



THE WORLD BANK



Session III  
Estimation en Doubles Différences  
(Diff- in-diff)  
et Données de Panel  
Christel Vermeersch  
Janvier 2008

# Contenu de cette session

---

- Quand utilisons-nous la méthode des doubles différences? (Diff –in- diff ou DD)
- Stratégie d'estimation : un peu de théorie
- Exemples :
  - Extension des services d'éducation en Indonésie
  - L'eau pour la vie (Argentine)
  - Classement des écoles
  - Progresa (Mexique)

# Quand utilisons-nous les DD ?

- Nous ne pouvons pas toujours choisir au hasard les bénéficiaires d'un programme...
- Estimer l'impact d'un programme « passé »
- Nous pouvons essayer de trouver une « expérience naturelle » qui nous permet d'identifier l'impact d'une politique
  - Par exemple, un changement inattendu dans une politique pourrait être considéré comme une « expérience naturelle »
  - Par exemple, une politique qui n'affecte que les jeunes de 16 ans mais non ceux de 15 ans
- Même dans les expériences naturelles, nous devons identifier quel est le groupe affecté par le changement de politique («groupe traitement ») et quel est le groupe qui n'est pas affecté (« groupe témoin »).
- La qualité du groupe témoin détermine la qualité de l'évaluation.

# Une stratégie simple pour les expériences naturelles

## La comparaison « avant – après »

---

Avec 2 ans de données : avant (t=0) et après (t=1)

$$Y_{it} = \alpha + \beta \cdot 1(t = 1) + \varepsilon_{it}$$

$$\beta_{OLS} = \bar{Y}_1 - \bar{Y}_0$$

Avec plus de 2 ans de données et un changement de politique au moment t=t\*

$$Y_{it} = \alpha + \sum_{\tau=1}^T \beta_{\tau} \cdot 1(t = \tau) + \varepsilon_{it}$$

$$\beta_{\tau}^{OLS} = \bar{Y}_{\tau} - \bar{Y}_0$$

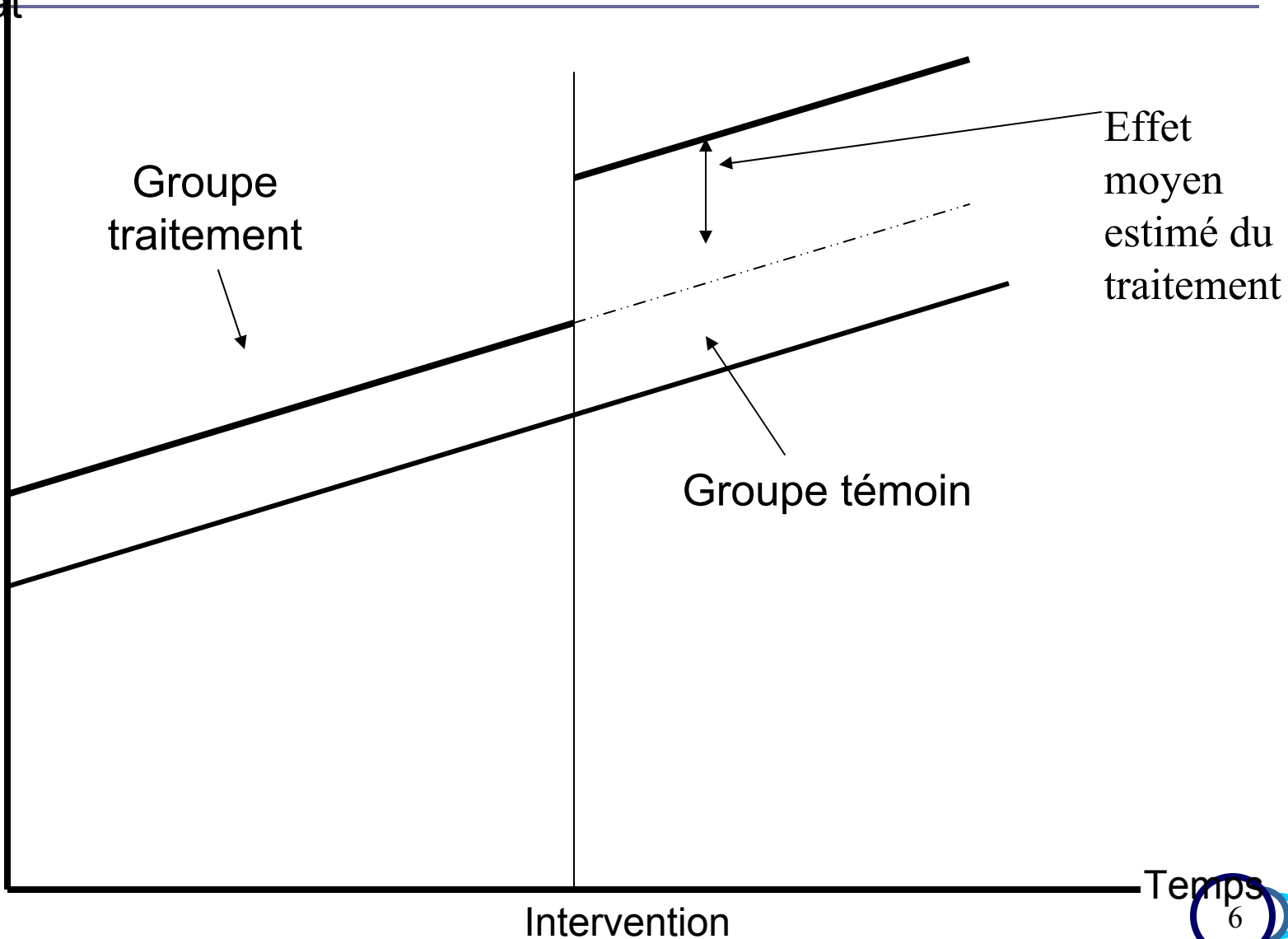
Question à répondre: Y a-t-il un changement structurel dans la serie des  $\beta_{\tau}^{OLS}$  au moment t\*?

# Les doubles différences

	Groupe affecté par le changement de politique (groupe traitement)	Groupe qui n'est pas affecté par le changement de politique (groupe témoin)	
Après	$Y_{i1}   T$	$Y_{i1}   C$	
Avant	$Y_{i0}   T$	$Y_{i0}   C$	
	<p>Nous comparons la moyenne de la variable de résultat avant et après, pour le groupe traitement</p> $\bar{Y}_1   T - \bar{Y}_0   T$	<p>Nous comparons la moyenne de la variable de résultat avant et après, pour le groupe de comparaison.</p> $\bar{Y}_1   C - \bar{Y}_0   C$	<p>Nous soustrayons ces deux moyennes</p> $(\bar{Y}_1   T - \bar{Y}_0   T) - (\bar{Y}_1   C - \bar{Y}_0   C)$

# Graphiquement

Variable  
de  
résultat



# Régression

$$Y_{it} = \alpha + \beta.1(t = 1) + \gamma.1(i \in T) + \delta.(t = 1).1(i \in T) + \varepsilon_{it}$$



$$E(Y_{i1} | T) = ???$$

$$E(Y_{i0} | T) = ???$$

$$E(Y_{i1} | C) = ???$$

$$E(Y_{i0} | C) = ???$$



$$\begin{aligned} DD &= (E(Y_{i1} | T) - E(Y_{i0} | T)) - (E(Y_{i1} | C) - E(Y_{i0} | C)) \\ &= ??? \end{aligned}$$

# Régression

$$Y_{it} = \alpha + \beta.1(t=1) + \gamma.1(i \in T) + \delta.1(t=1).1(i \in T) + \varepsilon_{it}$$

⇓

$$E(Y_{i1} | T) = \alpha + \beta.1 + \gamma.1 + \delta.1.1 + E(\varepsilon_{i1} | i \in T) = \alpha + \beta + \gamma + \eta$$

$$E(Y_{i0} | T) = \alpha + \beta.0 + \gamma.1 + \delta.0.1 + E(\varepsilon_{i0} | i \in T) = \alpha + \gamma$$

$$E(Y_{i1} | C) = \alpha + \beta.1 + \gamma.0 + \delta.1.0 + E(\varepsilon_{i1} | i \in C) = \alpha + \beta$$

$$E(Y_{i0} | C) = \alpha + \beta.0 + \gamma.1 + \delta.0.0 + E(\varepsilon_{i0} | i \in C) = \alpha$$

⇓

$$DD = (E(Y_{i1} | T) - E(Y_{i0} | T)) - (E(Y_{i1} | C) - E(Y_{i0} | C))$$

$$= (\beta + \delta) - \beta$$

$$= \delta$$

# Si nous avons plus de 2 périodes de temps/groupes

Nous utilisons une régression avec des variables indicatrices d'effets fixes pour le temps et le groupe :

$$Y_{it} = \alpha + \sum_{\tau=1}^T \beta_{\tau} \cdot 1(t = \tau) + \sum_{l=1}^I \gamma_l \cdot 1(i = l) + \delta \cdot T_{it} + \varepsilon_{it}$$

où  $T_{it}$  est l'intensité du traitement  $T$   
dans un groupe  $i$  durant la période  $t$ .

L'identification de l'effet de traitement est basé sur la variation inter-temporelle entre les groupes.

CàD : des changements dans la variable de résultat  $Y$  dans le temps, qui sont spécifiques aux groupes traitement.

CàD: des changements abrupts dans la variable de résultat  $Y$ , qui n'arrivent qu'aux groupes traitement, et non aux groupes de comparaison, exactement au moment où le traitement commence à faire effet.

# Si nous avons plus de 2 périodes de temps/groupes

Nous utilisons une régression avec des variables indicatrices d'effets fixes pour le temps et le groupe:

$$Y_{it} = \alpha + \sum_{\tau=1}^T \beta_{\tau} \cdot 1(t = \tau) + \sum_{i=1}^I \gamma_i \cdot 1(i = i) + \delta \cdot T_{it} + \varepsilon_{it}$$

où  $T_{it}$  est l'intensité du traitement  $T$   
dans un groupe  $i$  durant la période  $t$ .

L'identification de l'effet de traitement est basé sur la variation inter-temporelle entre les groupes.

CàD: des changements dans la variable de résultat  $Y$  dans le temps, qui sont spécifiques aux groupes traitement.

CàD: des changements abrupts dans la variable de résultat  $Y$ , qui n'arrivent qu'aux groupes traitement, et non aux groupes de comparaison, exactement au moment où le traitement commence à faire effet.

# Avertissements...

- Le modèle à effets fixes n'est valable que lorsque le changement de politique a un impact immédiat sur la variable de résultat. S'il y a un délai dans l'impact du changement de politique, nous devons utiliser des variables déphasées de traitement.
- Les doubles différences/ effets fixes contrôlent  $Y_{it}$ :
  - Les effets de groupes fixes (e.g., agriculteurs qui possèdent leurs terres, agriculteurs qui ne les possèdent pas)
  - Les effets qui sont communs à tous les groupes à un point particulier dans le temps, c'est-à-dire les « tendances communes » (e.g., la sécheresse de 2006 qui a affecté tous les agriculteurs, indépendamment du fait qu'ils possèdent leur terre ou non)
- Les doubles différences/ effets fixes attribuent les différences dans les tendances entre les groupes traitement et les groupes témoins, qui se produisent au même moment que l'intervention, à cette intervention.
  - S'il y a d'autres facteurs qui affectent la différence dans les tendances entre les deux groupes, alors l'estimation sera biaisée !

# Contrôle de qualité pour les DD ..

- Faire une DD « placebo », i.e., utiliser un « faux » groupe de traitement
  - Ex. pour les années antérieures (e.g., années -2, -1).
  - Ou utiliser comme groupe traitement une population dont vous savez pertinemment qu'elle n'a pas été affectée.
  - Si l'estimation DD est différente de 0, il en suit que les tendances ne sont pas parallèles et notre DD originale sera probablement biaisée.
- Utiliser un groupe témoin différent.
  - Les deux DD devraient donner les mêmes estimations
- Utiliser une variable de résultat  $Y_{\sim}$  dont vous savez pertinemment qu'elle n'est pas affectée par le traitement,
  - Utiliser le même groupe témoin et la même année de traitement.
  - Si la DD estimée est différente de zéro, il y a un problème.

# Problèmes qui se produisent souvent dans l'utilisation de la DD



- ❑ La participation est basée sur la différence dans les résultats avant l'intervention
  - « Ashenfelter dip »
- ❑ Dépendance de forme fonctionnelle
- ❑ Lorsque la taille de la réponse dépend d'une façon non linéaire de la taille de l'intervention, et que nous comparons un groupe à intensité élevée de traitement avec un groupe à faible intensité de traitement.
- ❑ Lorsque les observations au sein de l'unité de temps/groupe sont corrélées.



THE WORLD BANK



# Exemples de diff des diff et estimation des effets fixes

Human Development  
Network

Middle East and North Africa  
Region

Spanish Impact Evaluation  
Fund



THE WORLD BANK



Conséquences sur la scolarité et le marché du travail de la construction d'écoles en Indonésie: preuve d'une expérience de politique inhabituelle

**Esther Duflo (MIT)**

**American Economic Review sept. 2001**

# Questions de recherche

---

- Infrastructure scolaire -> années de scolarité /apprentissage des élèves ?
- Scolarité des élèves -> leur niveau de salaire plus tard dans la vie?
- Quelle est la rentabilité économique de la scolarisation ?

# Description du programme

---

- 1973-1978 : Le gouvernement indonésien a bâti 61.000 écoles (équivalent à une école pour 500 enfants âgés de 5 à 14 ans).
- Le taux d'inscription a augmenté de 69 % à 85 % entre 1973 et 1978.
- Le nombre d'écoles bâties dans chaque région dépendait du nombre d'enfants non scolarisés dans ces régions en 1972, avant le démarrage du programme.

# Identification de l'effet traitement

---

Il y a 2 sources de variations dans l'intensité du programme pour un individu donné :

- Par région : il y a une variation dans le nombre d'écoles reçues dans chaque région
- Par âge :
  - Les enfants qui étaient âgés de plus de 12 ans en 1972 n'ont pas bénéficié du programme.
  - Plus un enfant était jeune en 1972, plus il a bénéficié du programme – parce qu'il a passé plus de temps dans les nouvelles écoles

# Sources des données

---

- Le recensement démographique de 1995 comprend des données au niveau individuel sur :
  - la date de naissance
  - le niveau actuel du salaire
- L'intensité du programme de construction dans la région de naissance de chaque personne dans l'échantillon
- Echantillon : hommes nés entre 1950 et 1972

# Une première estimation de l'impact...

Première étape : simplifions le problème et estimons l'impact du programme.

- Nous simplifions l'intensité du programme : élevée ou faible
- Nous simplifions les groupes d'enfants affectés par le programme :
  - ▣ Cohorte « jeune » d'enfants qui ont bénéficié
  - ▣ Cohorte « plus âgée » d'enfants qui n'ont pas bénéficié

# Regardons la moyenne des variables de résultats

Intensité du programme de construction

		Elevée	Faible	
Age en 1974	2-6 (cohorte jeune)	8.49	9.76	
	12-17 (cohorte plus âgée)	8.02	9.4	
Différence		0.47	0.36	0.12 DD (0.089)

# Regardons la moyenne des variables de résultats

Intensité du  
programme de  
construction

		Elevée	Faible	Différence
Age en 1974	2-6 (cohorte jeune)	8.49	9.76	-1.27
	12-17 (cohorte plus âgée)	8.02	9.4	-1.39
				0.12 DD (0.089)

# Diff des diff placebo

(Cf. p.798, Tableau 3, panneau B)

Idée : Cherchons 2 groupes que vous savez n'avoir pas bénéficié, calculons une DD, et vérifions si l'effet estimé est 0. Si ce N'est PAS 0, il y a un problème.

Intensité du  
programme de  
construction

		Elevée	Faible	
Age en 1974	12-17	8.02	9.40	
	18-24	7.70	9.12	
Différence		0.32	0.28	0.034 DD (0.098)

# Deuxième étape : estimons ceci avec une régression

$$S_{ijk} = c + \alpha_j + \beta_k + \gamma.(P_j.T_i) + \delta.(C_j.T_i) + \varepsilon_{ijk}$$

où

$S_{ijk}$  = niveau de scolarité de la personne  $i$   
dans la région  $j$  dans la cohorte  $k$

$P_j$  = 1 si la personne naquît dans une région  
avec forte intensité de construction d'écoles

$T_i$  = 1 si la personne appartient à la cohorte "jeune"

$C_j$  = variable indicatrice pour la région  $j$

$\varepsilon_{ijk}$  = erreur pour la personne  $i,j,k$

# Troisième étape : utilisons une information supplémentaire

Utilisons les données d'intensity de construction dans chaque région

$$S_{ijk} = c + \alpha_j + \beta_k + \gamma \cdot (P_j \cdot T_i) + \delta \cdot (C_j \cdot T_i) + \varepsilon_{ijk}$$

où  $P_j$  = l'intensité des activités de construction dans la région j

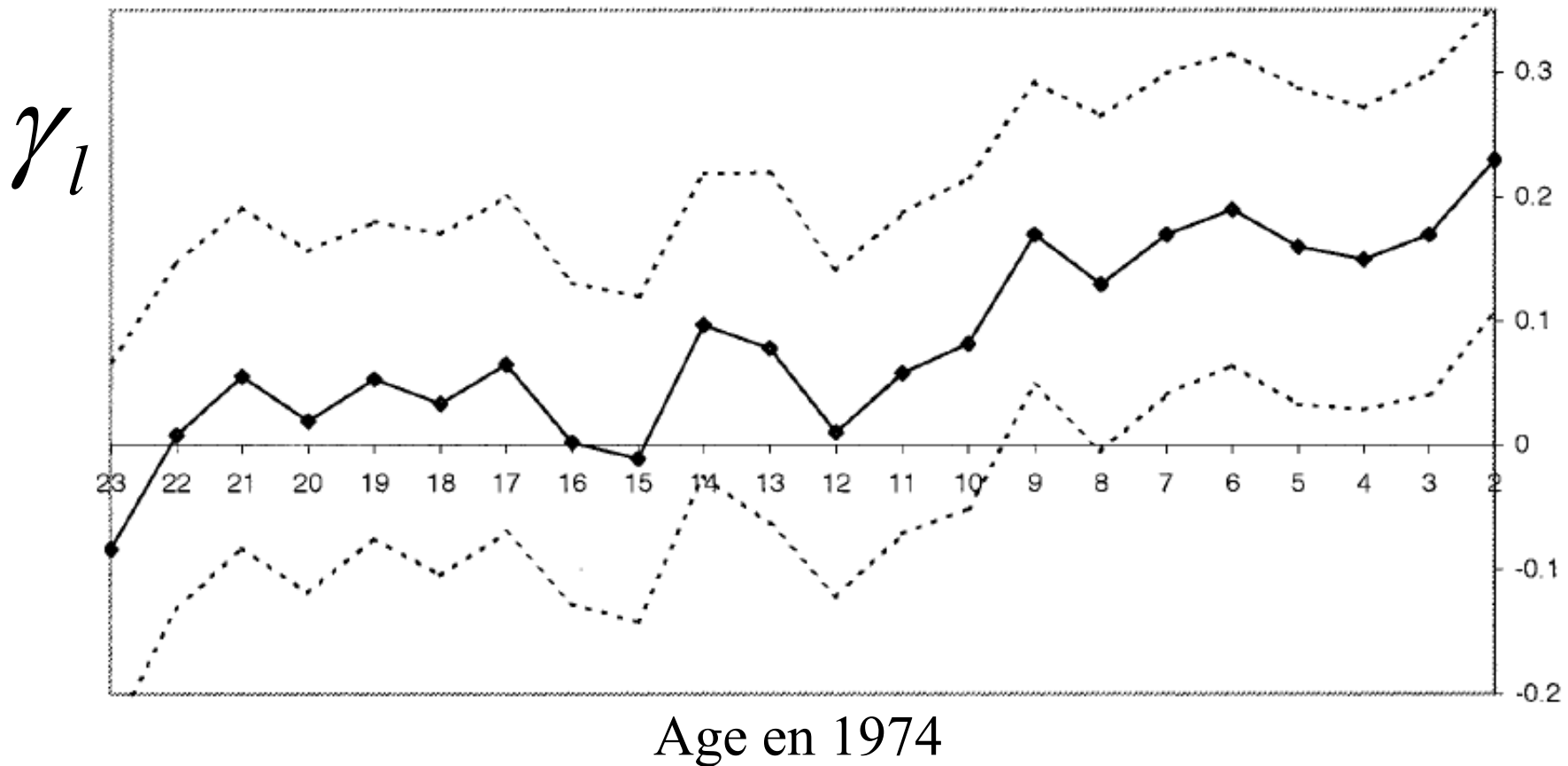
$C_j$  = un vecteur de caractéristiques régionales

Estimons l'effet du programme pour chaque cohorte séparément:

$$S_{ijk} = c + \alpha_j + \beta_k + \sum_{l=2}^{23} \gamma_l \cdot (P_j \cdot d_i) + \sum_{l=2}^{23} \delta_l C_j T_i + \varepsilon_{ijk}$$

où  $d_i$  = une variable indicatrice d'appartenance à la cohorte i

# Effet du programme par cohorte



# Pour $y =$ variable dépendante = salaire

	Log(wages)		
	Level of program in region of birth		
	High (4)	Low (5)	Difference (6)
<i>Panel A: Experiment of Interest</i>			
Aged 2 to 6 in 1974	6.61 (0.0078)	6.73 (0.0064)	-0.12 (0.010)
Aged 12 to 17 in 1974	6.87 (0.0085)	7.02 (0.0069)	-0.15 (0.011)
Difference	-0.26 (0.011)	-0.29 (0.0096)	0.026 (0.015)
<i>Panel B: Control Experiment</i>			
Aged 12 to 17 in 1974	6.87 (0.0085)	7.02 (0.0069)	-0.15 (0.011)
Aged 18 to 24 in 1974	6.92 (0.0097)	7.08 (0.0076)	-0.16 (0.012)
Difference	0.056 (0.013)	0.063 (0.010)	0.0070 (0.016)

# Conclusion

---

- Résultats : Pour chaque école bâtie pour 1000 étudiants
  - La scolarité moyenne augmente de 0,12- 0,19 années
  - Les salaires moyens ont augmenté de 2,6 – 5,4 %
- Assurance que l'estimation DD est précise:
  - Une DD placebo a donné un effet estimé à « 0 »
  - Utiliser diverses spécifications alternatives
  - Il est logique de vérifier les estimations d'impact pour chaque cohorte d'âge



THE WORLD BANK



# L'eau pour la vie : l'impact de la privatisation des services d'eau sur la mortalité infantile

Sebastián Galiani, Universidad de San Andrés

Paul Gertler, UC Berkeley

Ernesto Schargrotsky, Universidad Torcuato Di Tella

JPE (2005)

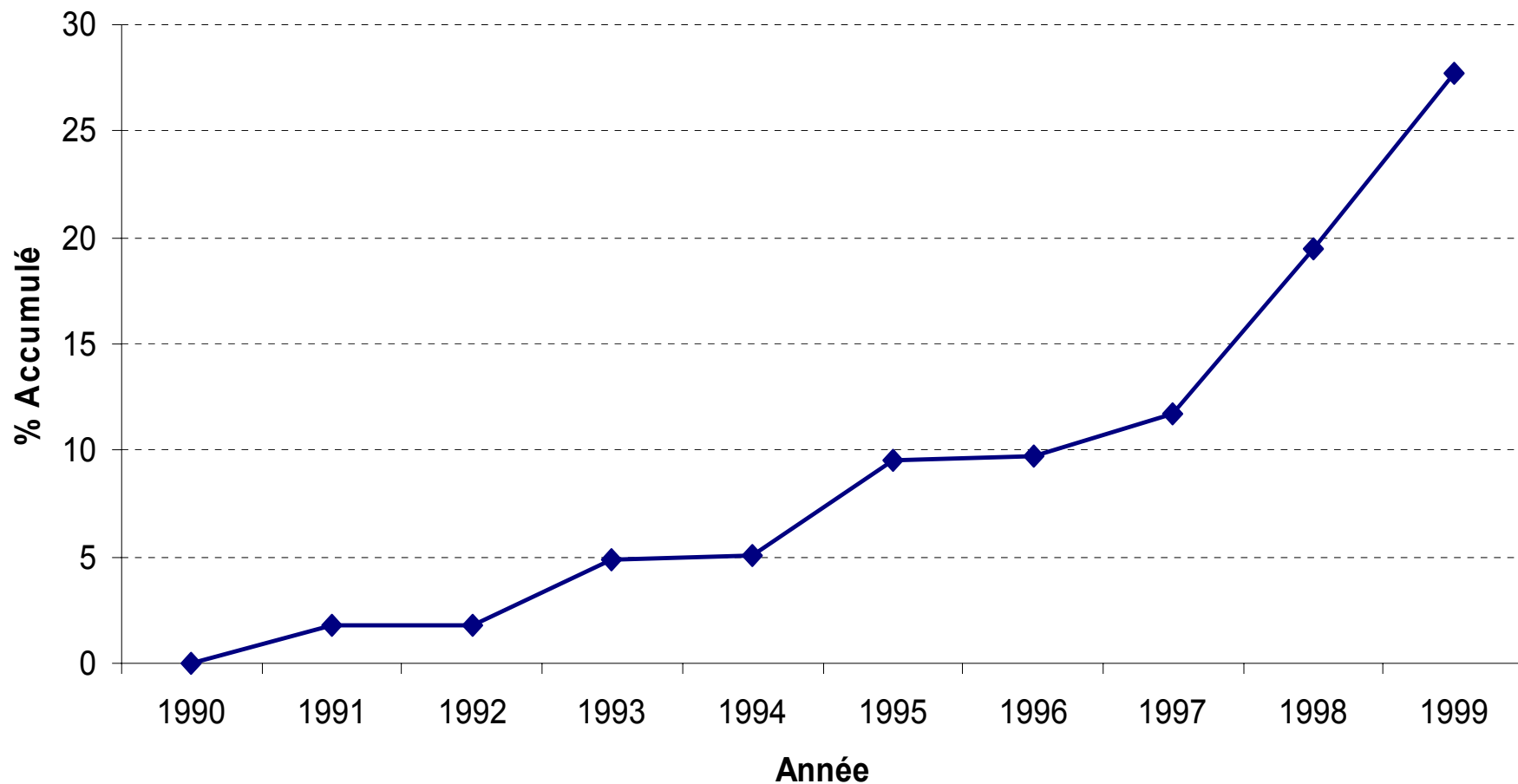
# Changements dans les services

## d'approvisionnement en eau, 1990-1999



Type de service	Nombre de municipalités	%
Toujours par entreprise publique	196	39.7%
Toujours par coopérative sans but lucratif	143	28.9%
Converti de public à privé	138	27.9%
Toujours par entreprise privée	1	0.2%
Pas d'information	16	3.2%
<b>TOTAL</b>	<b>494</b>	<b>100.0%</b>

**Figure1: Pourcentage de municipalités pourvues en eau par des entreprises privées**



# Utiliser des facteurs « externes » pour déterminer qui privatise...

- Le parti politique qui régit la municipalité
  - 3 partis politiques (Partis Fédéral, Péroniste et Provincial) : ont permis la privatisation
  - 1 parti politique (Parti Radical) : n'a pas permis la privatisation
- Quel que soit le parti au pouvoir: que l'eau soit privatisée ne dépend pas des éléments suivants :
  - Revenus, taux de chômage, inégalités au niveau municipal
  - Changements récents dans les taux de mortalité infantile

# Régression

$$y_{it} = \alpha dI_{it} + \beta \mathbf{x}_{it} + \lambda_t + \mu_i + \varepsilon_{it}$$

où

$y_{it}$  = mortalité infantile dans la municipalité  $i$  en l'an  $t$

$dI_{it}$  = variable indicatrice égale à 1 si la municipalité  $i$

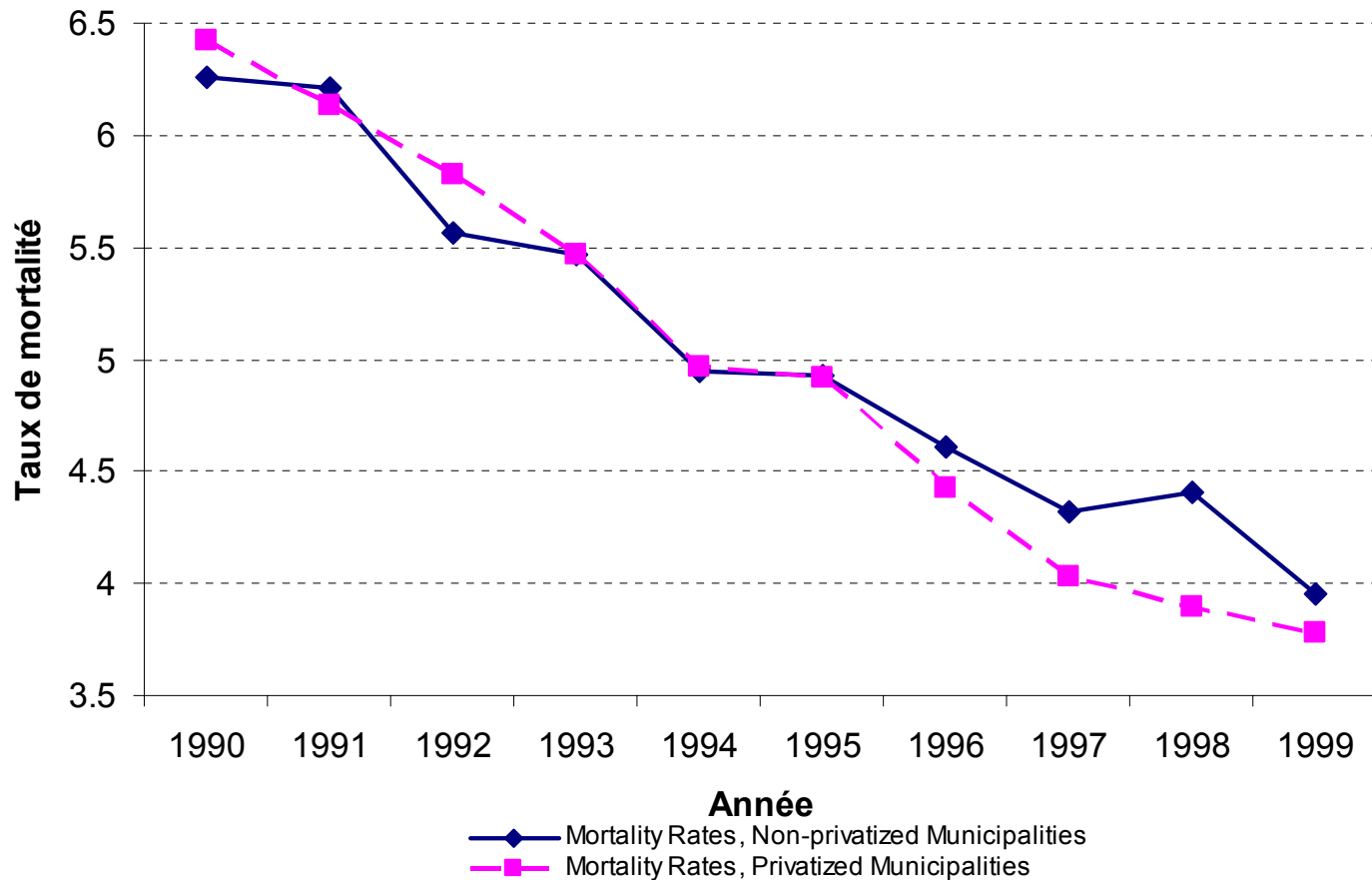
était pourvue d'eau par entreprise privée en l'an  $t$

$\mathbf{x}_{it}$  = vector de covariantes

$\lambda_t$  = effet fixe de temps

$\mu_i$  = effet fixe de municipalité

**Figure 4: Evolution des taux de mortalité pour les municipalités avec services d'eau privatisés contre services d'eau non privatisés**



# Résultats de la DD : La privatisation a réduit la mortalité infantile



	Echantillon entier			Appui commun		Egalés	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Eau privée (=1)	- 0.33 **	- 0.32 *	- 0.29 *	- 0.54 ***	- 0.54 ***	- 0.53 ***	- 0.60 ***
<i>% Δ dans mortalité</i>	- 5.3 %	- 5.1 %	- 4.5 %	- 8.6 %	- 8.6 %	- 8.4 %	- 10.0 %
PIB/hab réel		0.01	0.01		0.01	0.01	
Taux de chômage		- 0.56	-0.64		-0.78	-0.84	
Inégalité (Gini)		5.17 *	5.09 *		3.05	3.05	
Dépenses publiques/hab		- 0.03	- 0.04		-0.07 *	- 0.07 *	
Parti radical (=1)			0.48 *			0.17	
Parti péroniste (=1)			- 0.20			- 0.17	
F-Stat Municipales FE	13.84***	11.92***	11.51***	10.39***	8.65***	8.32***	
F-Stat pour année FE	55.03***	19.88***	18.25***	52.25***	15.59***	12.98***	

# Vérfications de la qualité de la DD



1. Vérifier que les tendances dans la mortalité infantile étaient identiques dans les deux types de municipalités AVANT la privatisation
  - Vous pouvez faire ceci en utilisant la même équation, en utilisant seulement les années avant l'intervention – l'effet de traitement estimé pour ces années devrait être de zéro.
  - Dans ce cas-ci, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle de tendances égales entre traitement et témoins, dans les années avant la privatisation.
2. Vérifier que la privatisation n'affecte la mortalité qu'à travers des raisons qui sont logiquement liées aux problèmes de l'eau et de l'assainissement.
  - Par exemple, il ne devrait pas avoir d'effet de la privatisation sur le taux de décès par des maladies cardiovasculaires ou des accidents.

# Impact de la privatisation sur le décès par des causes diverses

## D des D sur l'appui commun



	1990 Mean Mortality Rate	Estimated Impact Coefficients	%Δ in Mortality Rate
Infectious and parasitic diseases	.565	-.108 (.048)** [.055]* {.068}	-18.2
Perinatal deaths	2.316	-.266 (.105)** [.107]** {.123]**	-11.5
All other causes in aggregate	2.565	-.082 (.114) [.101] {.109}	-3.2
All other causes disaggregated:			
Accidents	.399	-.004 (.057)	...
Congenital anomalies	.711	-.022 (.056)	...
Skin and soft-tissue diseases	.000	.000 (.001)	...
Blood and hematologic diseases	.024	-.002 (.008)	...
Nervous system disorders	.163	.025 (.026)	...
Cardiovascular diseases	.236	.006 (.030)	...

## La privatisation a un effet plus grand dans les municipalités pauvres et très pauvres que dans les municipalités non pauvres

<i>Municipalités</i>	<i>Mortalité moyenne pour 100, 1990</i>	<i>Impact estimé</i>	<i>% de changement dans la mortalité</i>
Non pauvres	5.15	0.105	...
Pauvres	7.17	-0.767***	-10.7%
Très pauvres	9.46	-2.214***	-23.4%

## Conclusion : A l'aide d'une combinaison de méthodes, nous avons démontré que ....

---

- La privatisation des services d'approvisionnement en eau est associée à une réduction de la mortalité infantile de 5-7 pour cent.
- La réduction de la mortalité est :
  - Imputable à une diminution décès par des maladies infectieuses et parasitaires.
  - Non imputable à des changements dans les taux de décès pour des raisons qui ne sont pas liées à l'eau et à l'assainissement
- La plus grande diminution de la mortalité infantile s'est produite dans les municipalités à faible revenu.



THE WORLD BANK



# **L'importance du bruit dans l'évaluation des interventions qui utilisent les résultats d'épreuves pour sélectionner les écoles**

**Chay, McEwan and Urquiola  
American Economic Review, 2005**

# Programme d'éducation P900 au Chili

- Détails du programme
  - 1990/1991: Fourniture d'infrastructure et de matériels didactiques
  - 1992 et après : Formation des enseignants et orthopédagogie pour les étudiants
- Sélection des écoles :
  - 900 écoles avec les scores moyens les plus bas dans l'épreuve normalisés de 4ème année primaire
- Pourquoi ce document est-il intéressant ?
  - Il illustre très bien le biais qui se produit lors de l'utilisation de la DD quand il y a un « Ashenfelter dip »+ il suggère une méthodologie alternative qui résout le problème

# Retour à la moyenne et les DD

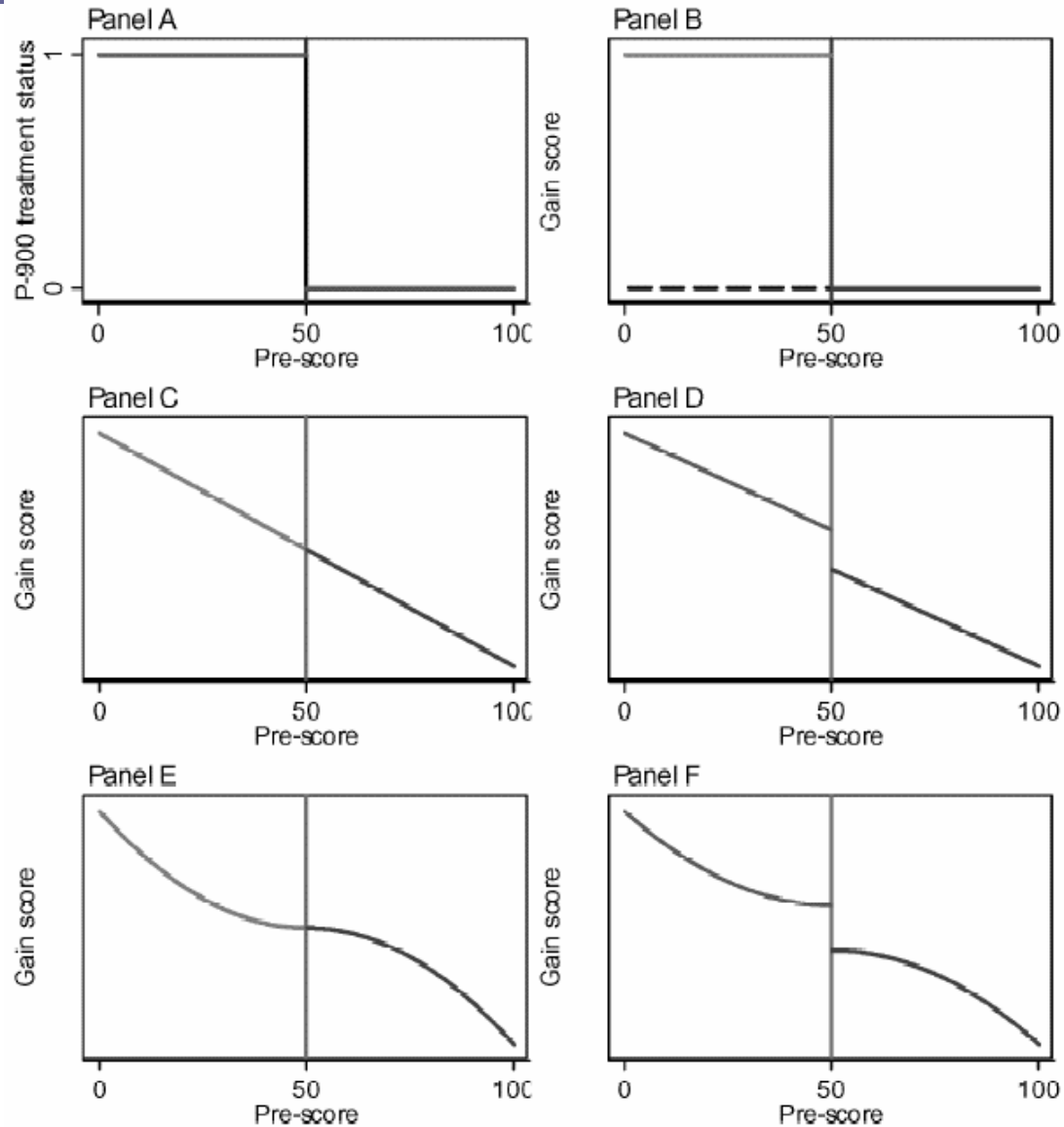
## (le « Ashenfelter dip »)

- Les écoles qui ont eu de mauvais résultats dans l'épreuve de 1988, les ont eus pour deux raisons fondamentales :
  - Malchance (lambda faible)
  - Mauvaise qualité intrinsèque de l'école ou de l'élève (faible  $u$  ou alpha)

$$y_{ij}^{88} = \lambda_j + u_j^{88} + \alpha_i^{88}$$

- Si une école a eu de la « malchance » en 1988, ceci ne prédit pas qu'elle aura à nouveau de la malchance en 1990. (Si non, ce ne serait pas de la « malchance »....)
- Ainsi, en moyenne, les écoles qui ont eu un faible résultat en 1988, auront un résultat plus élevé en 1990.
- Ceci est appelé « retour à la moyenne ».

# Affectation hypothétique des écoles et son effet sur les résultats des écoles dans le test



# P-900 Effects on                      Gain Scores

1988-1990 Gain score

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Panel A: Mathematics</i>					
P-900	2.28*** (0.40)	-0.02 (0.47)	-0.11 (0.46)	-0.16 (0.51)	0.25 (0.53)
Score relative to cutoff		-0.16*** (0.02)			
$\sigma^2_\lambda$			142.32*** (18.36)		
SES index, 1990					0.15*** (0.01)
Cubic in 1988 score	N	N	N	Y	Y
Region dummies	N	N	N	N	Y
Adjusted R <sup>2</sup>	0.013	0.041	0.046	0.041	0.130
Sample size	2,644	2,644	2,644	2,644	2,644

Contrôle le retour à la moyenne

Huber-White standard errors are in parentheses.

\*\*\* significant at 1% \*\* significant at 5% \* significant at 10%

P-900 Effects on [REDACTED] Gain Scores

1988-1992 Gain score

	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<i>Panel A: Mathematics</i>					
P-900	3.74*** (0.44)	1.61*** (0.50)	1.48*** (0.48)	1.79*** (0.56)	2.09*** (0.60)
Score relative to cutoff		-0.15*** (0.02)			
$\sigma^2_\lambda$			141.65*** (34.01)		
SES index, 1990					0.18*** (0.01)
Change in SES, 1990-1992					0.07*** (0.01)
Cubic in 1988 score	N	N	Y	Y	Y
Region dummies	N	N	N	N	Y
Adjusted R <sup>2</sup>	0.031	0.053	0.060	0.053	0.140
Sample size	2,591	2,591	2,591	2,591	2,591

Simple  
DD

Contrôle le  
retour à la  
moyenne

Huber-White standard errors are in parentheses.

\*\*\* significant at 1% \*\* significant at 5% \* significant at 10%

# P-900 Effects on 1988-1990 Gain Scores

1988-1990 Gain score

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Panel B: Language</i>					
P-900	4.25*** (0.39)	0.25 (0.44)	0.18 (0.41)	-0.02 (0.48)	0.54 (0.49)
Score relative to cutoff		-0.28*** (0.02)			
$\sigma^2_\lambda$			68.79*** (5.55)		
SES index, 1990					0.13*** (0.01)
Cubic in 1988 score	N	N	N	Y	Y
Region dummies	N	N	N	N	Y
Adjusted R <sup>2</sup>	0.050	0.147	0.151	0.155	0.230
Sample size	2,644	2,644	2,644	2,644	2,644

Simple  
DD

4.25\*\*\*  
(0.39)

-0.28\*\*\*  
(0.02)

68.79\*\*\*  
(5.55)

0.13\*\*\*  
(0.01)

Contrôle le  
retour à la  
moyenne

Huber-White standard errors are in parentheses.

\*\*\* significant at 1% \*\* significant at 5% \* significant at 10%

P-900 Effects on  Gain Scores

1988-1992 Gain score

	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<i>Panel B: Language</i>					
P-900	5.94*** (0.39)	2.24*** (0.44)	2.09*** (0.43)	1.67*** (0.48)	2.10*** (0.52)
Score relative to cutoff		-0.26*** (0.02)			
$\sigma^2_\lambda$			62.32*** (11.21)		
SES index, 1990					0.16*** (0.01)
Change in SES, 1990-1992					0.07*** (0.01)
Cubic in 1988 score	N	N	Y	Y	Y
Region dummies	N	N	N	N	Y
Adjusted R <sup>2</sup>	0.089	0.163	0.175	0.173	0.250
Sample size	2,591	2,591	2,591	2,591	2,591

Simple  
DD

Contrôle le  
retour à la  
moyenne

Huber-White standard errors are in parentheses.

\*\*\* significant at 1% \*\* significant at 5% \* significant at 10%

P-900 Effects on  Gain Scores, within Narrow Bands of the Selection Threshold

	<u>± 5 Points</u>		<u>± 3 Points</u>		<u>± 2 Points</u>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Panel A:</i> <span style="background-color: yellow; border: 1px solid black; display: inline-block; width: 100px; height: 1.2em; vertical-align: middle;"></span>						
P-900	1.50** (0.60)	1.82*** (0.66)	1.79*** (0.73)	2.00*** (0.77)	2.37*** (0.84)	2.39*** (0.85)
SES index, 1990		0.14*** (0.02)		0.13*** (0.03)		0.12*** (0.03)
Change in SES, 1990-1992		0.08*** (0.02)		0.09*** (0.02)		0.06*** (0.02)
Cubic in 1988 score	N	Y	N	Y	N	Y
R <sup>2</sup>	0.007	0.067	0.011	0.074	0.021	0.080
Sample size	883	883	553	553	363	363

Huber-White standard errors are in parentheses.

\*\*\* significant at 1% \*\* significant at 5% \* significant at 10%

P-900 Effects on            Gain Scores, within Narrow Bands of the Selection Threshold

	<u>± 5 Points</u>		<u>± 3 Points</u>		<u>± 2 Points</u>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Panel B.</i> <span style="background-color: yellow;">          </span>						
P-900	2.78*** (0.54)	2.23*** (0.57)	2.10*** (0.69)	1.96*** (0.70)	2.62*** (0.80)	2.48*** (0.75)
SES index, 1990		0.13*** (0.02)		0.12*** (0.03)		0.12*** (0.03)
Change in SES, 1990-1992		0.07*** (0.02)		0.09*** (0.02)		0.06*** (0.02)
Cubic in 1988 score	N	Y	N	Y	N	Y
R <sup>2</sup>	0.030	0.111	0.017	0.101	0.029	0.111
Sample size	883	883	553	553	363	363

Huber-White standard errors are in parentheses.

\*\*\* significant at 1% \*\* significant at 5% \* significant at 10%

# Références

- Duflo, E. (2001). “Schooling and Labor Market Consequences of School Construction in Indonesia: Evidence From an Unusual Policy Experiment,” *American Economic Review*, Sept 2001
- Sebastian Galiani, Paul Gertler and Ernesto Schargrodsky (2005): “Water for Life: The Impact of the Privatization of Water Services on Child Mortality,” *Journal of Political Economy*, Volume 113, pp. 83-120.
- Chay, Ken, McEwan, Patrick and Miguel Urquiola (2005): “The central role of noise in evaluating interventions that use test scores to rank schools,” *American Economic Review*, 95, pp. 1237-58.
- Secretaría de Desarrollo Social Mexico (1999): ProgresA: Evaluación de Resultados del Programa de Educación, Salud y Alimentación.
- Gertler, Paul (2004): “Do Conditional Cash Transfers Improve Child Health? Evidence from PROGRESA’s Control Randomized Experiment,” *American Economic Review*, 94, pp. 336-41.