

# La valutazione di impatto di tipo controfattuale

Mara Giua  
(Università Roma Tre)

Incontro del Sistema Nazionale di Valutazione della Politica di Coesione  
**Comprendere risultati e impatti della Politica di Coesione**

21 giugno 2023  
Roma

## L'identificazione dell'impatto del trattamento per la politica di coesione

### Domanda

Cosa sarebbe accaduto se una certa misura non fosse stata finanziata?

Vorremmo per poter osservare, per la stessa unità, due diversi stati ( $T=0$  e  $T=1$ ) e due diversi outcomes ( $Y0$  e  $Y1$ ) :

( $Y1 | T=1$ ) in caso l'unità fosse trattata

( $Y0 | T=0$ ) in caso l'unità fosse non trattata

## L'identificazione dell'impatto del trattamento per la politica di coesione

### Problema

Una stessa unità (es. regione) può risultare classificata T=0 (es. se  $PIL > 75\% UE$ ) o T=1 (es. se  $PIL < 75\% UE$ )

non possiamo osservare Y0 per T=1 e Y1 per T=0

non possiamo calcolare l'impatto causale della misura/politica facendo:  $Y1 - Y0$

## Soluzione

Bisognerebbe allora avere (o ricreare...) una situazione del genere:

Un insieme di territori egualmente svantaggiati

Solo alcuni di essi vengono finanziati

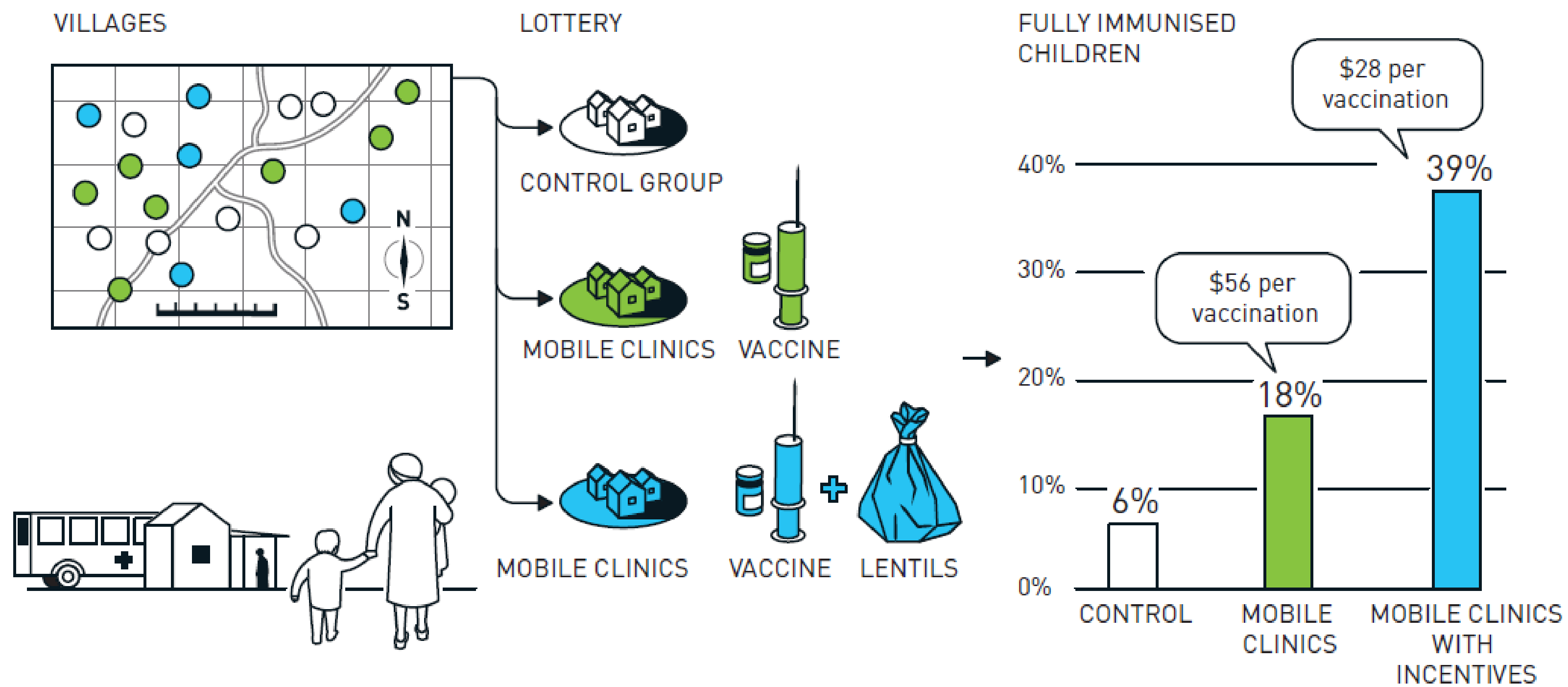
Finanziati e non finanziati vengono osservati dopo tempo: quali differenze?

Alternative sono:

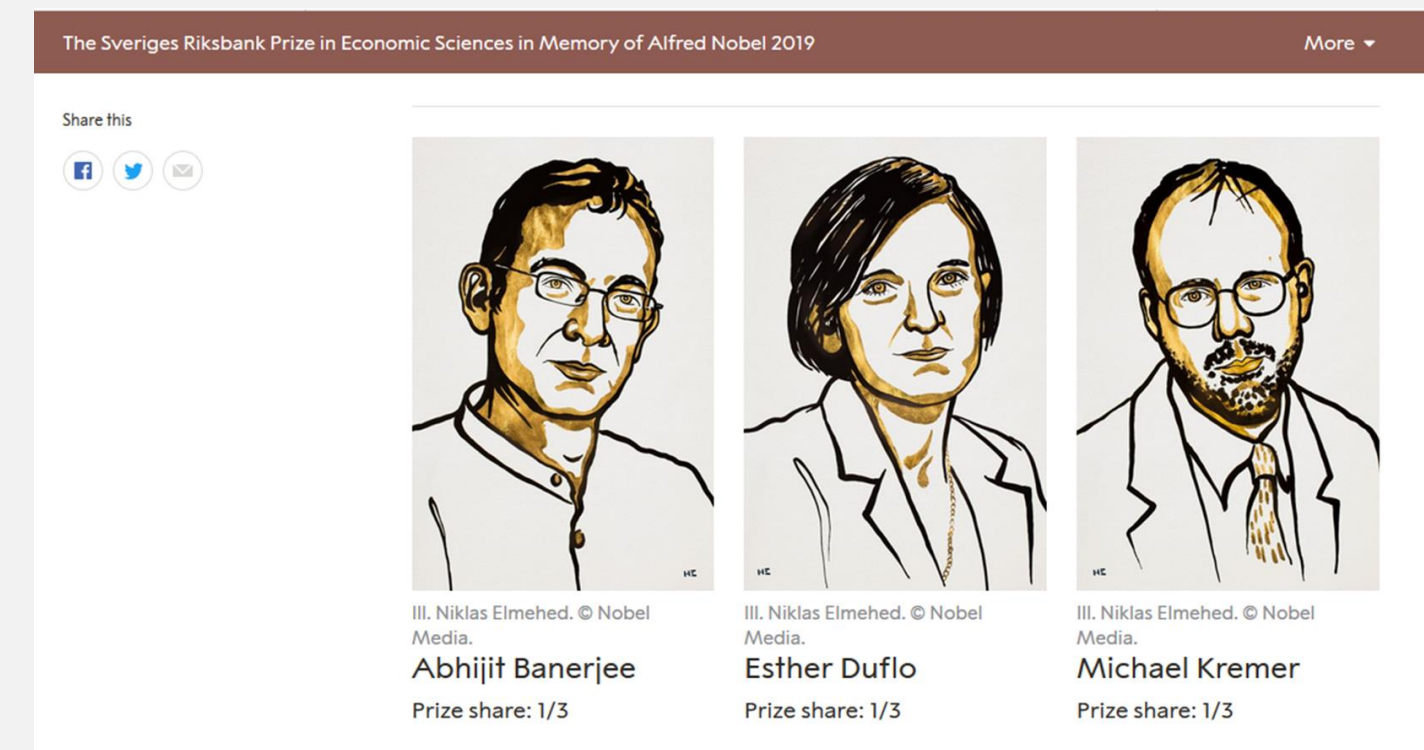
avere: randomized control trials (non applicati)

ricreare: as good as random scenario (diversi metodi controfattuali)

## Soluzione Randomized Control Trial (RCT)



©Johan Jarnestad/The Royal Swedish Academy of Sciences



TED Lecture 2010: <https://www.youtube.com/watch?v=0zvrGiPkVcs>

Randomized Controlled Trials (in equazione)

$$Y_i = \alpha + \gamma T_i + \beta X_i + \varepsilon_i$$

$i$  = unit (village)

$Y$  = outcome variable (immunization rate)

$T$  = Treatment (camp) = 1 (villages with camps) and 0 otherwise

$X$  = controls (observables at time  $t-1$ )

$\varepsilon$  = error term

$\gamma$  = estimation of the effect of the policy on  $Y$

Treated and untreated villages are different only for the treatment that they received:  
estimation of  $\gamma$  is unbiased

Fuori dal Randomized Control Trial  
la variabile trattamento è correlata con l'errore  
attraverso variabili che possono simultaneamente agire sul trattamento e sulla variabile outcome.

Ci sono quindi rilevanti “variabili omesse” (selezione sulle osservabili)

Se tra queste variabili ce ne sono di “non osservabili”,  
dunque non possiamo risolvere inserendole in una regression OLS come controlli

$$Y_i = \alpha + \gamma T_i + \beta X_i + \varepsilon_i$$

$i$  = unit (region, firm)

$Y$  = outcome variable (gdp or employment)

$T$  = Treatment (dummy) = 1 (if region  $i$  is disadvantaged) and 0 otherwise

$X$  = controls (observables at time  $t-1$ )

$\varepsilon$  = error term

$\gamma$  = estimation of the effect of the policy on  $Y$

Treated and untreated regions are different on many aspects and not only for the treatment that they received:

could we control for all these characteristics?



## Soluzione Metodi controfattuali

Metodi controfattuali per riprodurre uno scenario "As good as Random",  
dove valgono le proprietà della "randomizzazione"

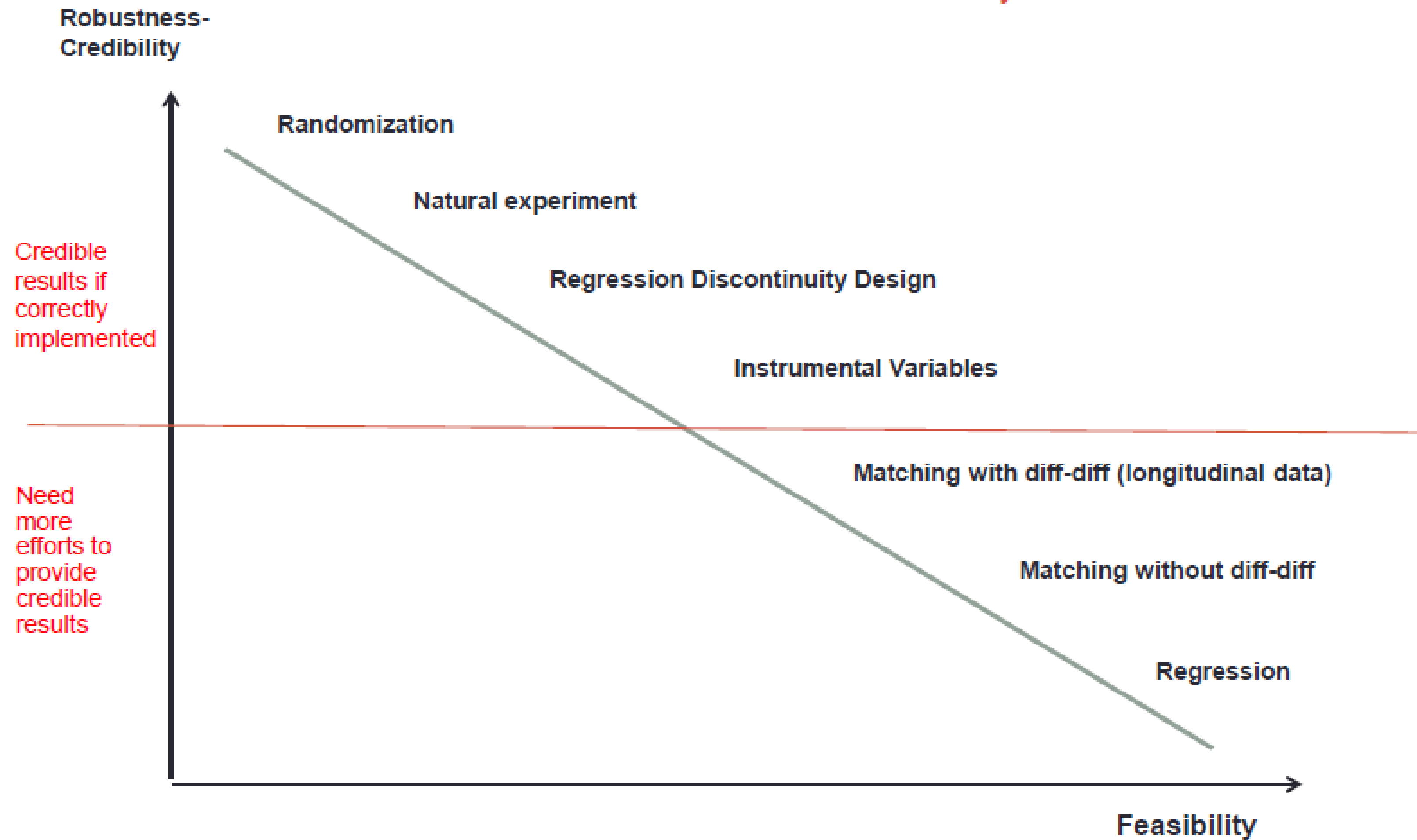
Gli effetti del trattamento potranno essere stimati attraverso una semplice regressione OLS  
senza più problemi di endogeneità (selezione) del trattamento

Le differenze tra gli outcomes di trattati e non trattati saranno attribuibili al trattamento: impatto netto della politica

## Articoli scientifici che adottano metodi controfattuali per stimare l'impatto della Politica di Coesione

1. Becker et al., 2010 – **RDD** Europa
2. Becker et al., 2012 – **GPSM** Europa
3. Mitze, Paloyo & Alecke, 2012 – **PSM** Germania
4. Pellegrini et al., 2013 – **RDD** Europa
5. Becker et al., 2013 – **RDD** Europa
6. Percoco, 2013 – **RDD** Italia
7. Accetturo et al., 2014 – **RDD** Europa
8. Bondonio & Greenbaum, 2014 – **RDD** Piemonte
9. Andini & de Blasio, 2014 – **PSM** Italia
10. Ferrara et al., 2016 – **RDD** Europa
11. Giua, 2017 – **Spatial RDD** Italia
12. Di Cataldo, 2017 – **SCM** United Kingdom
13. Cerqua & Pellegrini, 2018 – **RDD** Europa
14. Crescenzi de Blasio & Giua, 2018 – **RDD** Italia
15. Crescenzi & Giua, 2020 – **Spatial RDD** Europa
16. Bachtrögler, Fratesi & Perucca, 2020 – **PSM** Europa
17. Crescenzi, Di Cataldo & Giua, 2020 – **Spatial RDD** United Kingdom

## The trade off between robustness and feasibility



FONTE: Bronzini R., 2020 (Keynote Lecture, Scuola Valutazione Politiche - Università Roma Tre)

## Il Regression Discontinuity Design per valutare l'effetto di una politica

Si può applicare in condizioni specifiche:

Il trattamento deve essere assegnato in base a un criterio identificabile, che stabilisce una 'soglia'

Ci devono essere una popolazione di trattati e una popolazione di non trattati

Trattati e non trattati devono essere distribuiti intorno alla soglia in modo uniforme

Numero di osservazioni

Numero di variabili (per testare le balancing properties)

## Il Regression Discontinuity Design per valutare l'effetto di una politica (2)

Richiede una discontinuità (soglia) in una variabile (forcing) che determina l'assegnazione del trattamento  
Le osservazioni sulla soglia sono lo scenario As Good As Random: si può ricadere da una parte o dall'altra della soglia 'per caso'

Paragonando gli outcomes delle osservazioni che presentano valori simili della variabile in base a cui si assegna il trattamento e che ricadono da una parte (trattamento) o dall'altra (controllo) della soglia siamo in grado di identificare l'effetto causale della politica. Infatti:

1. Possiamo testare che alla soglia l'unico elemento che differenzia i due gruppi di osservazioni è il trattamento, mentre tutte le altre caratteristiche che possiamo osservare sono equamente distribuite tra osservazioni trattate e non trattate (balancing properties)
2. Valgono le proprietà di un contesto randomizzato: qualsiasi differenza si manifesterà in termini di outcomes, potrà ricondursi all'unica differenza esistente, che è il trattamento



Come sarebbero andate le cose se Helen non fosse riuscita a prendere il treno?

## Classificazione delle regioni nel periodo di Programmazione 2014-2020

Less Developed Regions (T=1)

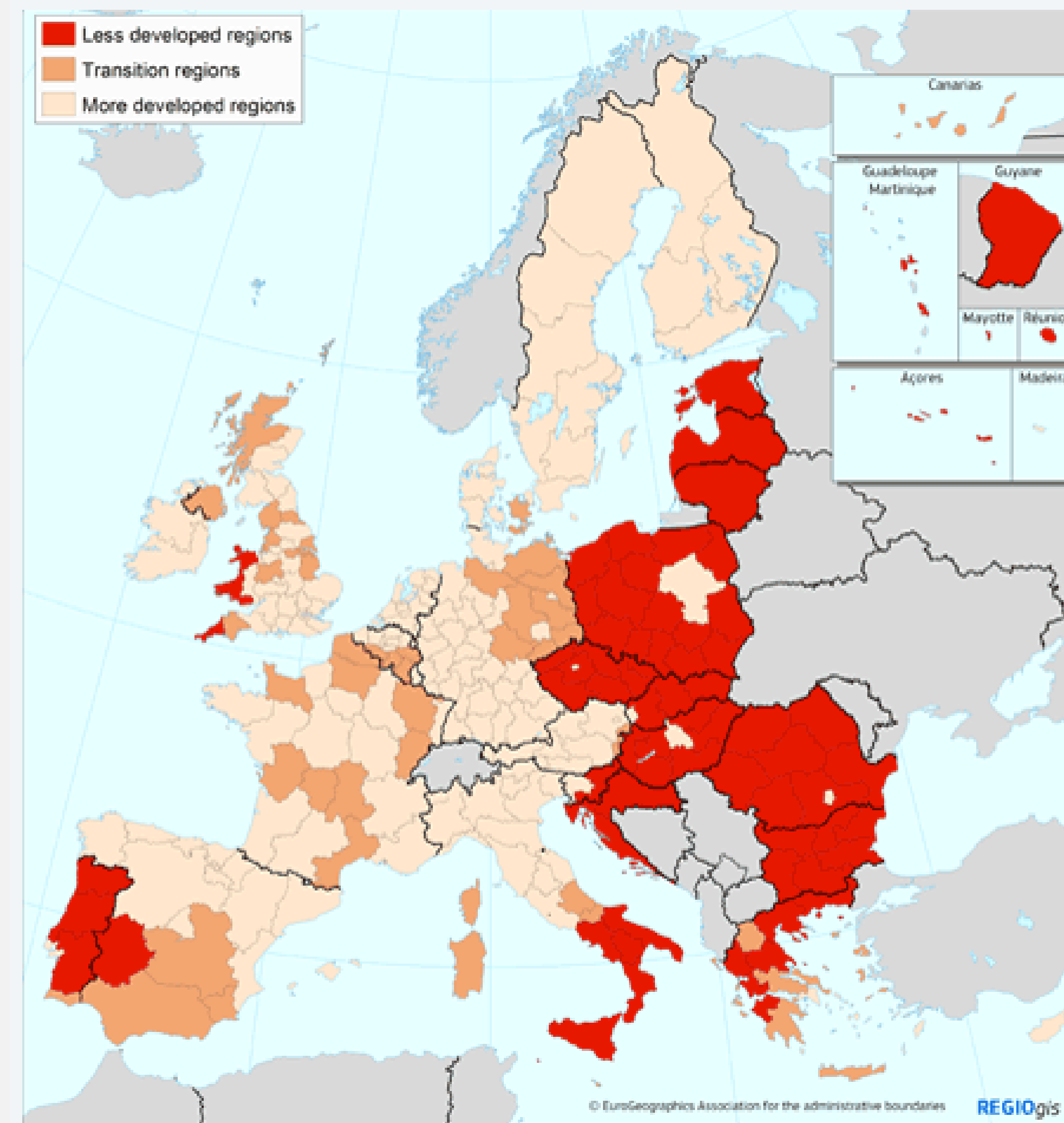
PIL pro capite < 75% di quello medio Europeo

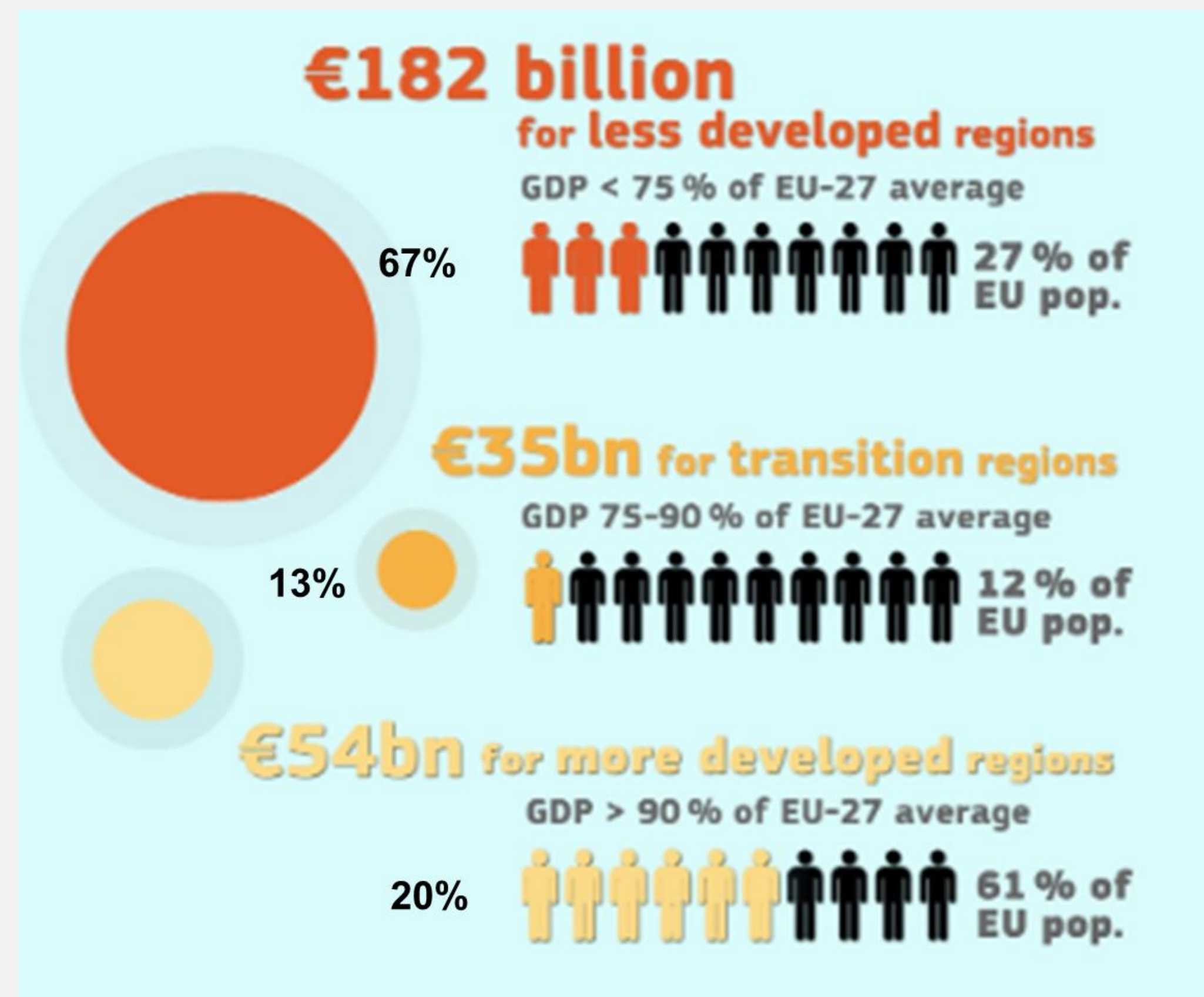
Transition Regions (T=0)

PIL pro capite tra il 75 e il 90% di quello medio Europeo

More Developed Regions (T=0)

PIL pro capite > 90% di quello medio Europeo







## Regression Discontinuity Design

L' assegnazione del trattamento ( $D$ ) è determinata da una variabile (forcing variable -  $x$ ) che raggiunge un certo valore soglia (threshold -  $d$ )

$$y_i = \beta D_i + m(x_i) + \varepsilon_i$$
$$D_i = I \{x_i \geq d\}$$

L' impatto causale della politica (Average Treatment Effect) si stima, come differenza di medie, alla soglia ( $d$ ):

$$\lim_{(c-d) \rightarrow 0^+} E[y_i | x_i = c] - \lim_{(c-d) \rightarrow 0^-} E[y_i | x_i = c]$$

## Regression Discontinuity Design

Restringendo il 'sample' alle osservazioni che hanno un valore di  $x$  vicino al valore ( $d$ ):

$$|x_i - d| \rightarrow 0$$

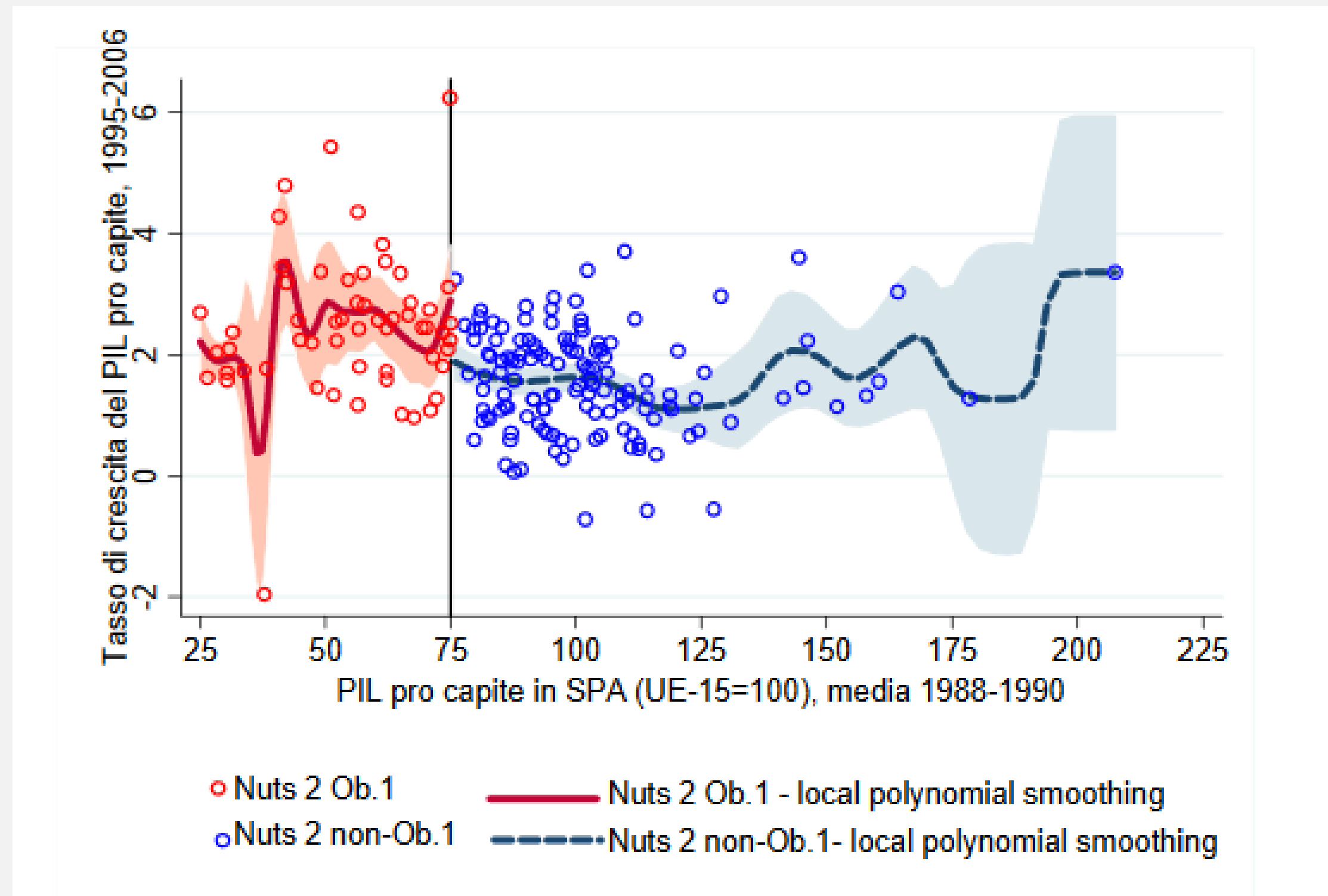
Trattati e Non trattati sono simili in tutto meno che per il trattamento

Trade off sul 'sample' di riferimento:

estendere la finestra a osservazioni più lontane da ( $d$ ) o ridurla tenendo solo quelle 'vicinissime' a ( $d$ ).

Possiamo estendere il 'sample', inserendo in una regressione la variabile forcing ( $x$ ) in forma parametrica (polinomiale)

Pellegrini, Terribile, Tarola, Muccigrosso & Busillo, 2010



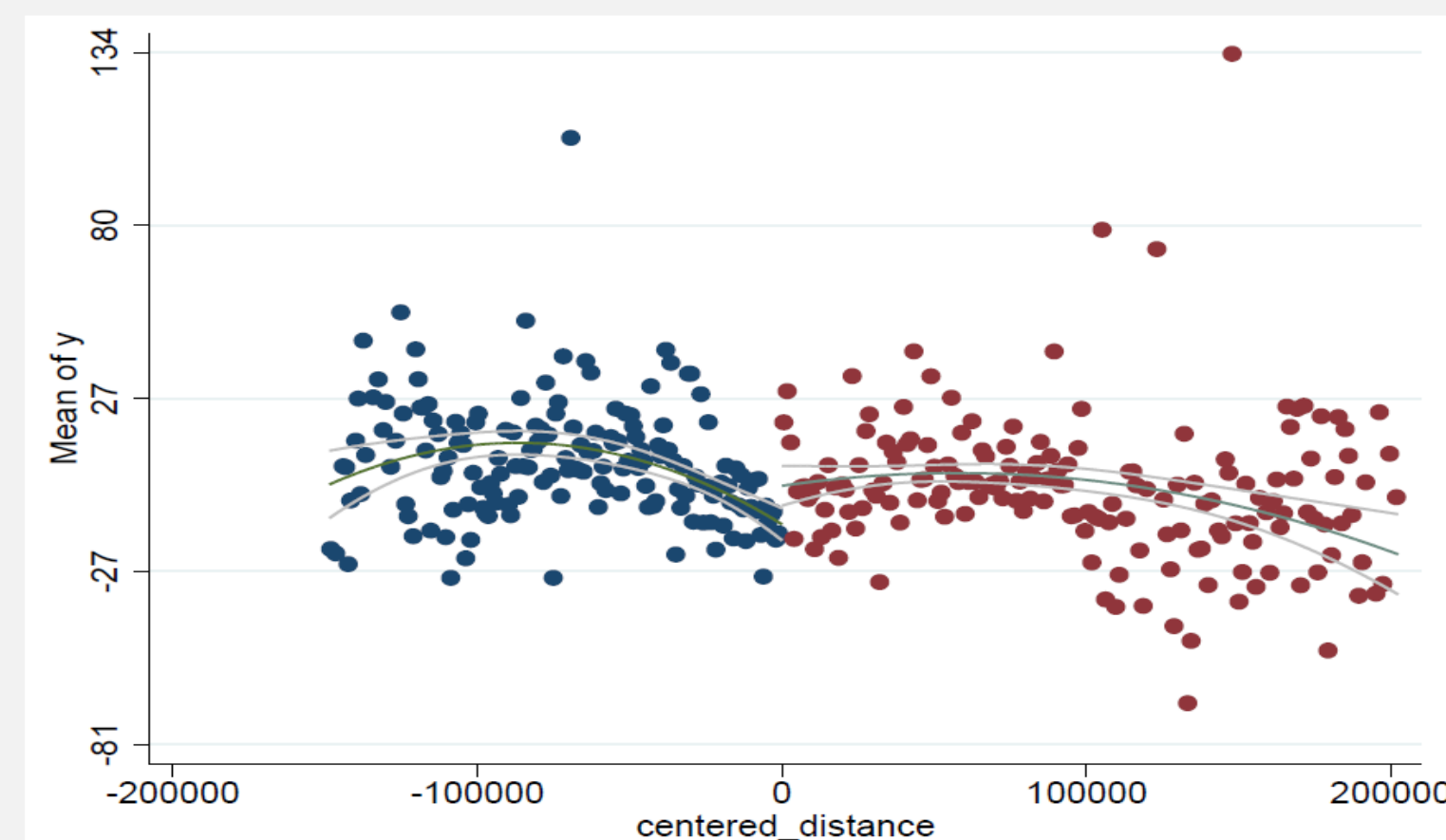
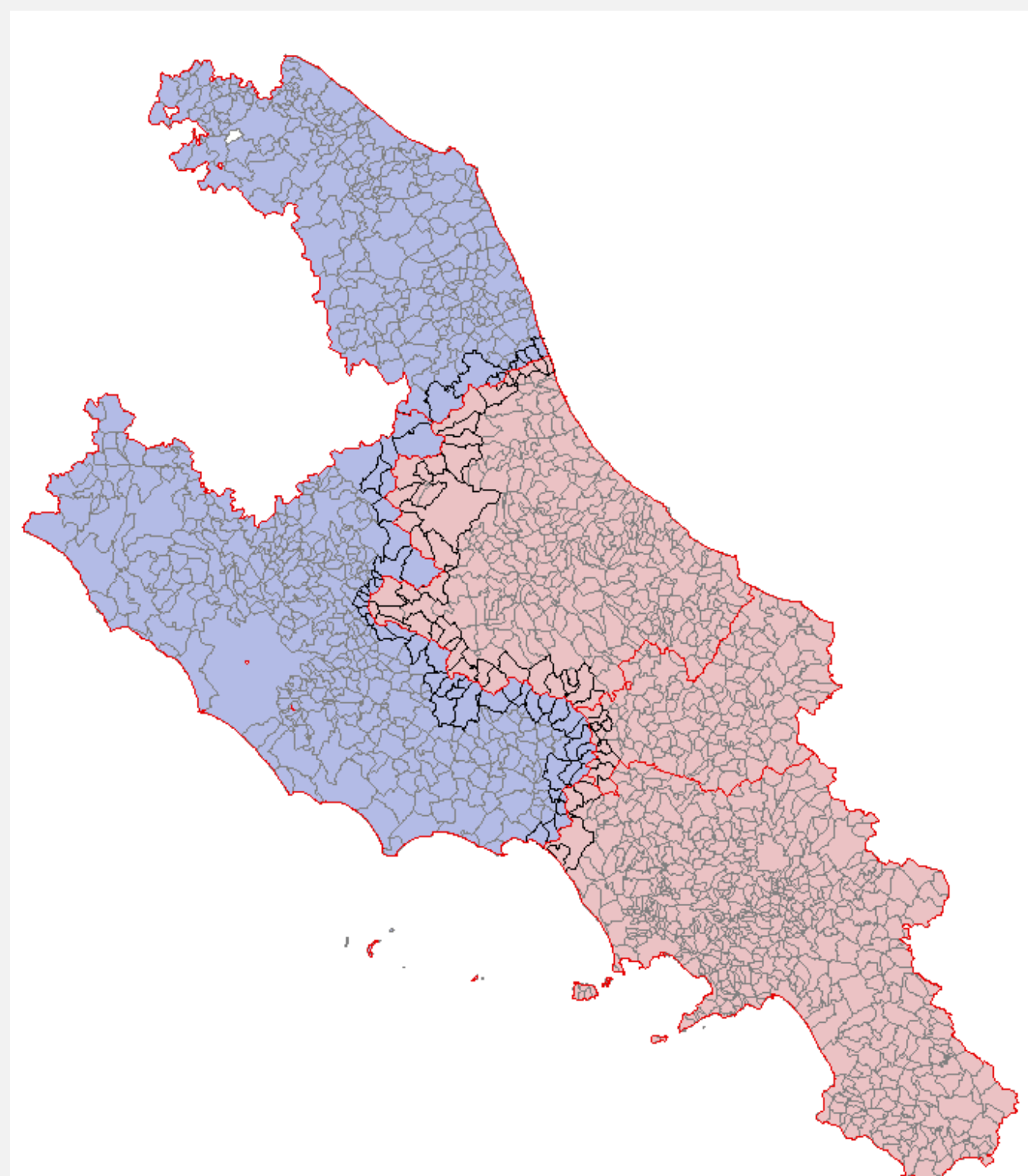
Forcing variable:  
PIL pro-capite delle regioni dell'Unione  
Europea rispetto al PIL medio UE

Discontinuità:  
75% del PIL pro-capite medio UE

Osservazioni:  
regioni dell'Unione Europea

Giua, 2017

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/jors.12300>



Forcing variable:  
distanza da un confine amministrativo  
che separa regioni trattate  
(Obiettivo 1) da regioni non trattate

Discontinuità:  
confine che separa regioni trattate  
(Obiettivo 1) da regioni non trattate

Osservazioni:  
comuni delle regioni trattate (Obiettivo 1)  
e non trattate separate dal confine

TABLE 4: Effect of EU Regional Policy on Employment. Border Strategy Specification

	Left Panel—OLS Benchmark			Right Panel—OLS Border Strategy		
Objective 1 status	−1.7620 (3.7287)	−1.4999 (0.7653)	2.008 (1.0245)	15.1803** (6.5585)	15.1896** (6.6592)	14.3379** (5.8379)
Employment		−0.0017** (0.0001)	−0.0004** (0.0001)		0.0006 (0.0016)	0.0004 (0.0036)
Plants		0.0121*** (0.0063)	0.0030*** (0.0015)		−0.0013 (0.0094)	−0.0017 (0.0229)
Population density			0.0012*** (0.0007)			−0.0051 (0.0303)
Dependency ratio			−0.5882** (0.0275)			−0.6117 (0.3664)
Uneducated population			−1.3310** (0.0791)			1.3459 (1.1854)
$R^2$	0.001	0.010	0.066	0.127	0.130	0.156
Obs	1,566	1,566	1,564	99	99	99

*Notes:* \*\*\* Statistically significant at 1 percent level; \*\* statistically significant at 5 percent level; \* statistically significant at 10 percent level. Specifications are related to model (1) where the outcome variable is Y (relative employment variation 1991–2001) and all the other variables refer to the pretreatment year (1991). Regressions in the right panel include the set of boundary dummies and excluded the constant term. Standard errors (in brackets) are clustered at the regional level and corrected for small number of clusters via wild bootstrap (Cameron et al., 2008).

Giua, 2017

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/jors.12300>

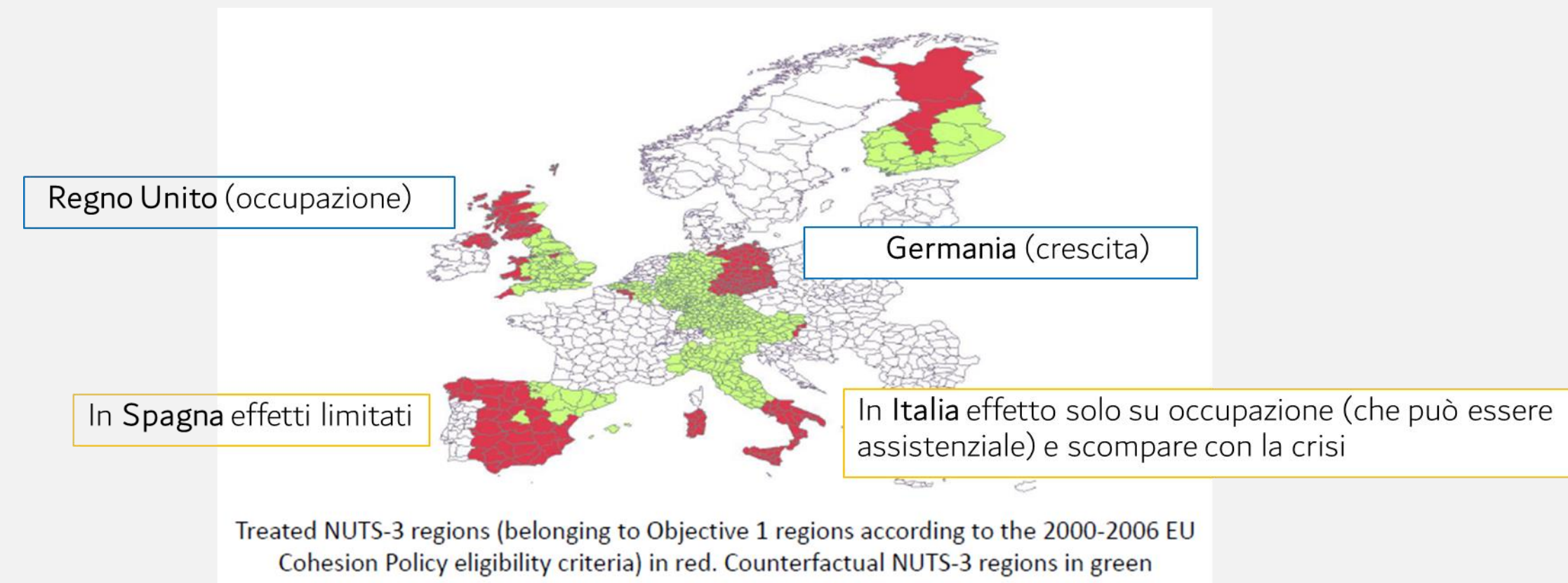
TABLE 5: Effect of EU Regional Policy on Employment. Parametric RDD Specification

	Forcing Variable: <i>distance</i>			Forcing Variable: <i>centroids' coordinates</i>		
Objective 1 status	9.0378*	9.4504***	12.0415***	10.7132***	10.5849***	9.4740***
	(4.6112)	(4.8217)	(6.1437)	(5.4660)	(5.4005)	(4.8337)
Employment		-0.0015**	-0.0004*		-0.0005*	-0.0001
		(0.0001)	(0.0001)		(0.0000)	(0.0001)
Plants		0.0103***	0.0028**		0.0040*	0.0012
		(0.0053)	(0.0015)		(0.0021)	(0.0007)
Population density			0.0012***			-0.0001
			(0.0006)			(0.0002)
Dependency ratio			-0.5487**			-0.5077***
			(0.0018)			(0.0259)
Uneducated population			-0.8672**			-0.5890
			(0.1449)			(0.2728)
Constant	-15.6554**	-16.7258**	24.0460***	-165904**	-168082**	-80285.87**
	(0.0000)	(0.0398)	(12.2684)	(20319.40)	(20479.65)	(40054.24)
Polynomial degree	3	3	2	3	3	3
$R^2$	0.035	0.042	0.078	0.062	0.063	0.089
Obs	1,566	1,566	1,564	1,566	1,566	1,564

Notes: \*\*\* Statistically significant at 1 percent level; \*\* statistically significant at 5 percent level; \* statistically significant at 10 percent level. Specifications are related to model (2) where the outcome variable is Y (relative employment variation 1991–2001) and all the other variables refer to the pretreatment year (1991). Standard errors (in brackets) are clustered at the regional level and corrected for small number of clusters via wild bootstrap (Cameron et al., 2008). Parametric specifications with up to 3 polynomial order. We report coefficients of the best specification according to the Akaike Informative Criterion (AIC).

## Perchè un'applicazione è diversa dall'altra (esempio 1)

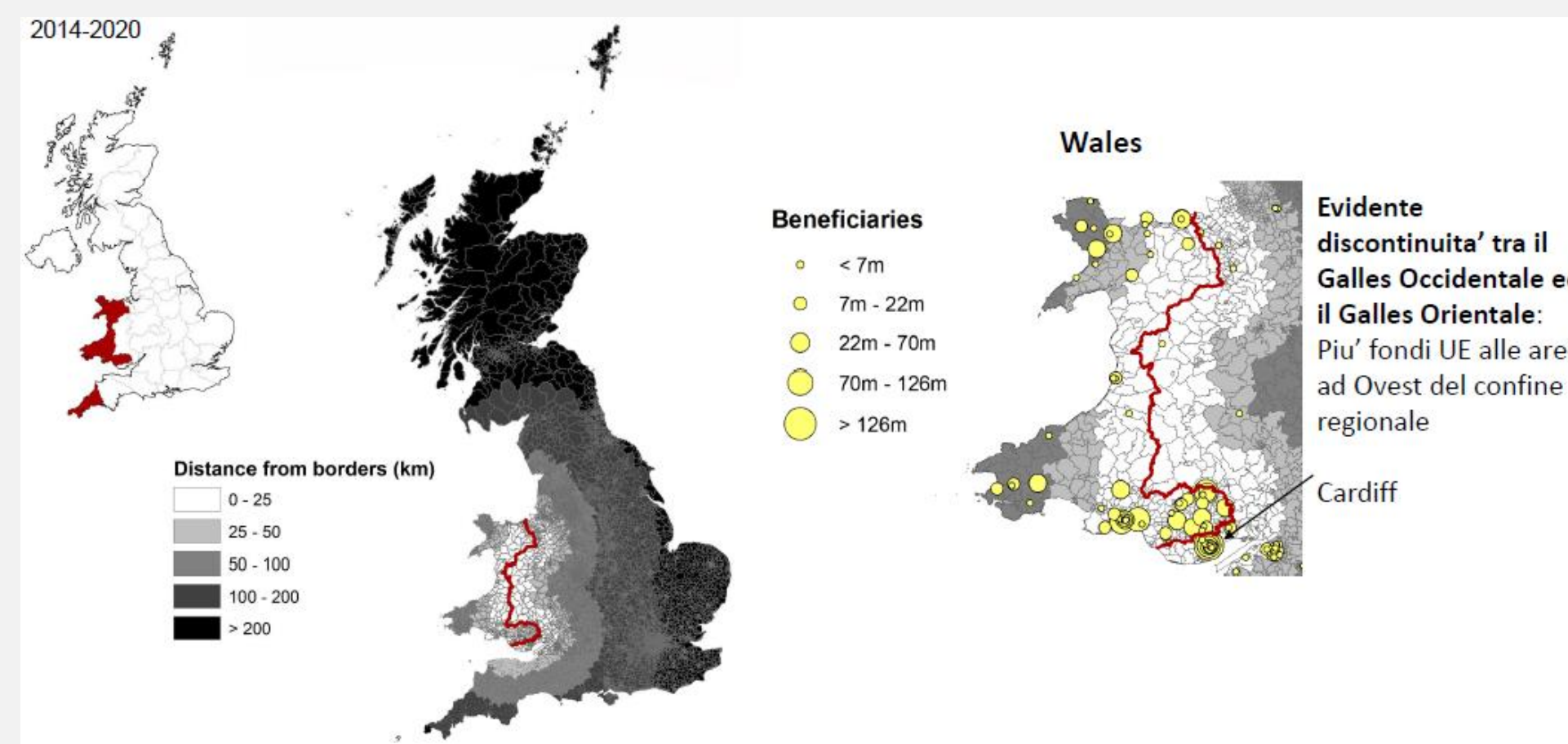
Per l'Europa l'impatto è positivo sia su crescita che su occupazione (anche post crisi 2008).  
Ma stimando paese per paese: l'impatto positivo è concentrato in Germania e Regno Unito:



Crescenzi, R. & Giua, M. (2020) [One or many Cohesion Policies of the European Union? On the differential economic impacts of Cohesion Policy across Member States](#), Regional Studies

## Perchè un'applicazione è diversa dall'altra (esempio 2)

Tra i maggiori beneficiari della politica di coesione alcune regioni del Regno Unito: ma nessun effetto sulle preferenze espresse dagli elettori al momento del Referendum per lasciare l'UE (... se non in presenza di miglioramenti tangibili nelle condizioni economiche locali che le politiche erano chiamate a generare)



Crescenzi R., Di Cataldo M. & Giua, M. (2020) It's not about the money. EU funds, local opportunities, and Euroscepticism, *Regional Science and Urban Economics*, <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2020.103556>



Crescenzi, de Blasio & Giua, 2018

**Cohesion Policy incentives for collaborative industrial research:  
evaluation of a Smart Specialisation forerunner programme**

A specific measure of a National Program financed by the EU Cohesion Policy during the 2007-2013 period for roughly 1 billion euros

More than 500 projects presented with 2,500 firms involved

The aim was supporting industrial research and innovation for Italian Mezzogiorno firms

Which is the impact of the measure on beneficiary firms' performance?

Average and heterogeneous impact estimation via Regression Discontinuity Design (RDD) models, based on the score's threshold according to which applicant projects are selected or refused for the grant

Crescenzi, de Blasio & Giua, 2018

Cohesion Policy incentives for collaborative industrial research: evaluation of a Smart Specialisation forerunner programme

Capofila	Titolo	Punteggio
POSTE ITALIANE SPA	MODERN - Modelli Architeturali per la Definizione, l'Esecuzione e la Riconfigurazione di	138,17
ISTITUTO ORTOPEDICO RIZZOLI (IRCCS)	PIATTAFORME TECNOLOGICHE INNOVATIVE PER L'INGEGNERIA TISSUTALE	135,9
I.D.I. - ISTITUTO DERMOPATICO DELL'IMMACOLATA - IRCCS	NANODERMA-IDI: NANOMATERIALI ED IDROGELI PER LA DERMATOLOGIA: DIAGNOSI IN SITU.	135,3
SELEX Sistemi Integrati S.p.A.	Nuove architetture radar multifunzionali per la gestione del traffico aereo ed la meteorologia.	134,91
Università della Calabria	Modelli sperimentali biotecnologici integrati per lo sviluppo e la selezione di molecole di interesse	133,46
ELASIS S.C.p.A.	MULTIAIR EVOLUTION - Motopropulsore a benzina di nuova generazione a ridottissime	132,6
Carlo Gavazzi Space S.p.A.	PANDION - Studio di sottosistemi funzionali innovativi per impieghi spaziali	132,43
STRESS S.c.a r.l.	PROVACI Tecnologie per la PROtezione sismica e la VALorizzazione di Complessi di Interesse	131,6
SANOFI-AVENTIS S.P.A.	Studio di nuove tecnologie e piattaforme tecnologiche per il miglioramento di pro	
Siena Biotech SpA	"Sviluppo di modulatori delle Sirtuine co nuovo approccio terapeutico nelle patologie	131,46
SELEX GALILEO	Packaging basato su nanomateriali per Ricevitori ed Exciter compatti per Applicazioni Radar con	131,39
Parco Tecnologico Padano s.r.l. - Società Unipersonale	EpiSud - Programma per sviluppare metodologie per l'identificazione ed il controllo di infezioni	131,25
Poste Italiane S.p.A.	DIGiCult - Valorizzazione di Giacimenti Culturali Diffusi	130,99
Istituto S.Anna srl	NEUROSTAR - NEUROscienze e Sistemi Tecnologie e procedure Avanzate per	

Treated

Untreated

Forcing variable:  
punteggio della graduatoria di valutazione di progetti presentati

Discontinuità:  
punteggio assegnato all'ultima application che rientra nel finanziamento prima che si esauriscano le risorse

Osservazioni:  
imprese che hanno presentato progetti

Crescenzi, de Blasio & Giua, 2018

**Cohesion Policy incentives for collaborative industrial research:  
evaluation of a Smart Specialisation forerunner programme**

Data:

Database of all applicant projects, with information on SCORE, intended outcomes, time frame, location, costs to be financed, investment plan, involved firms, structure of the consortium (specific of the measure)

Firms general characteristics (e.g., Aida, Asia ul, Telemaco, Pitagora, Cerved, Orbis)

Database on the projects: financial allocations, payments, financial progress, subjects involved, contextualization within the cohesion policy framework (e.g., OpenCoesione [www.opencoesione.gov.it](http://www.opencoesione.gov.it))

Data interoperability: firm id

Crescenzi, de Blasio & Giua, 2018

Cohesion Policy incentives for collaborative industrial research:  
evaluation of a Smart Specialisation forerunner programme

Identification strategy:

According to resources availability, only roughly 150 projects are admitted for the funding: projects getting a score (forcing variable) over a certain threshold compose the treatment group

The scheme did not allow firms to participate if applying for other sources of public funding

Projects are financed as soon as selected with an upfront transfer of up to 70% of the total funding assigned

They have to be concluded within 3years

Crescenzi, de Blasio & Giua, 2018

Cohesion Policy incentives for collaborative industrial research:  
evaluation of a Smart Specialisation forerunner programme

$$y = treat + g(score) + treat [\beta + g(score) + h(Z)] + \varepsilon$$

*y*: treatment intended outcome (e.g., investments)

*treat*: treatment dummy = 1 for admitted applicants

Treatment year: 2011; pre-treatment year: 2010

*g (score)*: polynomial of the forcing variable used to balance observations

*(Z)*: conditioning variable, per cogliere l'effetto eterogeneo associato a dimensioni caratterizzanti la policy (e. g. consorzio con molti partner, partecipazione di Univ, settori low o high tech etc)

Crescenzi, de Blasio & Giua, 2018

Cohesion Policy incentives for collaborative industrial research: evaluation of a Smart Specialisation forerunner programme

There is no evidence that CIR incentives helped the economic performance of beneficiary firms.

How does the impact depend on policy / recipient characteristics?

**Table 1.** Impact of Collaborative Industrial Research (CIR) on investments, value added and employment (non-parametric results).

	Investments	Value Added	Employment
Treatment	-0.9572 (0.7053)	-1.0903* (0.5156)	-0.2213 (0.5841)
Constant	-2.8617*** (0.5862)	-1.0051** (0.3655)	-5.4239*** (0.3446)
$R^2$	0.0213	0.0858	0.107
Polynomial degree	1	1	1
Observations	105	67	66

Notes: Standard errors (in parentheses) are clustered at the project level. Estimates were derived with the optimal bandwidth and polynomial degree selected by the routine robust (Calonico et al., 2014). Significance levels: \*\*\* < 0.001; \*\* < 0.010; \* < 0.050.

Z4: Low-tech (firms operating in low-tech sectors)	Treatment	-1.2547 (0.7253)	-1.0107 (0.5458)	-0.2179 (0.6059)
	Z4	-0.2369 (0.2933)	-0.5737* (0.2650)	-1.6071*** (0.2222)
	Treatment*Z4	1.2951** (0.4333)	0.1203 (0.4162)	1.3514** (0.4749)
	$P$ Wald test	0.0121	0.0072	0.0000
	$R^2$	0.065	0.107	0.139

## Difference in Differences

Effect of job training on earnings:

If you compare treated and untreated

- Problem of unobserved differences between treated and untreated that are correlated with outcomes.
- those who participate in job training program are more motivated to work anyways, so would earn more than non-participants even without training program: overestimate effect of program

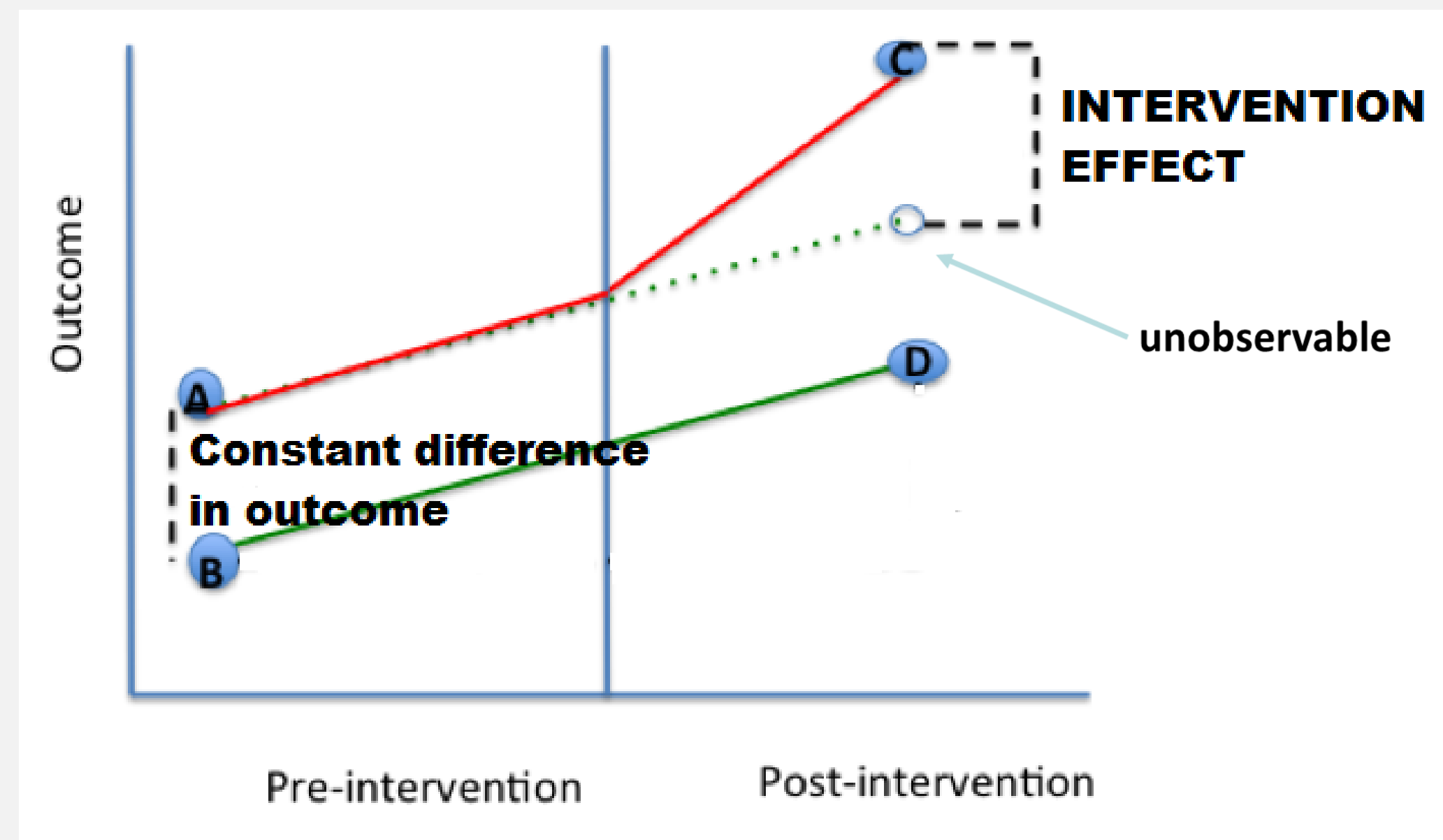
If you compare outcome of treated before and after treatment

- Problem of time-trends (e.g. business cycles)
- If there is a recession in the time after the job training, then underestimate the effect of the job training

## Difference in Differences

DID is suitable in evaluation contexts where observational data for treated and untreated units are available both before and after treatment.

In the absence of treatment, change in treated outcome would have been as change in non-treated outcome, i.e. changes in the economy or life-cycle etc (unrelated to treatment) affect the two groups in a similar way.





## Matching techniques

It uses untreated units (control group) similar in several respects to treated units, before the treatment, as counterfactual.

The assumption is that the performance of the untreated units chosen as control group mimics the performance of treated units if they were not treated

Similarity between the treated and untreated unit of the control group chosen according to the available observables before the treatment

It is based on the Conditional Independence Assumption (CIA): conditional on observables, the difference between the two groups is only the exposure to the treatment

## Propensity Score Matching

The Propensity Score is the conditional probability of receiving the treatment given the pre-treatment variables:

$$p(x) = \Pr\{w = 1|x\} = E\{w|x\}$$

Match treated and controls on the basis of a mono-dimensional variable - the propensity score - instead of the multi-dimensional vector of observables  $X$ s.

routine:

```
psmatch2 Treatment observable1 observable2 ... observableN, out(y)
```

Better than conditioning by including variables as regressors because:

- Balancing properties: it can be tested the similarity of the observables of the two groups before the treatment
- Common support: the group can be restricted to only the most homogenous units (treated and untreated)
- It is a non-parametric estimation, so that it does not need to specify a particular parametric relation between the dependent variable and the regressors

## Generalized Propensity Score Matching

The GPSM is the conditional probability of receiving the same treatment (e.g., same amount of money) given the pre-treatment variables

It allows observations to be all treated, even if with different intensity

Grazie per l'attenzione

[mara.giua@uniroma3.it](mailto:mara.giua@uniroma3.it)

 @mara\_giua