な要因に影響を受ける場合は困難
Instrumental Variable: IV	アウトカムに直接影響しないが、処置には影響を与える操作変数を用いる	適切な操作変数があれば内的妥当性は高くなる	適切な操作変数を見つけることが困難

<ul style="list-style-type: none"> • Difference in Differences: DID • Fixed Effect: FE 	<p>処置の割り当てについて処置の前後データを用いることでトレンド要因を除去して効果を測定</p> <p>https://slides.com/kudamatsu/did-manual#/ (阪大OSIPP講義資料)</p>	<p>前後比較よりも厳密な分析. 他の手法と組み合わせることも可能.</p> <p>(e.g. PSM-DID, DID-IV)</p>	<p>並行トレンドの仮定が必要. 処置の前後データが必要.</p>
<p>Synthetic Control: SC</p>	<p>対照群のデータを合成することで処置群が処置を受けなかったときの仮想的な状況を作り出す</p> <p>https://sites.google.com/site/michihito7ando/lectures (安藤先生の講義資料)</p>	<p>処置群が1つや少数でも測定できる</p>	<p>処置前後の長期的な時系列データが必要</p>
<p>Regression</p>	<p>処置後のみのデータを用いて効果を測定</p>	<p>分析が容易. データがあれば第3の要因にも対応</p>	<p>逆の因果関係への対応が困難</p>
<p>Before After comparison</p>	<p>処置群の前後比較</p>	<p>処置群のデータのみで可能</p>	<p>分析の仮定が厳しい</p>

Propensity Score Matching- Difference in Differencesの例

Hirota and Yunoue (2017, RSUE)

目的： 市町村合併における共有財源問題(fiscal common pool problem)を検証

- ・ 合併**直前**の旧市町村の財政行動に着目
- ・ 合併パートナー間における行動の違い

- Dominant partnerは返済する財政負担が増えるので歳出は増やさない
- Subordinate partnerは負担を分け合うことを期待して歳出を増やす

対象： 3,232市町村のパネルデータ FY1998-FY2004, FY2005

手法： Propensity Score Matching – Difference in Differences

セレクションバイアスと固定効果バイアスへの対応

結果： Subordinate partnerは合併直前に公共投資と地方債発行を増やす

どのようにデザインする？

- 合併団体を処置群，未合併団体を対照群としてDIDで**処置群の平均処置効果(Average Treatment Effects on the Treated: **ATT**)**を推定??
 - DIDを使用するための仮定
 - パラレルトレンド(Parallel trends assumption)
 - 処置前の期間において処置群と対照群が同じトレンドをもつ
 - コモンショック(Common shocks assumption)
 - 合併前のアウトカムと，合併後のアウトカムとの間に，アウトカムに影響を与えるような「別のイベント」が起きていない、もしくは起きているとしたら2群に対して同じように作用しているという仮定
- * 近年，誤差の独立性の確保や，系列相関がないことなど多くの仮定を満たす必要があることが指摘されている

日本の市町村合併を扱うときの問題

- 合併特例法によるアメとムチの存在 国による誘導

アメ	ムチ
期限内に合併すれば国からの支援	期限内に合併しないと財政移転の削減
• 合併特例債	• 地方交付税の削減
• 市制への移行要件の緩和(5万人→3万人)	• 国庫支出金の削減
• 議員特例(年金や議席に関するもの)	
• 地方交付税の合併算定替 10年間は合併前と同額の交付税がもらえる	
• 地方税の不均一課税	

- 特例適用のためには合併協議会を設置して1, 2年の協議期間が条件
- 全国一律の制度変更
- そもそも中央集権的な地方財政の実態がある

日本の市町村合併を扱うときの問題

- 合併は外生的なのか？ ランダム？
 - 内生的に決まるだろう, パートナーの問題
- セレクションバイアス
 - 2群がもともと持っている特性の違いを含んでしまう（合併特例法の影響が大）
 - 人口が大きく, 財政的に余裕のある団体はそもそも合併を考えもしない
 - 人口が小さく, 財政的に苦しんでいる団体は合併をしたい
 - 人口が中くらい, 財政的にも問題は少ないが市への昇格を望む など
- 観察不能な要因により生じるバイアス
 - 固定効果を考慮しなければならない

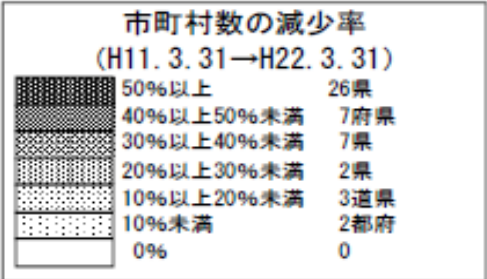
「平成の合併」による市町村数の変化

平成11年3月31日
3232

▲1505

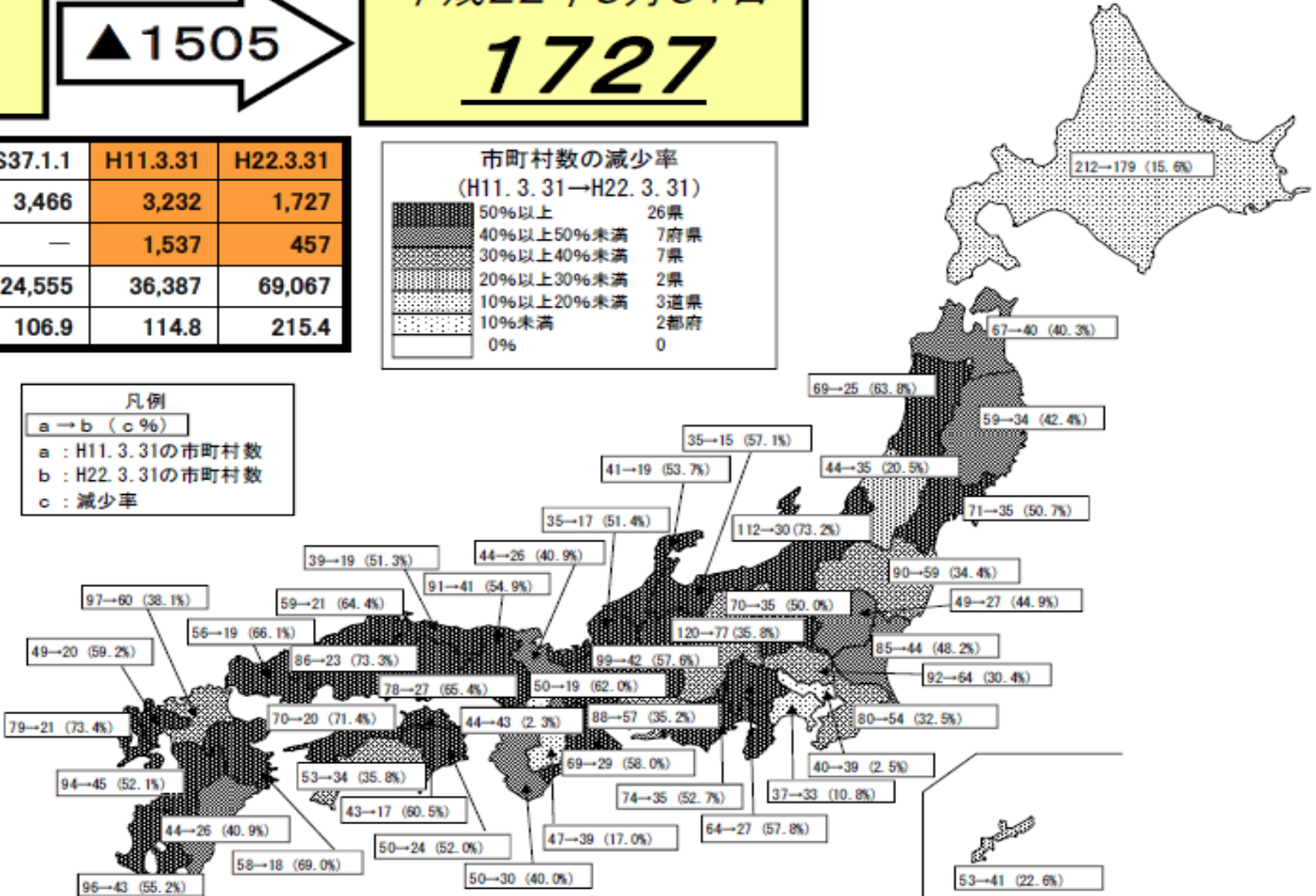
平成22年3月31日
1727

	S28.9.30	S37.1.1	H11.3.31	H22.3.31
市町村数	9,895	3,466	3,232	1,727
人口1万人未満	—	—	1,537	457
平均人口(人)	7,864	24,555	36,387	69,067
平均面積(km ²)	37.5	106.9	114.8	215.4

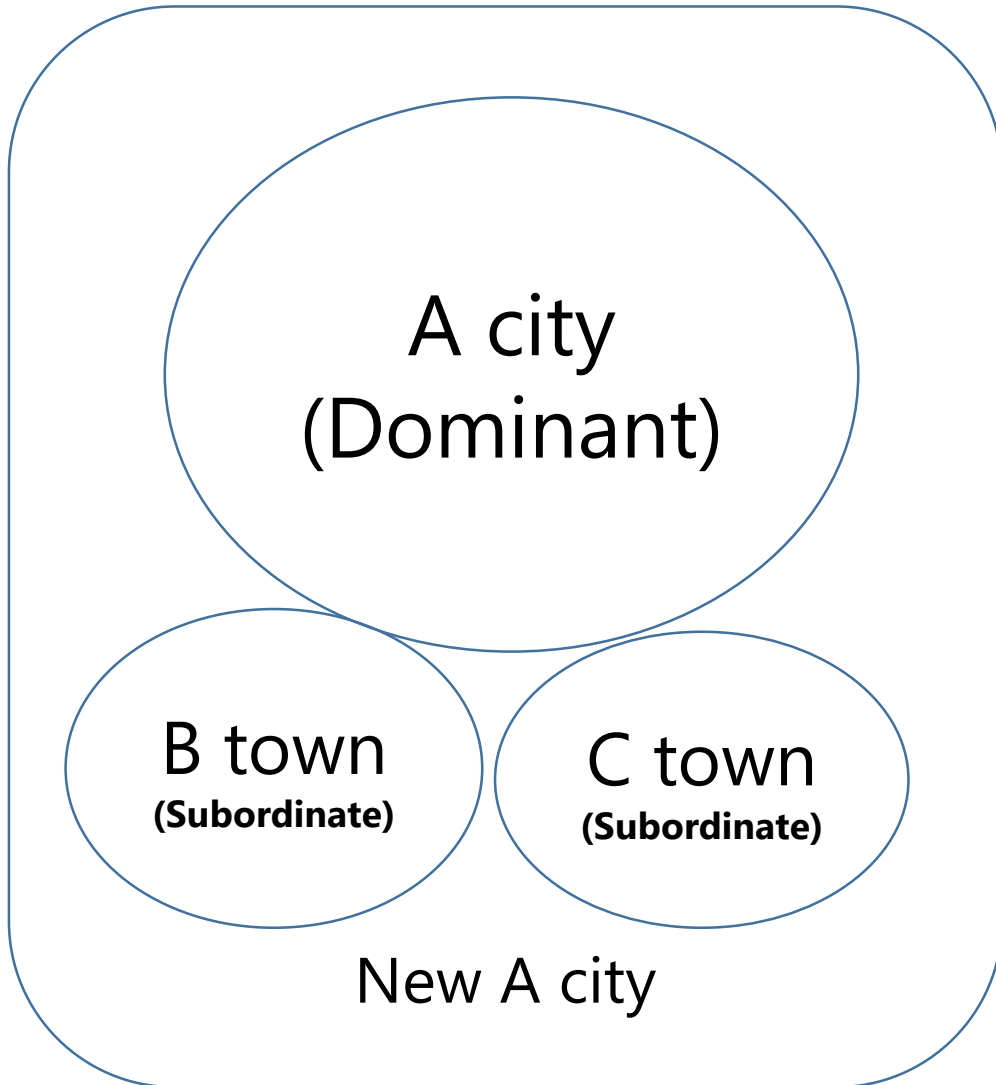


	合併件数 (合併関係団体数)	H11.4.1 以降の 減少 団体数
旧法下 H11.4.1~	581 (1,991)	1,410
新法下 H17.4.1~ H22.3.31	61 (156)	95
計	642 (2,147)	1,505

凡例
a → b (c%)
a : H11.3.31の市町村数
b : H22.3.31の市町村数
c : 減少率



市町村合併のイメージ



- Dominant partner
合併後に自らの負担が増えるので、合併直前に公共投資や地方債発行を増やそうとは思わない

- Subordinate partner
合併後に費用を分け合うことを期待して、合併直前に公共投資、地方債発行を増やす
-フリーライダー問題

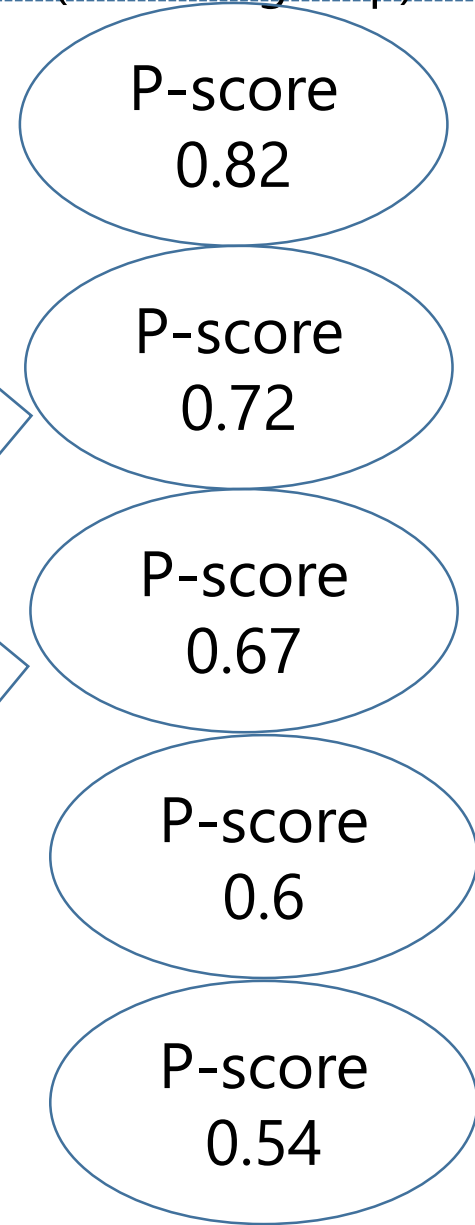
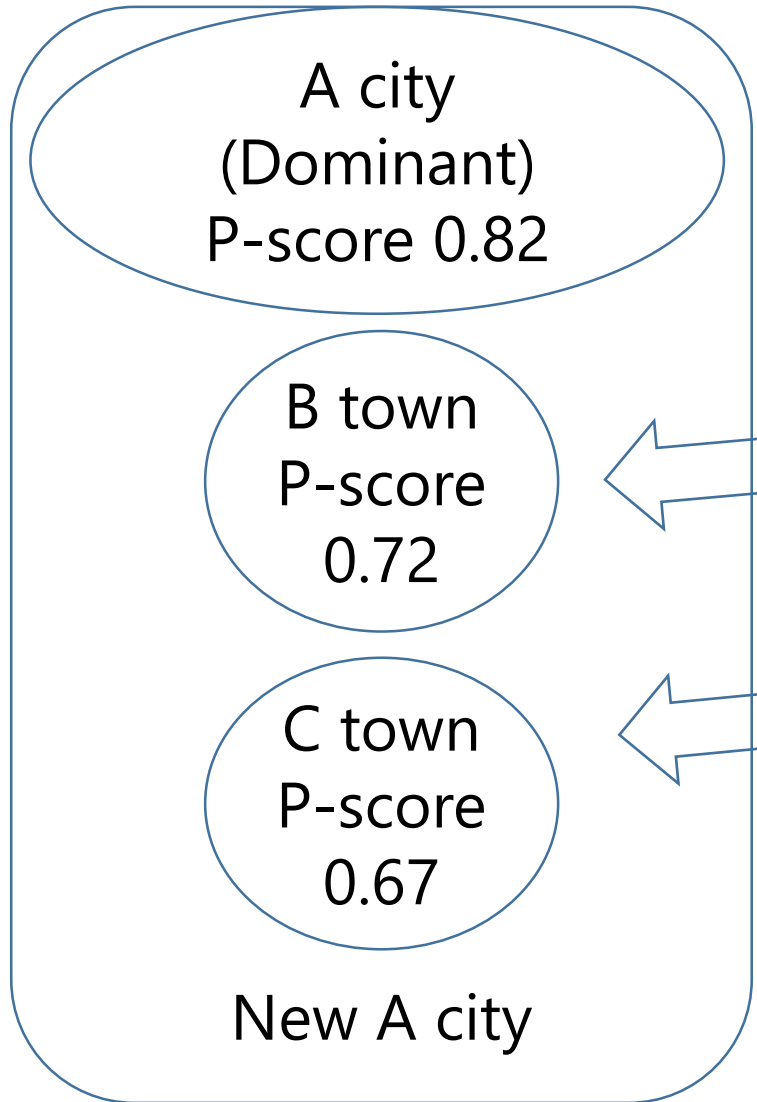
* 対等合併は扱っていない

Propensity Score Matching-DIDの考え方

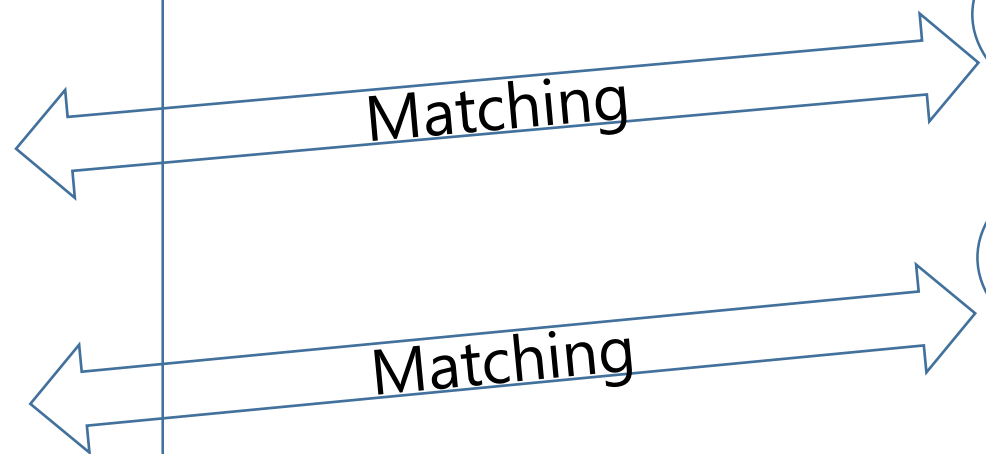
- 外的条件の似た処置群と対照群を探してマッチング
 - 唯一の違いは合併したかどうかという比較可能な状況
 - Abadie et al.(2004), Abadie and Imbens (2008, 2012, 2014), Becker and Ichino(2002), Imbens and Rubin (2015) etc.
 - 観測できる共変量から合併する確率(propensity score: **PS**)を計算
 - PSが同じ合併団体と未合併団体をマッチングして平均的に同質な2群を作成
 - 処置群はSubordinate partnerとDominant partnerにわけている
- バランスした2群のデータに対しDIDを組み合わせることでATTを推定
 - セレクションバイアスと観測不能な要因によるバイアスへの対応

Merged municipalities
(Treatment group)

Non-merged municipalities
(Control group)

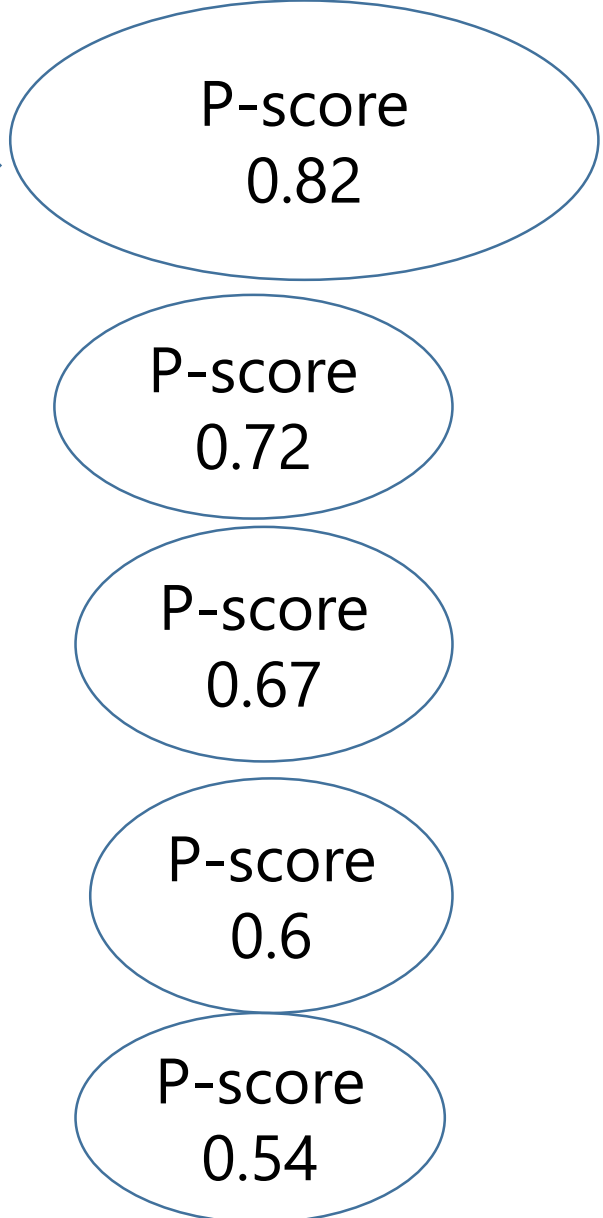
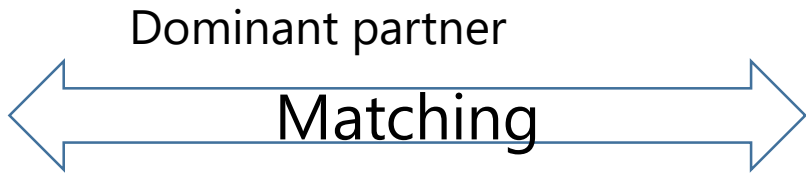
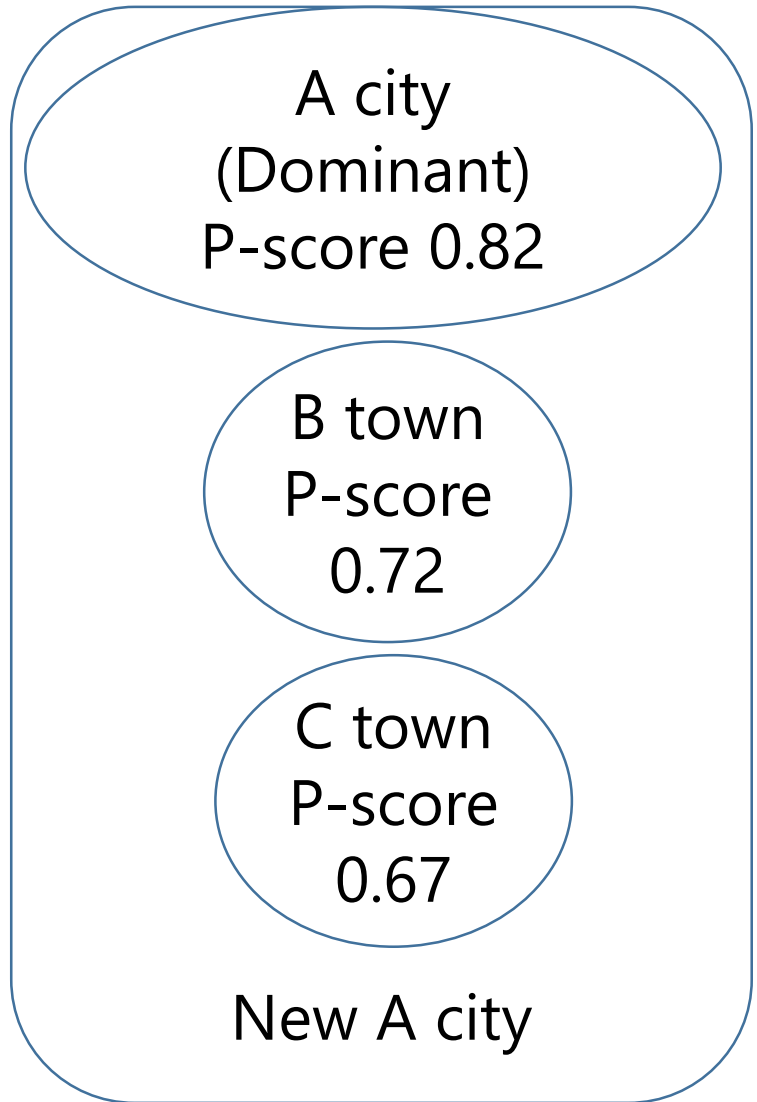


Subordinate partner



Merged municipalities
(Treatment group)

Non-merged municipalities
(Control group)



Propensity Score Matching

Rosenbaum and Rubin(1983)

- PSとは交絡因子の条件下で処置群に割り当てられる確率
 - $T = 1$: 処置群 $T = 0$: 対照群 X :観察可能な市町村の共変量

$$p(X) = \Pr(T = 1|X) = E(T|X) \quad (1)$$

- Probit/Logitモデルにより処置群に割り当てられる確率を推定する
 - PSは**処置前期間**の X のもとで, 処置群に割り当てられる条件付き予測選択確率
- Conditional Independence Assumption(CIA)
 - 処置群と対照群の割り当ては X のもとで条件付きに独立となる

$$Y_0, Y_1 \perp T|X \quad (2)$$

ATTをどのように考えるか

- 合併が市町村財政に影響を及ぼすときのATT

$$ATT = E(Y_1 - Y_0 | T = 1) = E(Y_1 | T = 1) - E(Y_0 | T = 1) \quad (3)$$

- Y_1 : 合併するときのアウトカム
- Y_0 : 合併しないときのアウトカム

処置群がもし合併しなかった場合の値
実際には観察できない

- $E(Y_0 | T = 1)$ を $E(Y_0 | T = 0)$ で代替すると式(3)は式(4)になる

$$\begin{aligned} ATT &= E(Y_1 - Y_0 | T = 1) \\ &= E(Y_1 | T = 1) - E(Y_0 | T = 0) + [E(Y_0 | T = 0) - E(Y_0 | T = 1)] \quad (4) \end{aligned}$$

- $[E(Y_0 | T = 0) - E(Y_0 | T = 1)]$ が0とならない限り推定はセレクションバイアスを持つため一致性が得られない

PSMによる識別に必要な仮定

1. Unconfoundedness assumption

$$Y_0 \perp T | X \quad (5)$$

- 共変量 X のもとで Y_0 は処置の割り当てと独立
- CIAよりも弱めの仮定
 - ATEのときはCIAの仮定が必要だがATTのときは式(5)でもよい
- PSのもとで処置への割り当てがunconfounded（非交絡）になる

$$Y_0 \perp T | p(X) \quad (6)$$

- $p(X)$ の条件下で処置群と対照群の共変量の分布は似たものとなり、処置の割り当てはあたかもランダムと見なせるので、似た者同士の比較として因果推論
 - 証明はRosenbaum and Rubin(1983)

PSMによる識別に必要な仮定

2. Common support assumption (Overlap assumption)

- Becker and Ichino(2002)

$$0 < \Pr(T = 1|X) < 1 \quad (7)$$

- 処置群に対して共変量の似通った対照群のサンプルが存在する

$$\Pr(T = 1|X) < 1 \quad (8)$$

- ATTの場合は式(8)が成り立てばよい
- 1. Unconfoundednessと2. Common supportの2つが成り立てば、式(4)の後半部分が消えてバイアスの無いかたちでATTを推定できる

Balancing condition

- 処置群の割り当ては、同じPSのもとで共変量 X は独立

$$T \perp X | p(X) \quad (9)$$

- マッチング後の処置群と対照群の共変量が差が無いことを確認する
- 差が無いことを確認できれば、似通った2群が作成できている

PSMによるATT

- Probit/Logitモデルで計算されたPSを考慮したATT

$$\begin{aligned} ATT &= E(Y_1 - Y_0 | T = 1) \\ &= E|_{p(X)|T=1} [E(Y_1 | T = 1, p(X)) - E(Y_0 | T = 1, p(X))] \\ &= E|_{p(X)|T=1} [E(Y_1 | T = 1, p(X)) - E(Y_0 | T = 0, p(X))] \end{aligned} \quad (10)$$

- PSMによるATTの推定は以下の式になる

$$\widehat{ATT} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} [Y_{1i} - \sum_{j=1}^{N_0} W(i, j) Y_{0j}]$$

(11)

- N_1 : 合併団体の数 N_0 : 未合併団体の数
- $W(i, j)$: PSにもとづく未合併団体へのウェイト
- $\sum_{j=1}^{N_0} W(i, j) = 1$

PSM-DIDによるATT

- PSM-DIDによるATTの推定

$$\widehat{ATT} = \frac{1}{N_{1t}} \sum_{i=1}^{N_{1t}} [Y_{1ti} - \sum_{j=1}^{N_{0t}} W(i, j) Y_{0tj}] - \frac{1}{N_{1s}} \sum_{i=1}^{N_{1s}} [Y_{1si} - \sum_{j=1}^{N_{0s}} W(i, j) Y_{0sj}]$$

(12)

- t : 処置後の時点 s : 処置前の時点 N_{1t} と N_{1s} : 各時点の処置群の数

- Unconfoundedness assumptionの修正

$$E(Y_{0t} - Y_{0s} | T = 1, p(X)) = E(Y_{0t} - Y_{0s} | T = 0, p(X))$$

- PSのもとで処置前後のアウトカムの変化は合併と相関を持たない
- 合併団体と未合併団体において, $Y_{0t} - Y_{0s}$ の平均値に違いはない

マッチングアルゴリズム

- Nearest Neighbor matching (with / without replacement and caliper)

$$\min_j \| p_i - p_j \|$$

- PSの近いものどうしをマッチングする

- Radius matching

$$(p_j | \| p_i - p_j \| < r)$$

- 半径rの中にあるもののみマッチングする

- Kernel matching

$$W(i, j) = \frac{K\left(\frac{p_j - p_i}{h}\right)}{\sum_{j=1}^{N_0} K\left(\frac{p_j - p_i}{h}\right)}$$

- h : bandwidth parameter K: Kernel function (e.g. Epanechnikov kernel)
- PSの距離をウェイトとして, 両群におけるアウトカムの期待値の加重平均値を比較

Balancing test

- マッチング後に処置群と対照群の共変量がバランスングしているか確認
 - t検定 (s_X^2 はXの分散)

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_0}{\sqrt{\frac{s_{X,1}^2}{N_1} + \frac{s_{X,0}^2}{N_0}}}$$

- standardized bias

$$SB = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_0}{\sqrt{\frac{s_{X,1}^2 + s_{X,0}^2}{2}}}$$

- t検定はサンプルサイズに影響されるので注意が必要

確認する点

- Probit/Logitにおける共変量の選択基準
 - 理論モデルや先行研究などを参考に説得的な共変量を探す必要がある
 - 影響を与えていると考えられる共変量はモデルに可能な限り入れる
- Common supportの仮定
 - 全ての処置群に対して比較可能な対照群のデータが存在することを仮定
 - 比較対象がないとバイアスが発生する (Heckman, Ichimura, Todd(1997))
 - Off supportデータは除外したほうが内的妥当性が高まる
- Balancing conditionの確認
- マッチングアルゴリズムの選択
- ATTを推定するときの標準誤差(Stata14以降はAbadie and Imbens2012. 以前はBootstrap)

【参考】 様々なマッチングアルゴリズム

- 分析では, Nearest neighbor, Radius, Kernelにしばられている
 - Stratified, N:N, caliper, Mahalanobis Metric matchingなど
- 各アルゴリズムにはバイアスと分散のトレードオフがある
 - 一度使用された対照群のデータをもう一度使うかどうか(replacement)
 - NNでは隣同士を見るので, 距離が遠くても隣同士ならばマッチングする
 - 距離が遠いマッチングを避けるときは上限(caliper)を設ける
 - Radiusはcaliperの範囲に含まれるすべての対照群のデータをマッチング
 - Kernelはkernel functionを用いて, 反実仮想的なアウトカムを構築する方法
 - 対照群の多くを用いるため, 小さな分散になりやすい
 - アウトカムから切片への重みづけ回帰分析とみることができる

分析のステップ

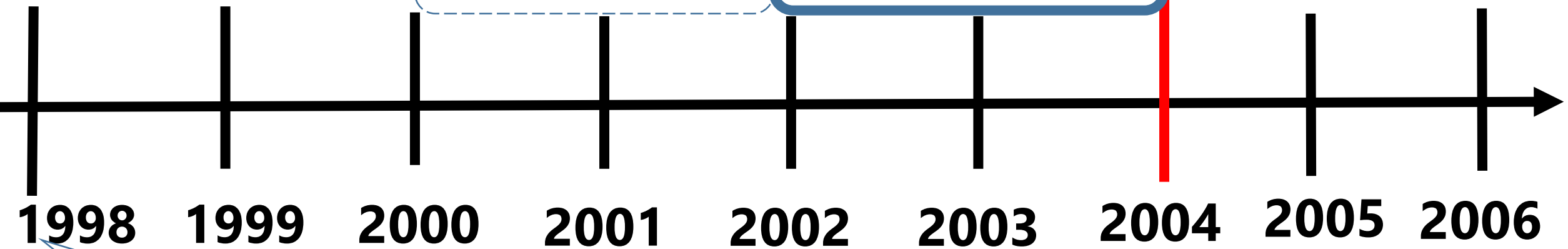
1. -リサーチデザイン, トレンドの確認
2. -ProbitによりPSを計算
-2004年度に合併を対象. SubordinateとDominantに処置群をわけると.
-合併特例法が施行される前年度のデータを用いたProbit estimation
3. -マッチングアルゴリズムの選択
-Nearest neighbor, Caliper, Radius, Kernel matchingなど複数ある
4. -Propensity scoreを使ってマッチング
5. -Balancing testでマッチングがうまくいっているか確認
-Common supportの確認
6. -PSM-DIDの**ATT**の確認
7. -Placebo tests(pre-treatment periodにおける有意差の有無)
-Robustness checks(他のマッチングアルゴリズム, Dominant partnerなど)
-2005年度に合併した団体も同様の結果になることを確認



この期間における2群の
アウトカムの差を確認

placebo period

Consultation period
(at least 1 or 2 years)

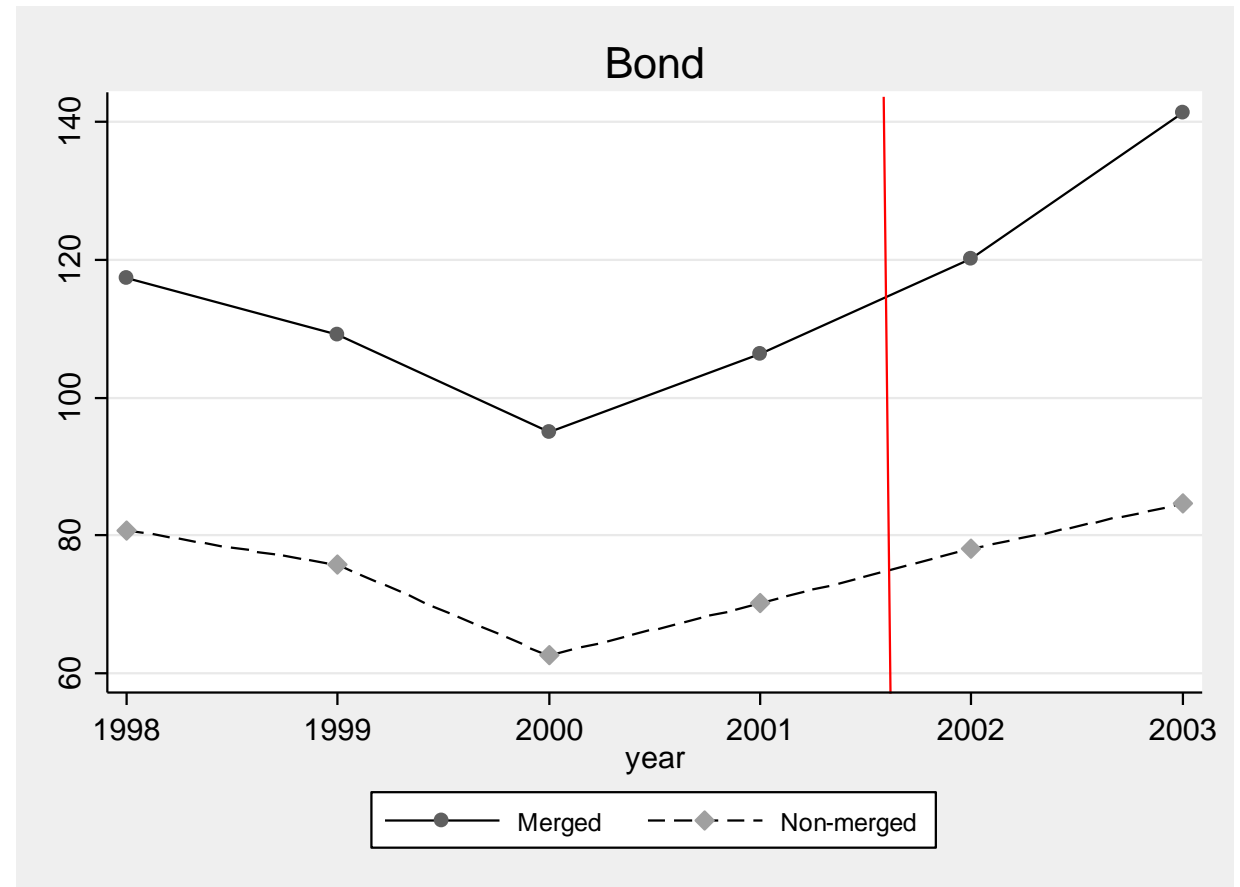
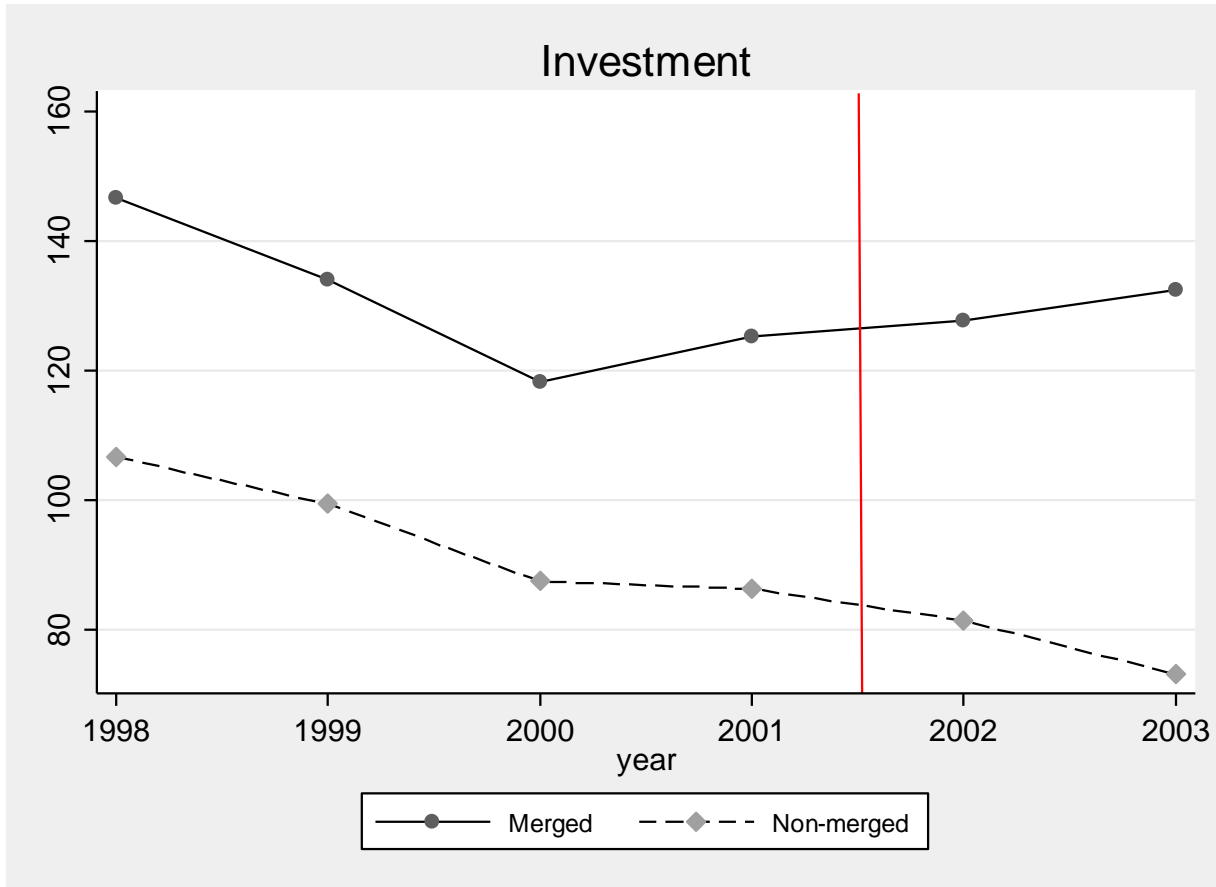


(Merged year)

Probit estimation for
calculating propensity scores

トレンドの確認 subordinate

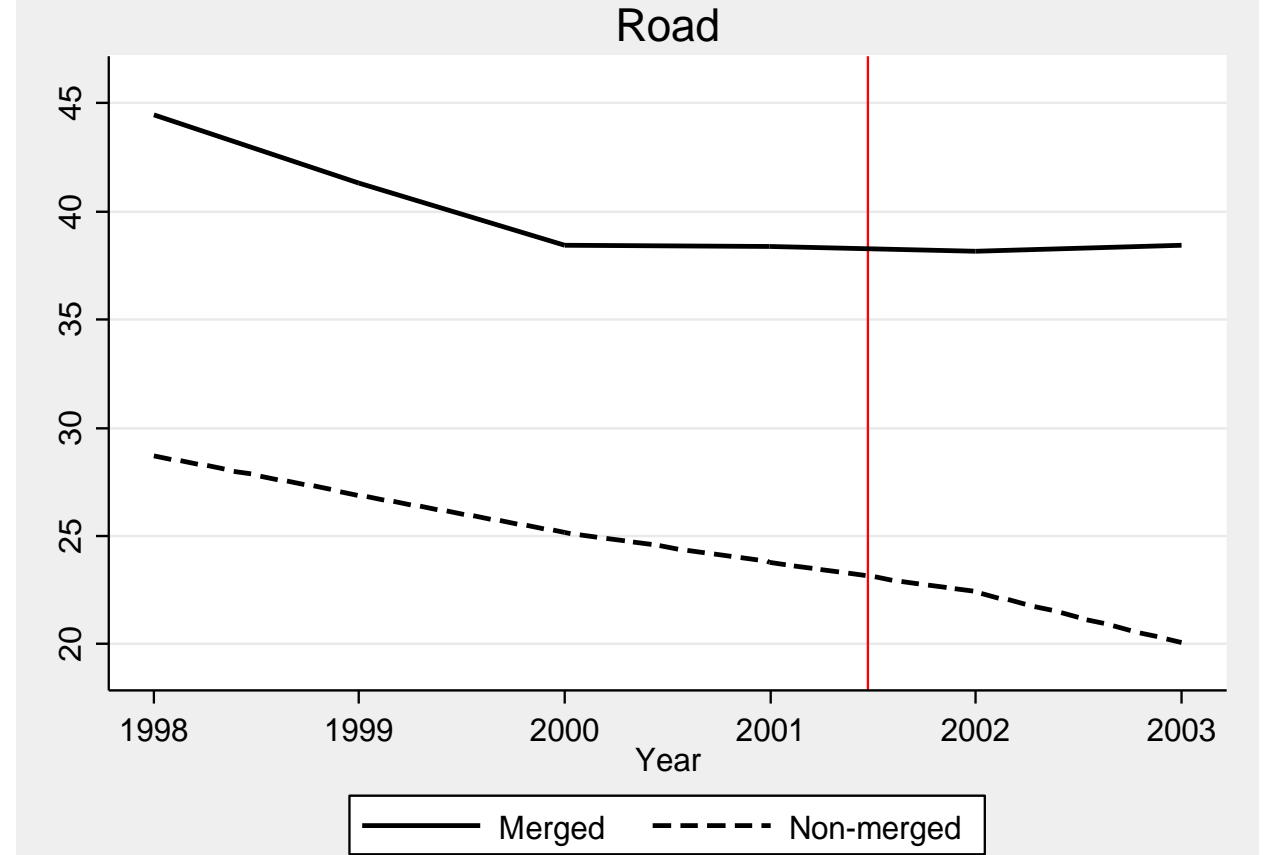
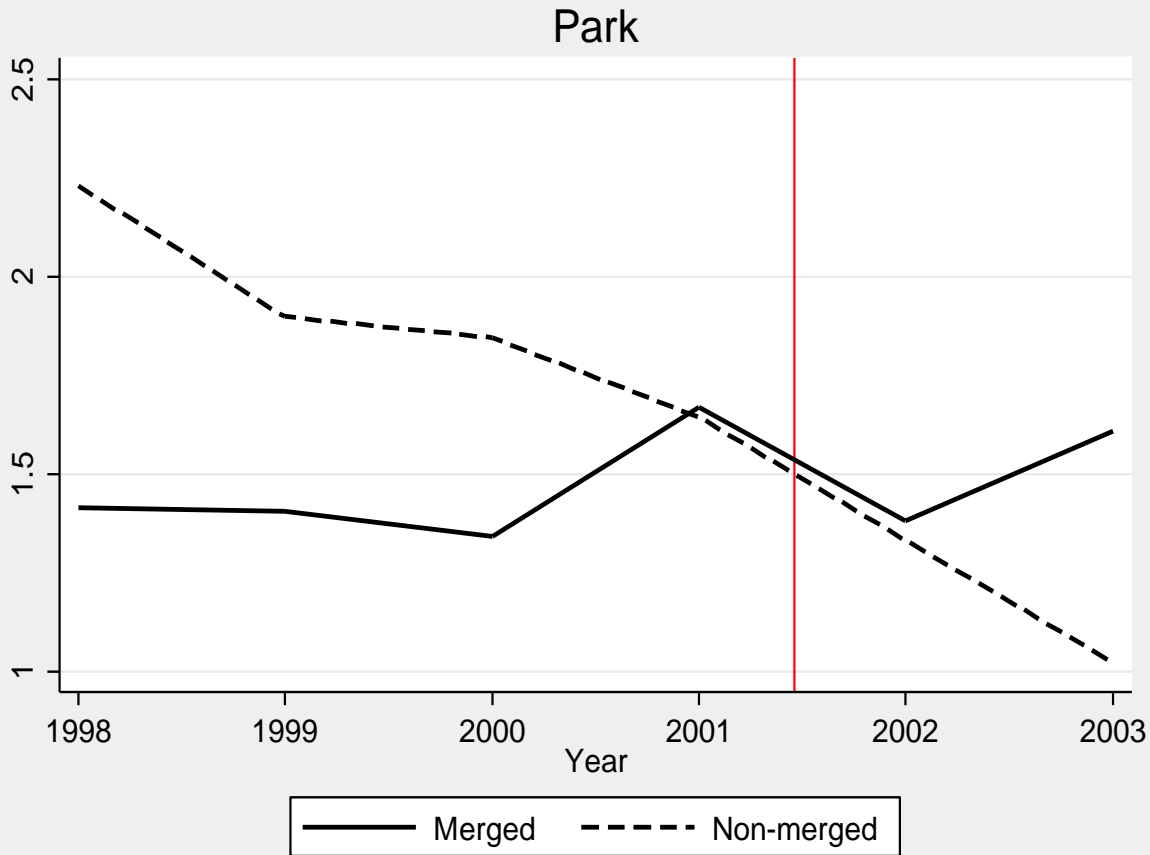
普通建設事業費(単独)・地方債



合併前から合併団体の歳出が変化している

トレンドの確認 subordinate

費目別(公園・道路)

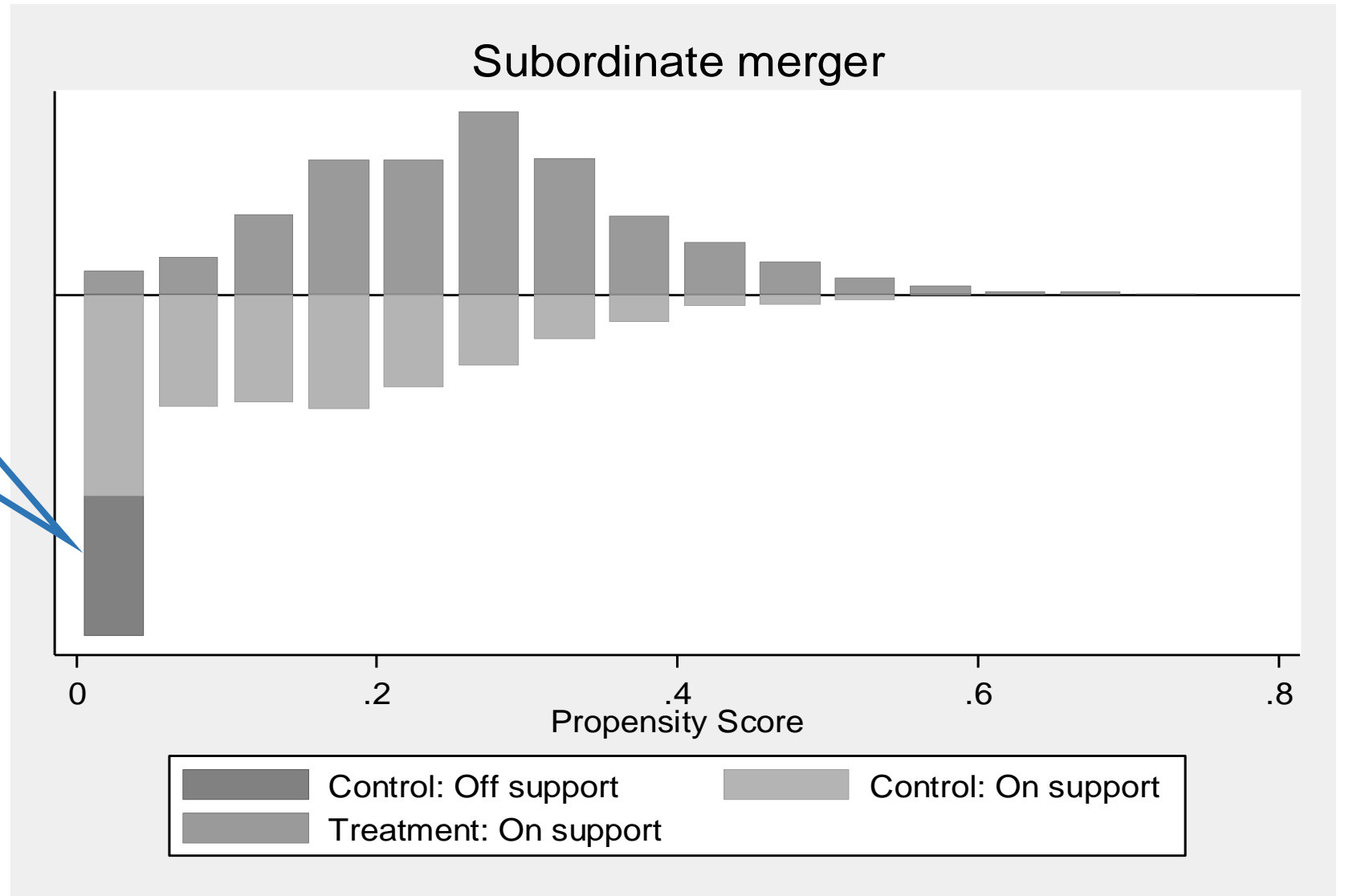


出典 : Hirota and Yunoue(2019, MPRA) パラレルトレンドの破たん

Probit estimation for calculating propensity scores

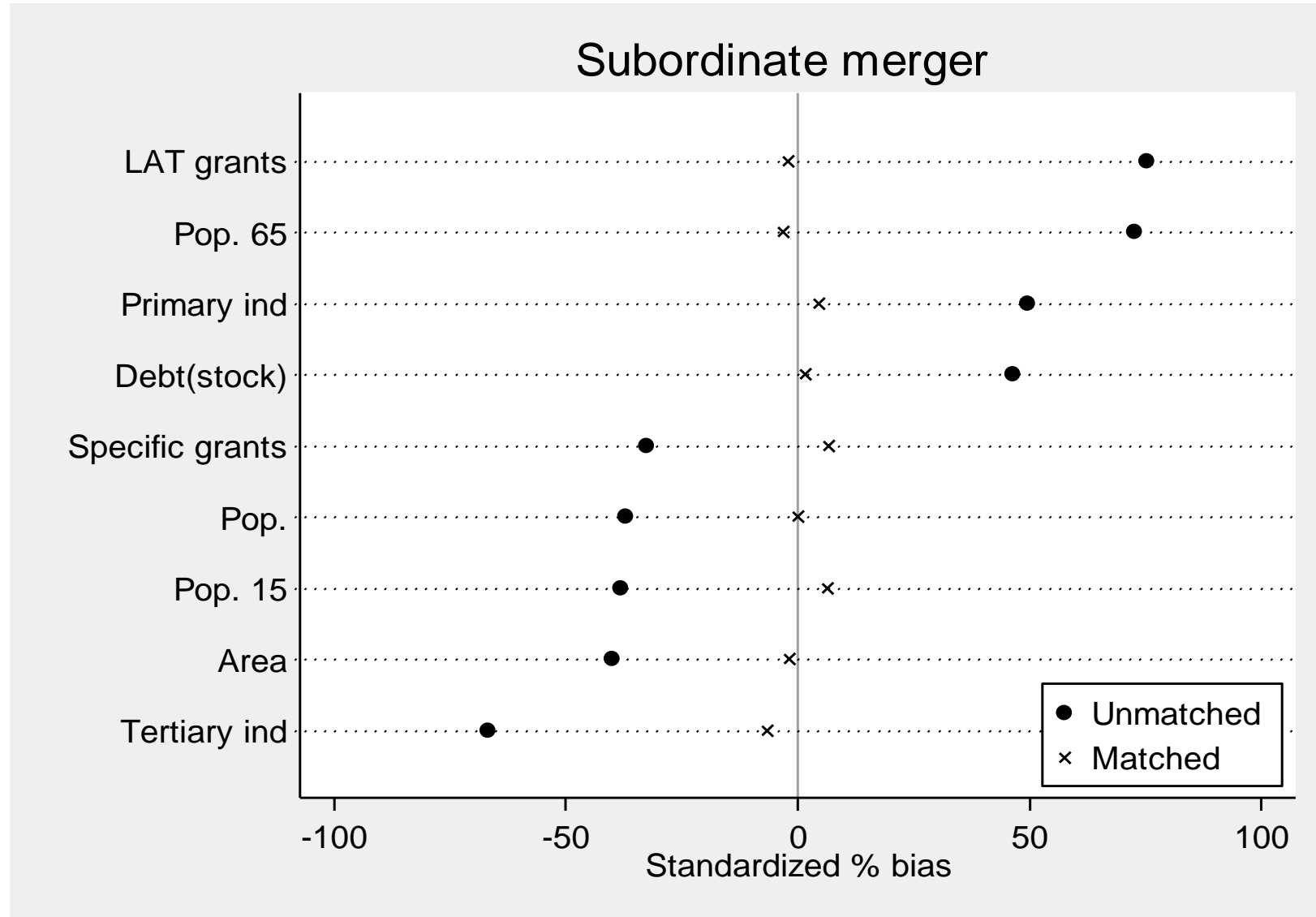
Variables	Subordinate merger (T=497)
Pop.	-0.000*** (0.000)
Area	-0.003*** (0.000)
Pop. 65	0.651 (0.866)
Pop.15	-4.956*** (1.866)
Primary ind	-0.007** (0.004)
Tertiary ind	-0.020*** (0.005)
LAT grants	0.759** (0.385)
Specific grants	-1.698* (0.980)
Debt (stock)	0.000** (0.000)
Constant	1.126** (0.528)
Obs	3220
Log likelihood	-1143.1596

Common supportの確認



Off support
よく似た相手がいない
ため除外された
データ

Standardized biasによるバランスの確認



Balancing test after matching

Variables		Treated	Control	bias	t
Subordinate merger					
Pop.	U	7349	41981	-37.000	-5.83***
	M	7349	7289	0.10	0.15
Area	U	77.33	122.06	-40.00	-6.8***
	M	77.33	79.23	-1.70	-0.44
Pop. 65	U	0.25	0.20	72.50	14.79***
	M	0.25	0.25	-3.10	-0.48
Pop.15	U	0.15	0.16	-38.10	-7.91***
	M	0.15	0.15	6.40	0.95
Primary ind	U	21.70	15.93	49.50	10.06***
	M	21.70	21.15	4.60	0.74
Tertiary ind	U	43.99	50.52	-66.90	-12.61***
	M	43.99	44.64	-6.70	-1.21
LAT grants	U	0.37	0.29	75.20	13.59***
	M	0.37	0.38	-2.10	-0.39
Specific grants	U	0.07	0.08	-32.60	-6.37***
	M	0.07	0.07	6.80	1.15
Debt (stock)	U	904.84	629.88	46.40	10.55***
	M	904.84	895.05	1.70	0.23

PSM-DIDの結果1

	Total expenditure		Investment		Bond	
	2003	2002	2003	2002	2003	2002
Subordinate merger						
Nearest Neighbor Matching	47.467***	11.350	24.733***	12.768	19.366***	7.085
	(14.058)	(13.978)	(8.566)	(7.987)	(7.302)	(6.938)
On support: Treated	497	497	497	495	497	497
Control	2,190	2,293	2,190	2,290	2,181	2,286
Radius Matching	46.613***	12.953	24.975***	12.500**	15.175***	5.427
	(10.366)	(10.020)	(6.482)	(6.329)	(5.310)	(5.245)
On support: Treated	493	493	493	491	493	493
Control	2,189	2,291	2,189	2,288	2,180	2,284
Kernel Matching	44.123***	15.749	24.960***	13.759**	15.107***	6.272
	(10.301)	(9.892)	(6.410)	(6.254)	(5.261)	(5.185)
On support: Treated	495	496	495	494	495	496
Control	2,190	2,293	2,190	2,290	2,181	2,286

Placebo tests1

	Total expenditure		Investment		Bond	
	2001	2000	2001	2000	2001	2000
Subordinate merger						
Nearest Neighbor Matching	-0.070	6.052	-2.526	2.794	-3.548	5.550
	(13.911)	(12.790)	(8.076)	(7.054)	(6.923)	(6.361)
On support: Treated	497	497	497	497	497	497
Control	2,307	2,311	2,307	2,311	2,297	2,301
Radius Matching	3.356	3.969	4.538	-0.284	1.850	2.478
	(9.967)	(9.144)	(5.782)	(5.637)	(5.188)	(4.817)
On support: Treated	493	493	493	493	493	493
Control	2,305	2,309	2,305	2,309	2,295	2,299
Kernel Matching	6.239	4.681	4.481	-0.327	0.925	1.358
	(9.850)	(9.025)	(5.715)	(5.568)	(5.147)	(4.773)
On support: Treated	496	496	496	496	496	496
Control	2,307	2,311	2,307	2,311	2,297	2,301

おわりに

- 疑似実験手法の一つの例としてPSM-DIDを紹介
 - マッチングをするとき絶対にPSを使う必要があるわけではない。批判もある。
 - 共変量を用いて他のマッチング方法をおこなうこともできる
- 因果推論における研究手法の開発は驚くべきスピードで進んでいる
 - 他のマッチング手法の開発
 - 疑似実験手法どうしの組み合わせ, 処置群の異質性を考慮するなど
 - e.g. RDD-Matching, Matching-DID, DID-IV, First Difference-IV, DDD, SC-DID
 - 機械学習×因果推論
 - 構造推定×因果推論
- 研究テーマとデータに合わせて柔軟に対応していく
- 多くの手法を試して分析の頑健性を高めていく努力が必要

ご清聴ありがとうございました

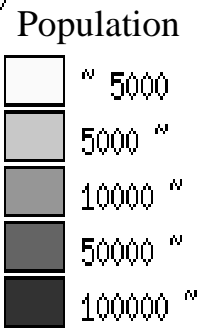
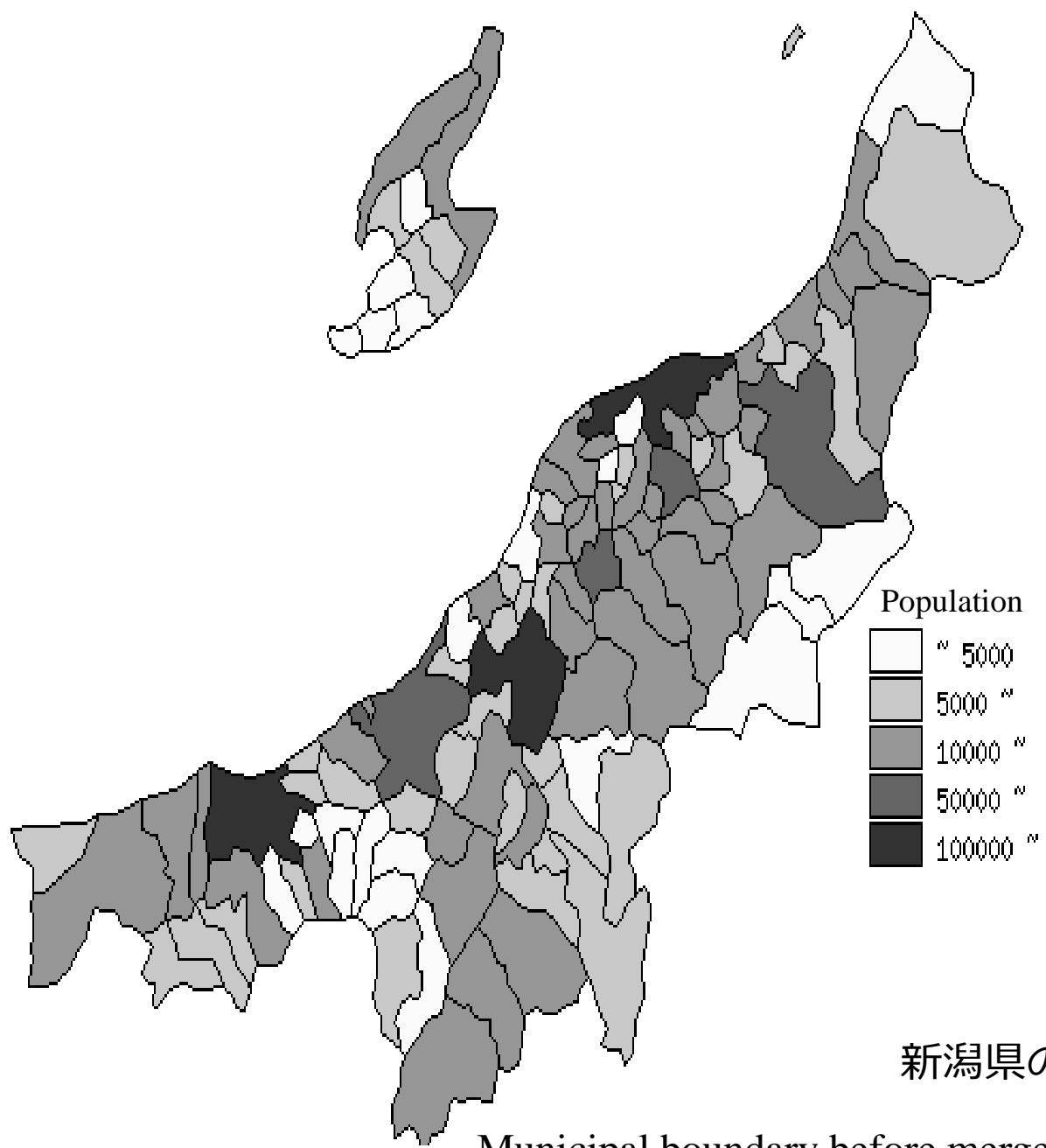
参考文献 マッチング関連

- Abadie, A., Drukker, D., Herr, J.L., Imbens, G.W., (2004) Implementing matching estimators for average treatment effects in Stata. *Stata J*, 4 (3), 290-311.
- Abadie, A., Imbens, G.W., (2008) "On the failure of the bootstrap for matching estimators." *Econometrica*, 76, 1537-1557.
- Abadie, A., Imbens, G.W., (2012) "Matching on the estimated propensity score." Mimeo. Available at <http://www.hks.harvard.edu/fs/aabadie/pscore.pdf>
- Becker, S.O., Ichino, A., (2002) Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *Stata J*, 2 (4), 358-377.
- Heckman, J.J., Ichimura, H., Todd, P.E., (1997) Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training programme. *Review of Economic Studies*, 64 (4), 605-654.
- Imbens(2014) "Matching methods in practice: Three example." *Journal of Human Resources*, March 31, 2015 50:373-419 .
- Imbens and Wooldridge(2009)"Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation" *Journal of Economic Literature* 47:1, 5-86.
- King and Nielsen. (2019) "[Why Propensity Scores Should Not Be Used for Matching.](http://j.mp/2ovYGsW)" *Political Analysis*, 27, 4. Copy at <http://j.mp/2ovYGsW>
- Rosenbaum, P.R., Rubin, D.B., (1983) "The central role of the propensity score in observational studies for causal effects." *Biometrika*, 70 (1), 41-55.

参考文献 因果推論全般

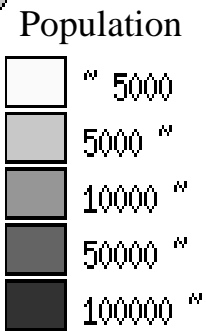
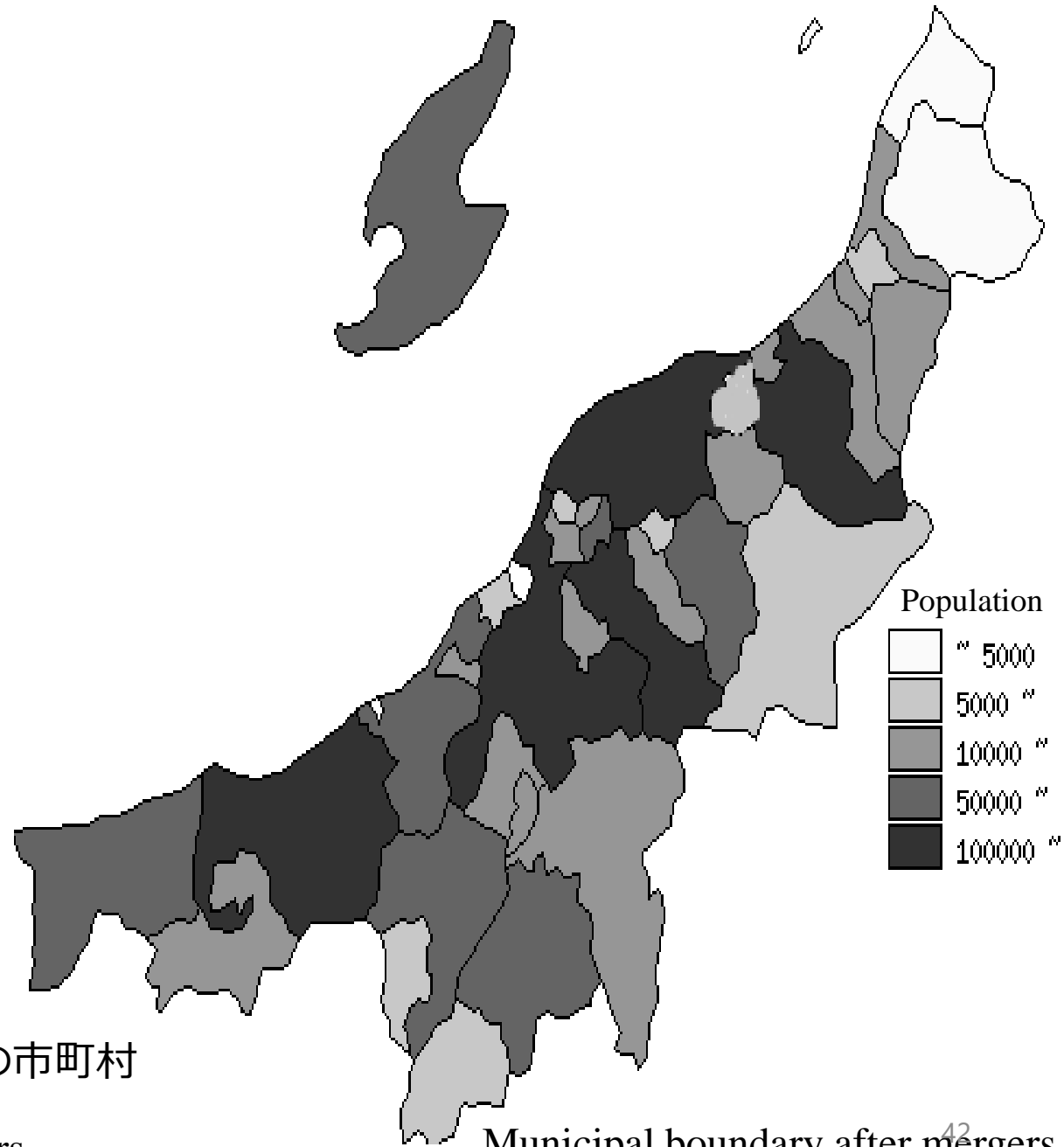
- Angrist and Pischke (2008) "Mostly Harmless Econometrics", Princeton press.
- Hernán MA, Robins JM (2020) "Causal Inference: What If" Boca Raton: Chapman & Hall/CRC."
 - <https://www.hsph.harvard.edu/miguel-hernan/causal-inference-book/>
- Imbens and Rubin(2015)"Causal Inference for Statistics, Social, and Biomedical Sciences" Cambridge University Press
- Ishise, Kitamura, Kudamatsu, Matsubayashi, Murooka (2019) "Empirical Research Design for Public Policy School Students: How to Conduct Policy Evaluations with Difference in Differences Estimation" 大阪大学OSSIP講義資料, <https://slides.com/kudamatsu/did-manual#/>
- Shadish, Cook, Campbell(2001)"Experimental and Quasi-Experimental Designs for Generalized Causal Inference" Wadsworth Pub Co.
- 安藤道人(2019) 『財政学・公共経済学のための統計的因果推論』 2018年度第5回関西公共経済学研究会報告資料 <https://sites.google.com/site/michihito7ando/lectures>
- 伊藤公一朗(2017) 『データ分析の力 因果関係に迫る思考法』 光文社新書
- 中室牧子・津川友介(2017) 『「原因と結果」の経済学 データから真実を見抜く思考法』 ダイヤモンド社
- デュフロ・グレナスター・クレーマー(2019) 『政策評価のための因果関係のを見つけ方 ランダム化比較試験入門』, 監訳・解説 小林庸平, 日本評論社.

Appendix



新潟県の市町村

Municipal boundary before mergers



Municipal boundary after mergers

PSMの結果

	Total expenditure		Investment		Bond	
	2003	2002	2003	2002	2003	2002
Subordinate merger						
Nearest Neighbor Matching	80.538**	45.414	25.752***	8.902	25.124***	16.737**
	(36.924)	(35.790)	(9.232)	(9.985)	(7.680)	(7.653)
On support: Treated	497	497	497	495	497	497
Control	2,190	2,293	2,190	2,290	2,181	2,286
Radius Matching	69.323**	33.343	30.360***	16.588**	21.268***	12.105**
	(27.077)	(27.520)	(6.453)	(7.266)	(5.471)	(5.945)
On support: Treated	493	493	493	491	493	493
Control	2,189	2,291	2,189	2,288	2,180	2,284
Kernel Matching	75.617***	32.570	30.777***	14.997**	21.864***	12.598**
	(26.816)	(27.272)	(6.393)	(7.191)	(5.408)	(5.871)
On support: Treated	495	496	495	494	495	496
Control	2,190	2,293	2,190	2,290	2,181	2,286

PSM-DIDの結果2

	Subordinate merger model			
	Road		Park	
	2003	2002	2003	2002
Nearest Neighbor	4.837*	1.212	1.078*	0.137
	(2.772)	(2.674)	(0.586)	(0.807)
On support: Treatment	497	497	497	497
On support: Control	2,190	2,293	2,190	2,293
Radius	5.624***	3.024	1.488***	0.828*
	(1.965)	(1.969)	(0.502)	(.0477)
On support: Treatment	493	493	493	493
On support: Control	2,189	2,291	2,189	2,291
Kernel	5.929***	3.155	1.521***	0.836*
	(1.946)	(1.950)	(0.494)	(0.467)
On support: Treatment	495	496	495	496
On support: Control	2,190	2,293	2,190	2,293

Placebo tests2

	Subordinate merger model			
	Road		Park	
	2001	2000	2001	2000
Nearest Neighbor	-2.876	-1.603	0.195	0.533
	(2.713)	(2.356)	(0.936)	(0.623)
On support: Treatment	497	497	497	497
On support: Control	2,307	2,311	2,307	2,311
Radius	1.379	0.083	0.982	0.666
	(1.853)	(1.708)	(0.704)	(0.537)
On support: Treatment	493	493	493	493
On support: Control	2,305	2,309	2,305	2,309
Kernel	0.206	-1.472	1.002	0.681
	(1.834)	(1.690)	(0.695)	(0.529)
On support: Treatment	496	496	496	496
On support: Control	2,307	2,311	2,307	2,311

Dominant partner

Merged year 2004	Total expenditure		Investment		Bond	
	2003	2002	2003	2002	2003	2002
Dominant merger model						
Nearest Neighbor Matching	25.148***	16.405**	5.667	2.647	-0.722	-3.861
	(9.769)	(8.350)	(5.806)	(5.678)	(3.960)	(4.056)
On support: Treated	218	218	218	218	218	218
Control	2,503	2,601	2,503	2,595	2,496	2,595
Radius Matching	17.607***	17.304***	2.360	3.842	-5.474*	-1.586
	(5.212)	(5.117)	(3.859)	(3.790)	(2.890)	(2.865)
On support: Treated	218	218	218	218	218	218
Control	2,503	2,601	2,503	2,595	2,496	2,595
Kernel Matching	16.213***	15.567***	1.765	3.053	-4.175	-1.353
	(5.319)	(5.207)	(3.915)	(3.836)	(2.938)	(2.907)
On support: Treated	218	218	218	218	218	218
Control	2,503	2,601	2,503	2,595	2,496	2,595