



# Human Capital and Growth



# What is human capital?

- One produces output using physical and human capital
- Output depends on quantity and quality of labor
- It is the quality of labor which we refer to as “human capital”



## What is human capital?

- In the same way as physical capital, human capital is productive, is produced, depreciates over time...
- ....and yields a return in the form of a higher salary for the individual



# Two main sources of human capital

- Education
- Health

## Changes in the Level of Education, 1960-2000

		Average Years of Schooling	Percentage of the Adult Population with			
			No Schooling	Complete Primary Education	Complete Secondary Education	Complete Higher Education
<b>Developing Countries</b>	1960	2.05	64.1	17.1	2.5	0.4
	2000	5.13	34.4	43.0	14.8	3.0
<b>Advanced Countries</b>	1960	7.06	6.1	72.9	20.2	3.0
	2000	9.76	3.7	84.6	44.7	13.0
<b>United States</b>	1960	8.49	2.0	78.4	31.0	7.0
	2000	12.05	0.8	94.9	68.1	24.5

Source: Barro and Lee (2000). Data are for population aged 15 and over.



# How can we measure human capital?

- Unlike physical capital, human capital is attached to an individual and her raw labor
- How can we distinguish human capital from raw labor?
- “Mincerian” approach through wages



## Mincerian approach (1)

- Mincer: we measure the return from one extra year of education by its marginal effect on individual wage....
- ....under the assumption that the individual is indifferent at the margin between one extra year of education and accepting a job offer at once at the current level of education



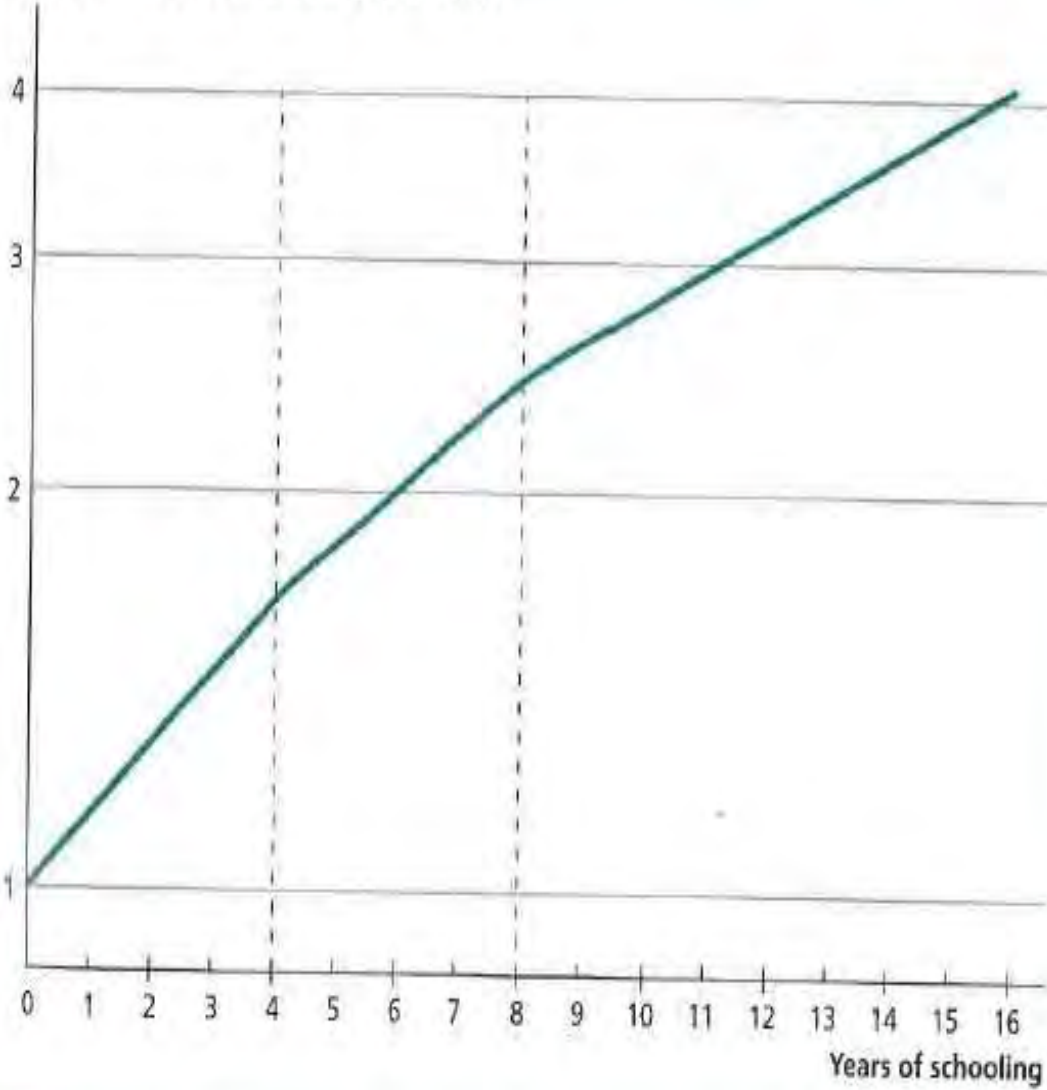
## Mincerian approach (2)

- If individuals correctly arbitrate, then the corresponding (short-term) wage loss should be exactly offset by the increase in net present salary from an extra year of studies



## Effect of Education on Wages

Wage relative to no schooling (ratio scale)



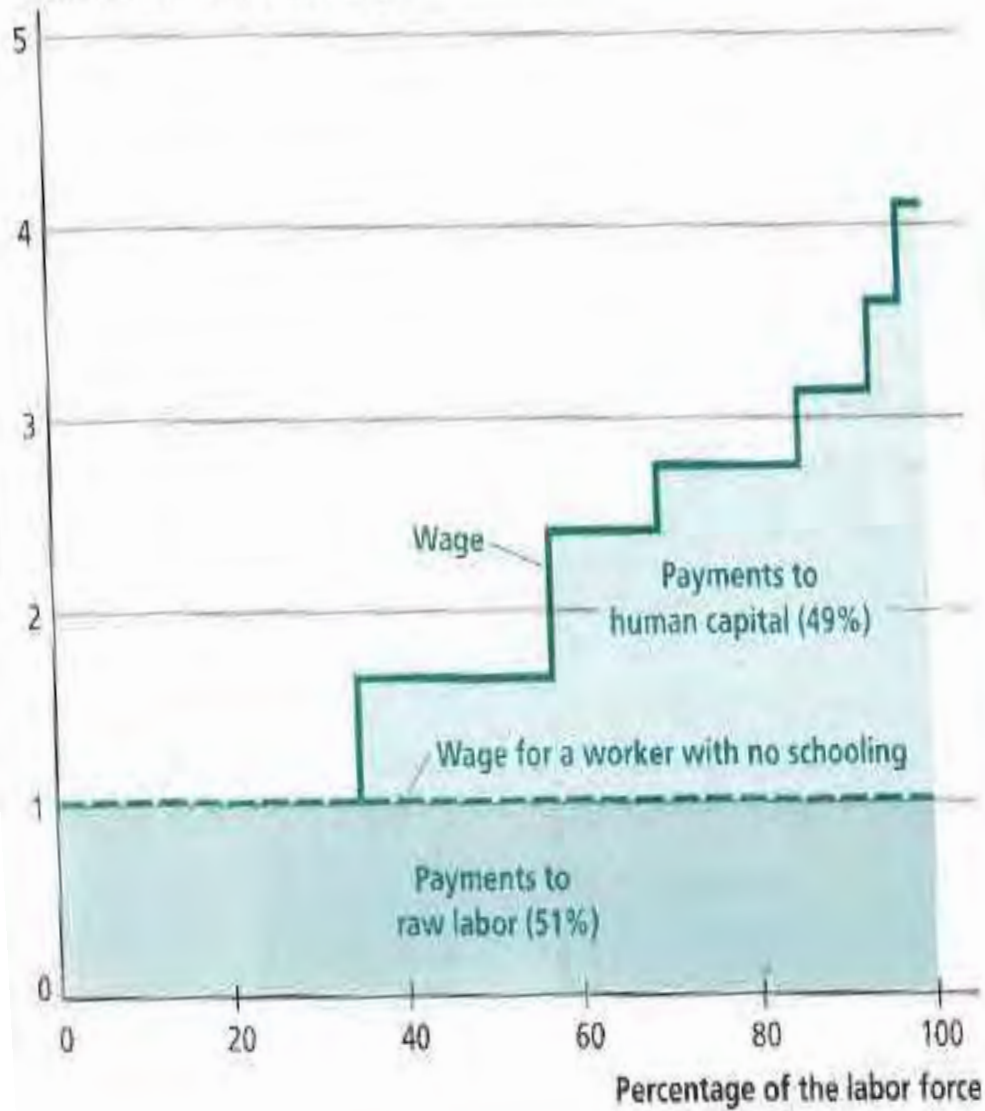


## Mincerian approach (3)

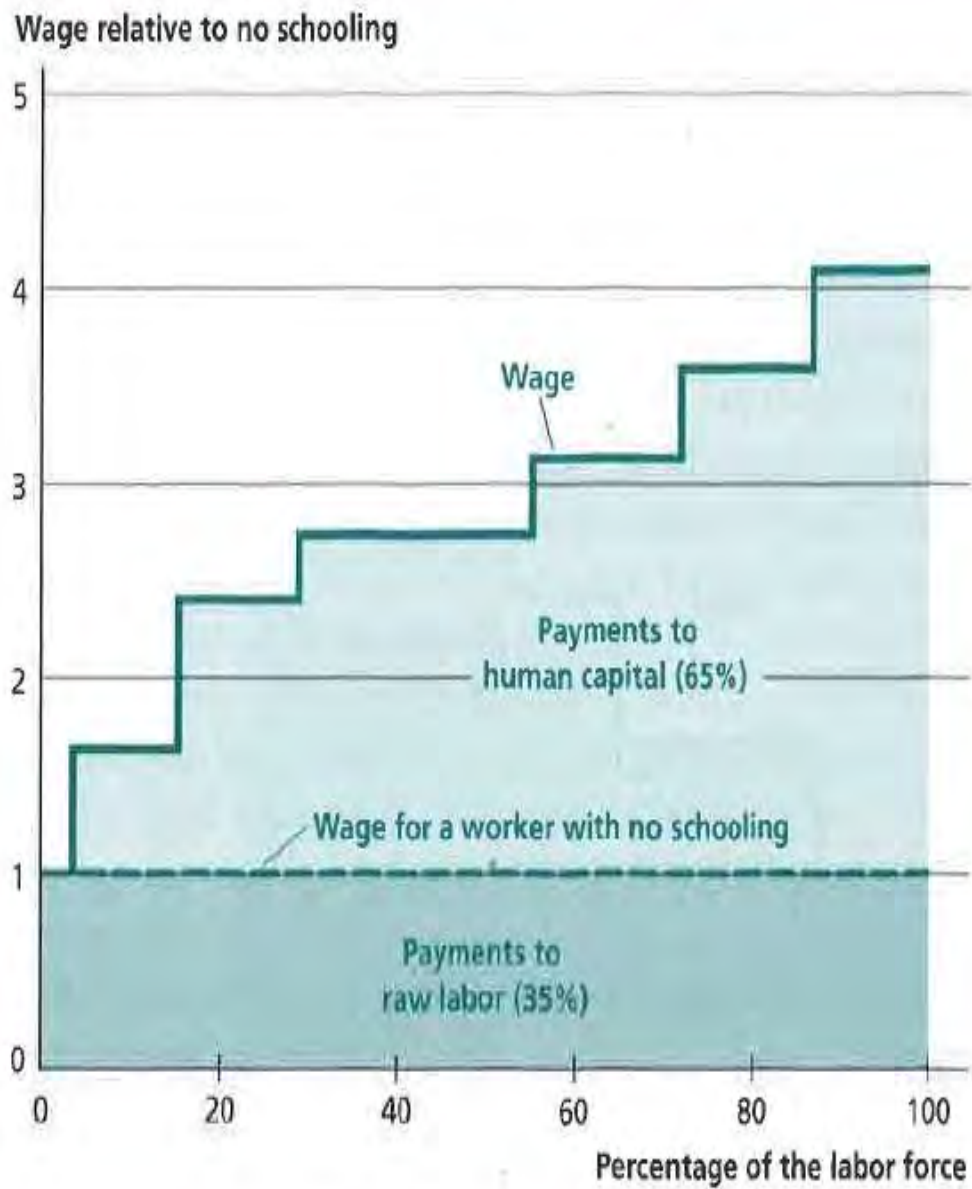
- The share of income which rewards human capital is much higher in more developed countries

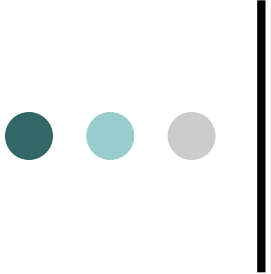
# Share of Human Capital in Wages in Developing Countries

Wage relative to no schooling



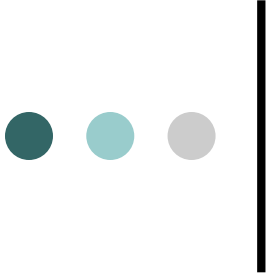
## Share of Human Capital in Wages in Advanced Countries





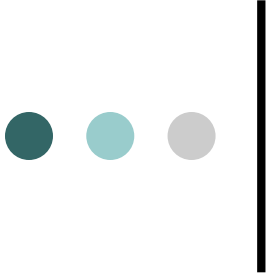
## Problems with Mincerian approach (1)

- This approach rests on the assumption that marginal productivity of labor is proportional to wage, which in turn requires that labor market be fully competitive



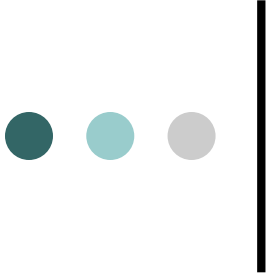
## Problems with Mincerian approach (2)

- How can we know whether one extra year in school and the corresponding extra wage reflect more education or the intrinsic individual's talent?
- Schools both, educate and select individuals!



## Problems with Mincerian approach (3)

- The approach does not factor in the various externalities generated by education
  - Contemporaneous externalities
  - Intergenerational externalities
  - Growth externalities through innovation and technical progress



## Problems with Mincerian approach (4)

- Why not use the Mincerian approach when advising countries on growth policy?
  - Hausman – Rodrik – Velasco :  
“Growth Diagnostics”



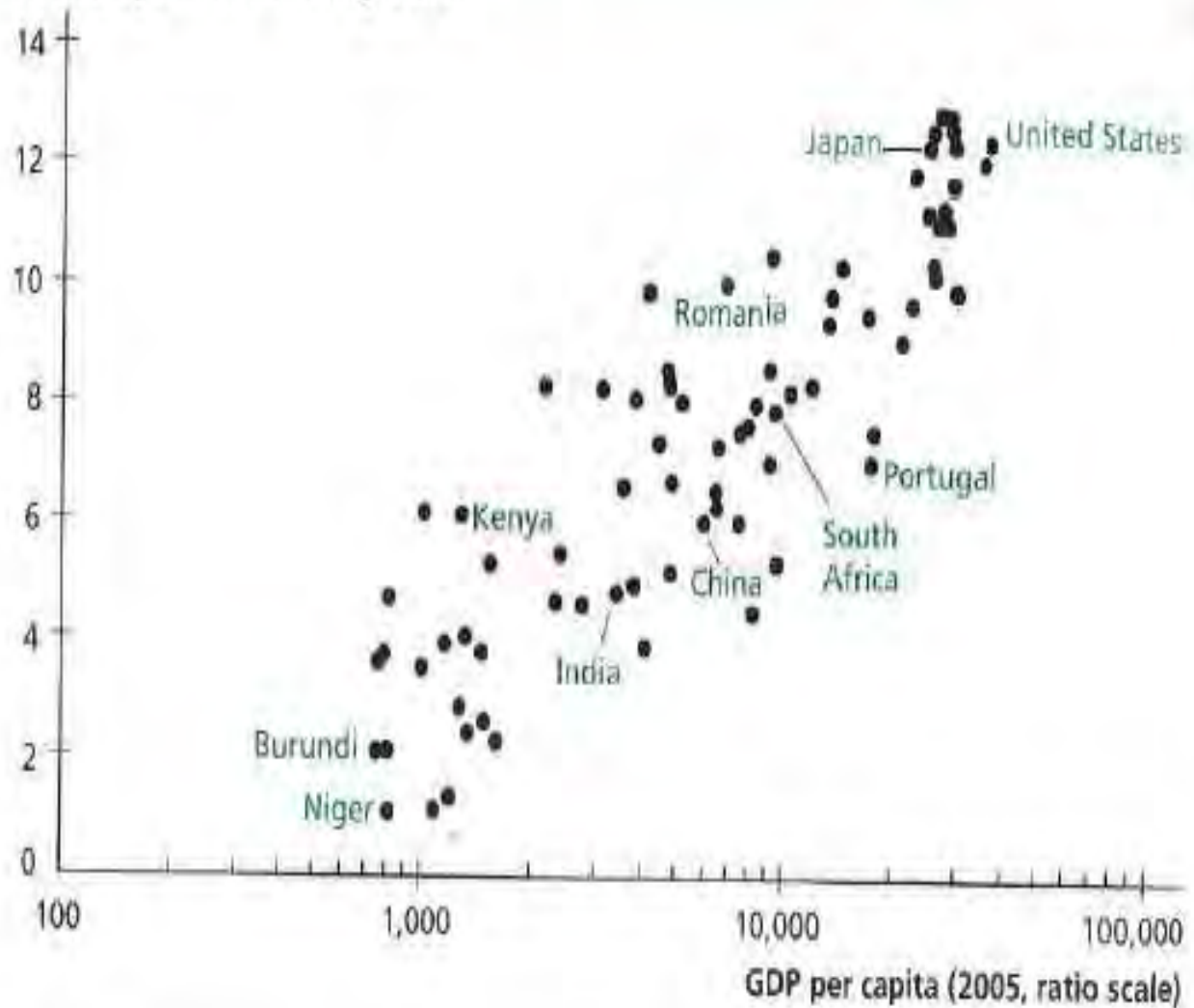


## Education and growth: Lucas-Becker approach

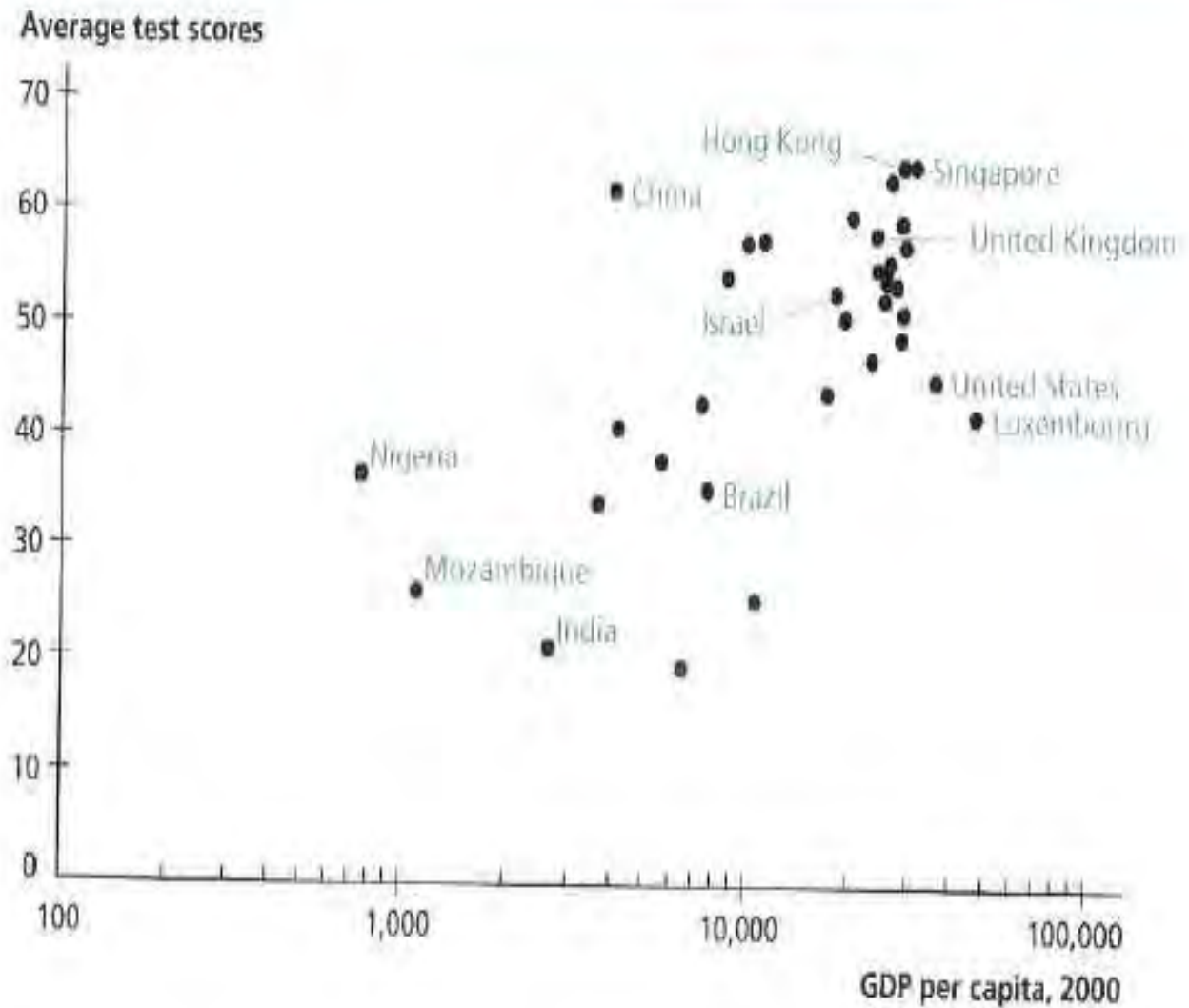
- Human capital as a factor of production
- This approach predicts that growth of GDP is positively correlated with the ***increase*** in human capital

## Average Years of Schooling Versus GDP per Capita

Average years of schooling, 2005



## Student Test Scores Versus GDP per Capita





## Education and growth: The Nelson-Phelps approach

- The stock of human capital affects the innovation rate and thus the rate of technical progress
- $Y = A \cdot F(K)$  where  $\Delta A = H (\bar{A} - A)$
- According to this approach, growth of GDP depends upon **stock** of human capital



# Education and growth

- Krueger et Lindahl (2001) show that growth of GDP is positively correlated with both, level and growth of human capital
- My (only) argument with Daron Acemoglu



# Education and growth

- Extensions:

- Hanushek – Woessman: quality of human capital matters at least as much as number of years of studies
- Innovation versus imitation: the role of various levels of education

# PISA and growth

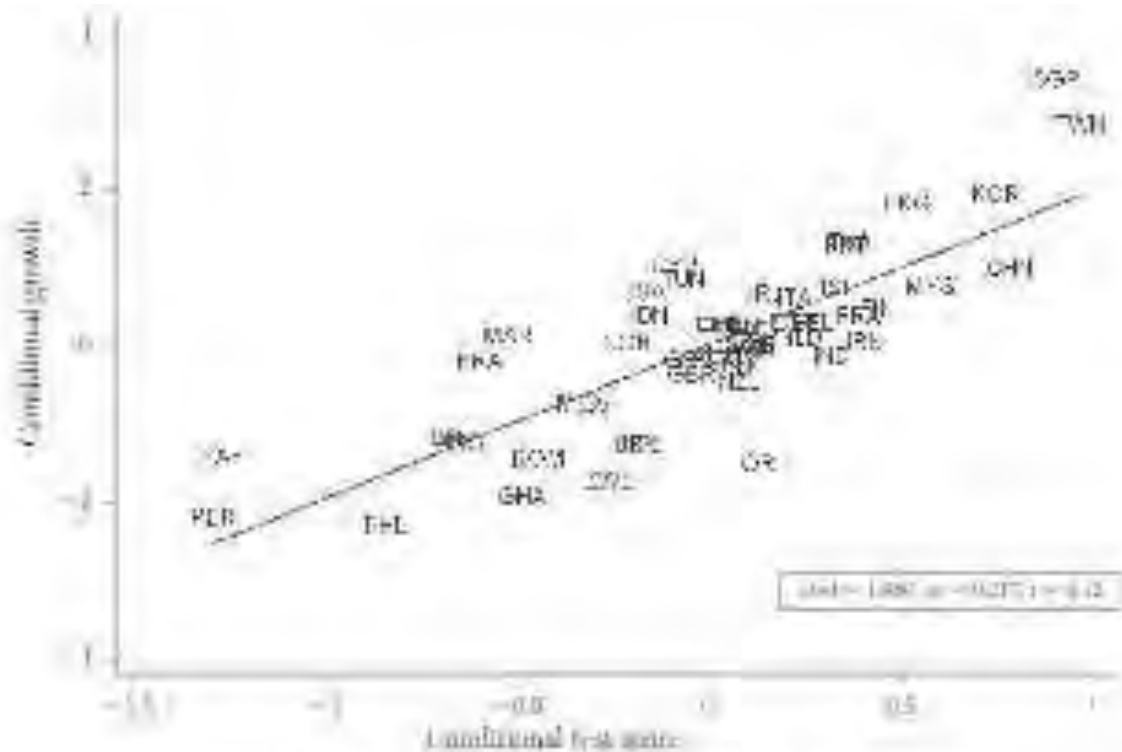


Figure 7. Added-Variable Plot of Growth and Test Scores

Notes: Added variable plot of a regression of the average annual rate of growth (in percent) of real GDP per capita in 1960–2000 on the initial level of real GDP per capita in 1960, average test scores on international student achievement tests, and average years of schooling in 1960. Author calculations; see table 2, column 2.

# Years of schooling and growth

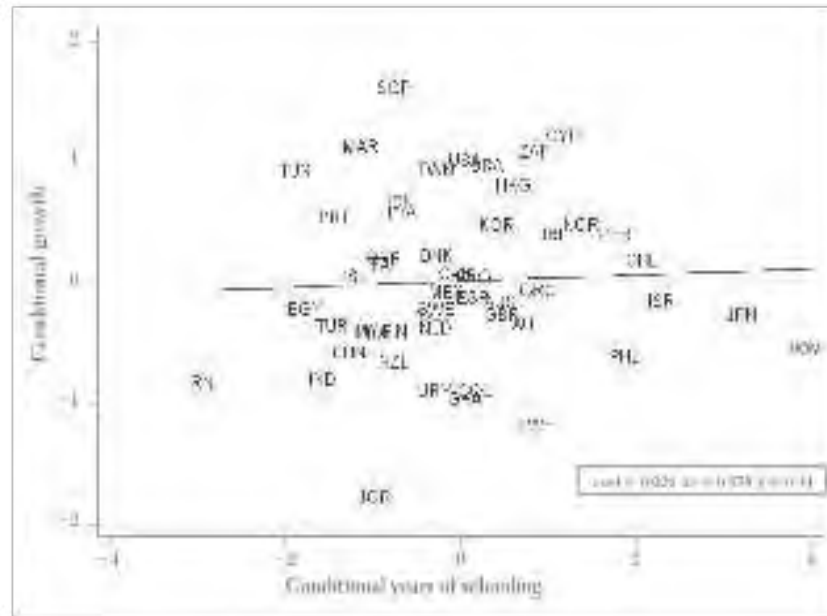


Figure 8: Added-Variable Plot of Growth and Years of Schooling with Test Score Controls

Notes: Added-variable plot of a regression of the average annual rate of growth (in percent) of real GDP per capita in 1960–2000 on the initial level of real GDP per capita in 1960, average test scores on international student achievement tests, and average years of schooling in 1960. Author calculations; see table 2, column 2.





# The role of higher education

- Productivity growth results from both, imitation and frontier innovation
- Frontier innovation matters increasingly more the closer a country or region is from the technological frontier
- Hence, the closer a country or region is from the frontier, the more growth-enhancing it is to invest more in higher education

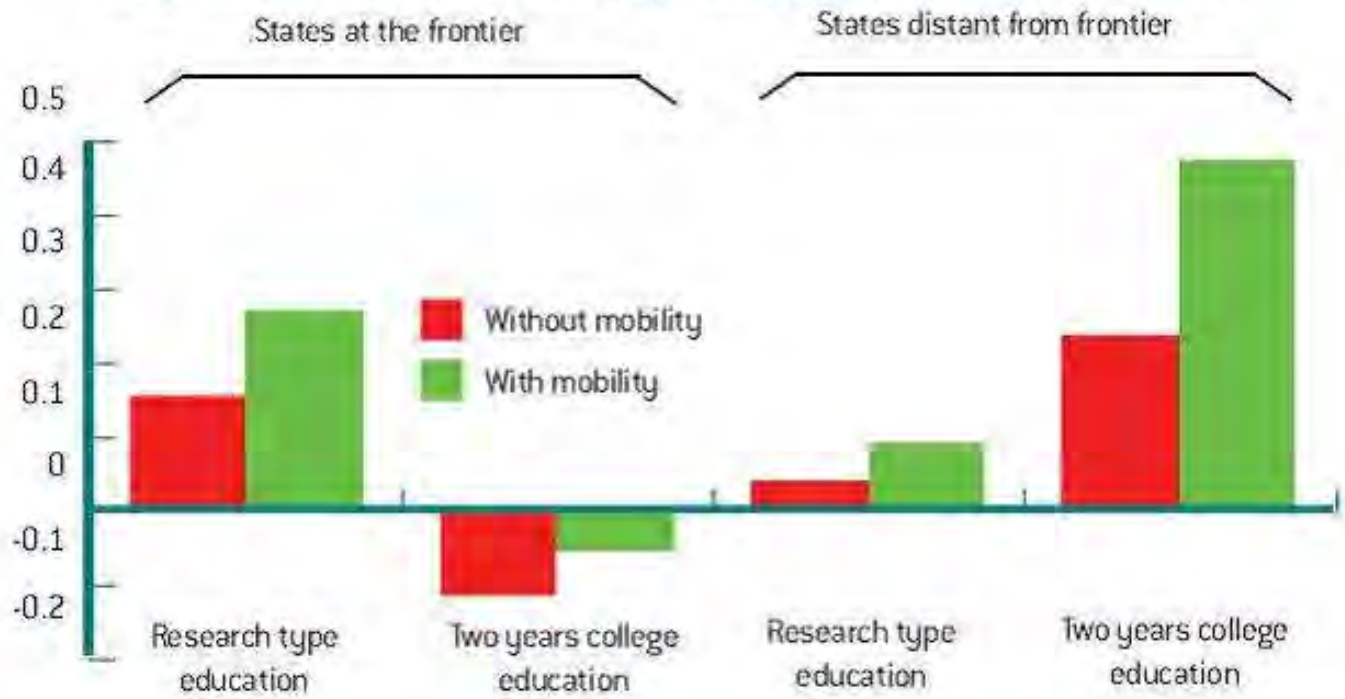
# Table 1: TFP Growth Equation (Fractions BL)

TFP GROWTH EQUATION (FRACTIONS BL)

	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
<b>Proximity</b>	-0.13 (.075)	-0.216 (.287)	-0.27 (.063)***	-0.24 (.29)	-0.28 (.08)***
<b>Fraction</b>	-0.025 (.094)	0.65 (.63)	-0.89 (.26)***	0.3 (1.8)	-0.43 (.24)*
<b>Proximity*Fraction</b>	-	-	1.07 (.28)***	0.4 (1.6)	1.11 (.3)***
<b>Country dummies</b>	No	Yes	No	Yes	Groups
<b>p-value country dummies</b>	-	-	-	0	-
<b>Proximity threshold</b>	-	-	0.832 (.044)	-	0.387 (.14)
<b>Rank test (p value)</b>	-	-	-	0.13	-
<b>Number of observations</b>	122	122	122	122	122

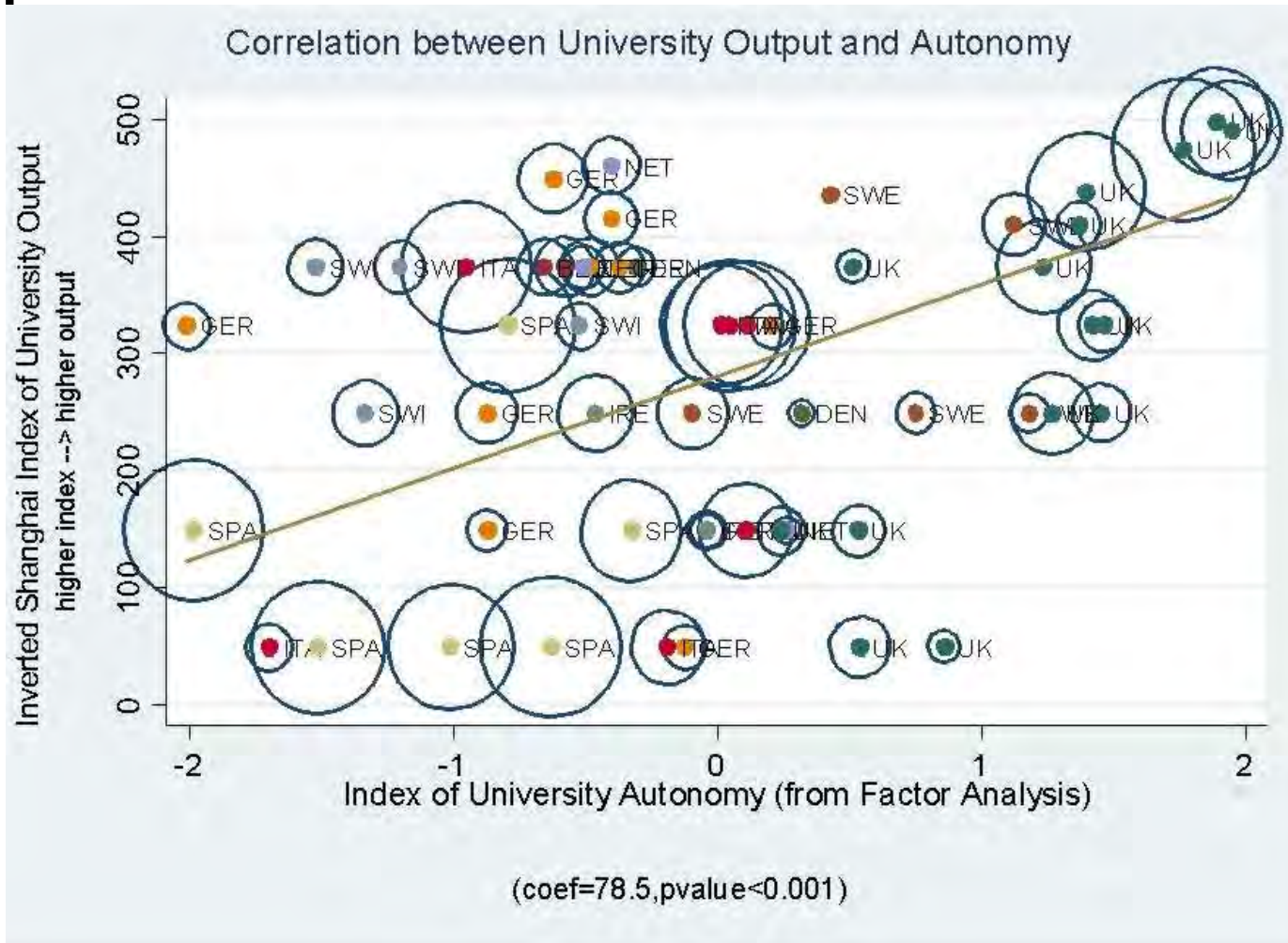
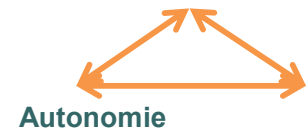
Note: standard errors in parentheses. Time dummies not reported. In column [5], countries are grouped in the following way: Group 1: Canada, New Zealand, USA; Group 2: Austria, Ireland, Italy, Norway, Portugal; Group 3: Belgium, Finland, France, United Kingdom; Group 4: Denmark, Netherlands, Spain, Sweden, Switzerland; Group 5: Australia. Proximity threshold indicates the value of Proximity above which Fraction is growth-enhancing. One, two and three \* indicate significance at the 10, 5 and 1% level respectively.

**Fig. 3**  
**Long-term growth effects of \$1000 per person spending on education, US States**



Source: Aghion, Boustan, Hoxby and Vandebussche (2005)

# Autonomy of universities





# Fostering Inclusive Growth



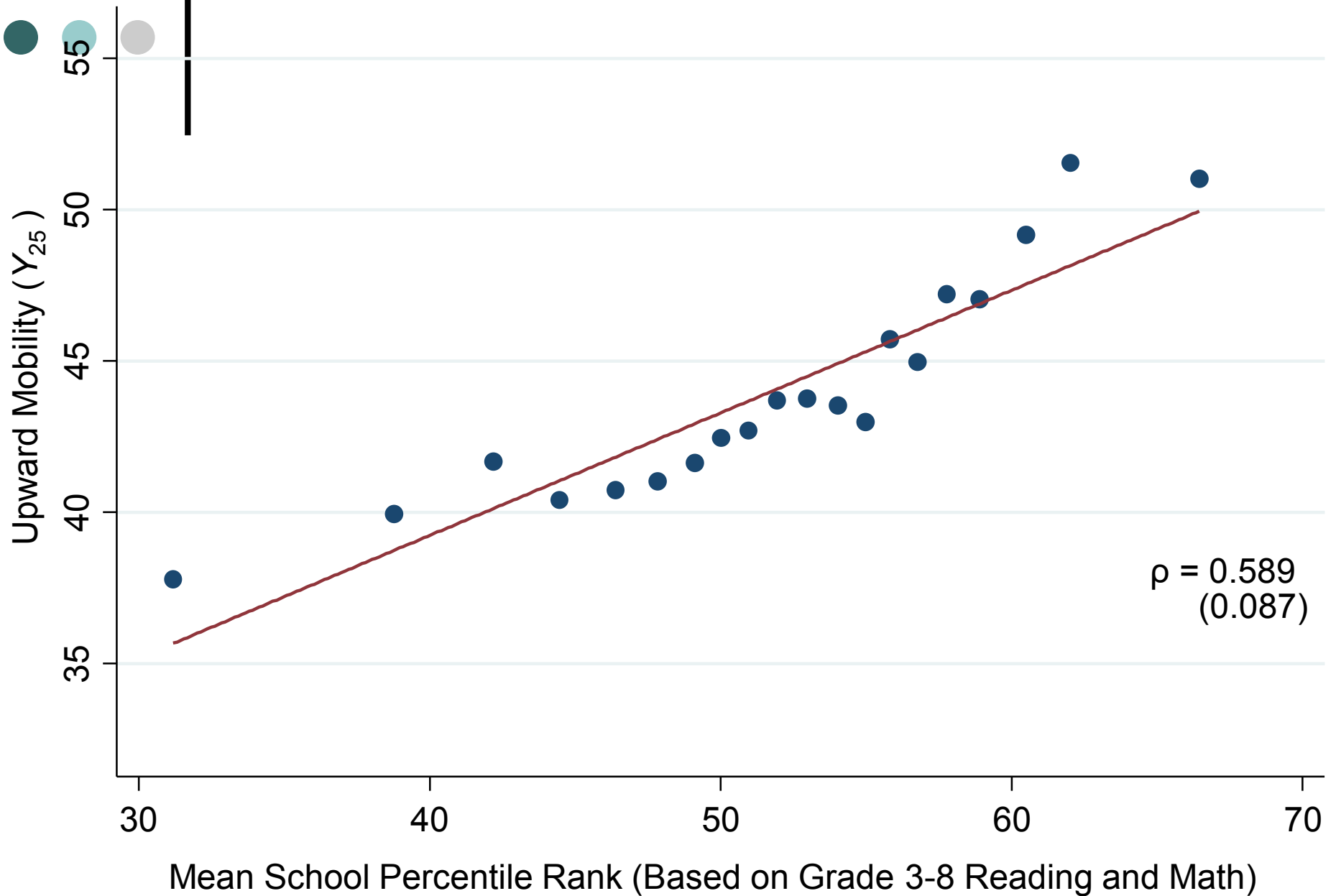
# How to promote inclusive growth in developed economies

- Look at main drivers of innovation-based growth
  - Education
  - Product market competition
  - Labor market flexibility
  - Countercyclical macropolicies
- Then look at how each of these affects the various measures of inequality, especially social mobility



## **Enhancing social mobility: schooling**

### Factor #3: Upward Mobility vs. Test Scores





**TAPPING INTO TALENT:  
COUPLING EDUCATION AND INNOVATION POLICIES FOR  
ECONOMIC GROWTH**

**Akcigit, Pearce & Prato, 2020**

# Akcigit et al, 2020

## Motivation

- Les modèles de croissance endogène de référence (par exemple, Romer, 1990 ; Aghion-Howitt, 1992) prédisent une forte réaction de la croissance de la productivité aux les subventions à la R&D
- Goolsbee (1998), Romer (2000) : Les subventions à la R&D ne font qu'augmenter les scientifiques, car l'offre de chercheurs est inélastique.
- **Dans ce papier:** les mécanismes de la politique de R&D et son interaction avec la politique d'éducation qui génère le capital humain dans l'économie.

## Question de recherche

**Que faut-il faire pour transformer la dépense publique en innovation et en croissance économique ?**

# Akcigit et al, 2020

A partir de micro-données danoises:

- Nouveaux faits empiriques sur:
  - Revenu individuel, éducation, QI, données sur les parents
  - Données sur les brevets (EPO)
  - Politique d'innovation

# Akcigit et al, 2020

A partir de micro-données danoises:

- Nouveaux faits empiriques sur:
  - Revenu individuel, éducation, QI, données sur les parents
  - Données sur les brevets (EPO)
  - Politique d'innovation
- Construction d'un modèle de croissance endogène intégrant:
  - Hétérogénéité des talents
  - Choix de la profession selon des préférences hétérogènes
  - Temps d'apprentissage au sein des équipes de recherche
  - Frictions financières pour les étudiants désireux de se former

# Akcigit et al, 2020

A partir de **micro-données danoises**:

- Nouveaux faits empiriques sur:
  - Revenu individuel, éducation, QI, données sur les parents
  - Données sur les brevets (EPO)
  - Politique d'innovation
- Construction d'un modèle de croissance endogène intégrant:
  - **Hétérogénéité des talents**
  - Choix de la profession selon des **préférences hétérogènes**
  - **Temps d'apprentissage** au sein des équipes de recherche
  - **Frictions financières** pour les étudiants désireux de se former
- Calibration du modèle sur les données et analyse contrefactuelle de « Innovation Danmark » (2002-2013)
- Principales conclusions: Les subventions à la R&D peuvent être complétée par une politique d'éducation. La politique d'éducation est plus efficace dans les sociétés très inégales.

# Akcigit et al, 2020

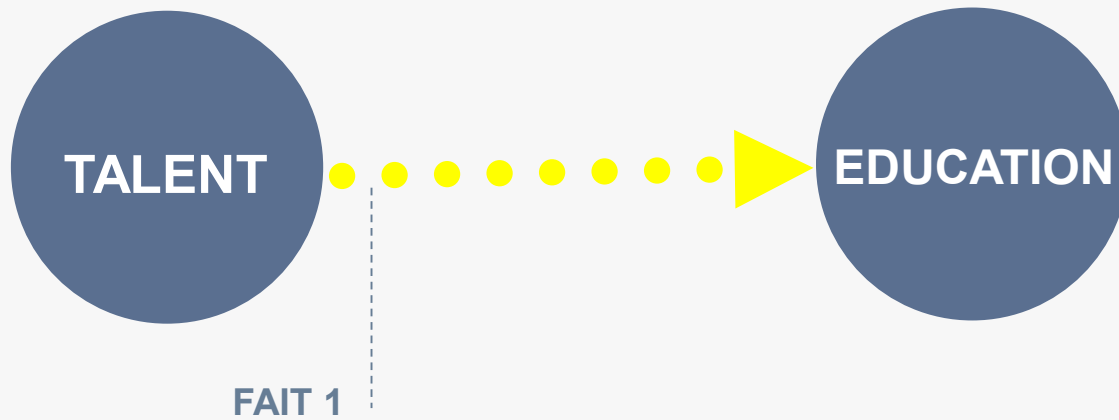
## Plan

1. **Les faits empiriques**
2. Le modèle
3. L'analyse empirique
4. L'analyse quantitative

# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

**Fait 1:** Les personnes au QI plus élevé ont plus de chances d'obtenir un doctorat.

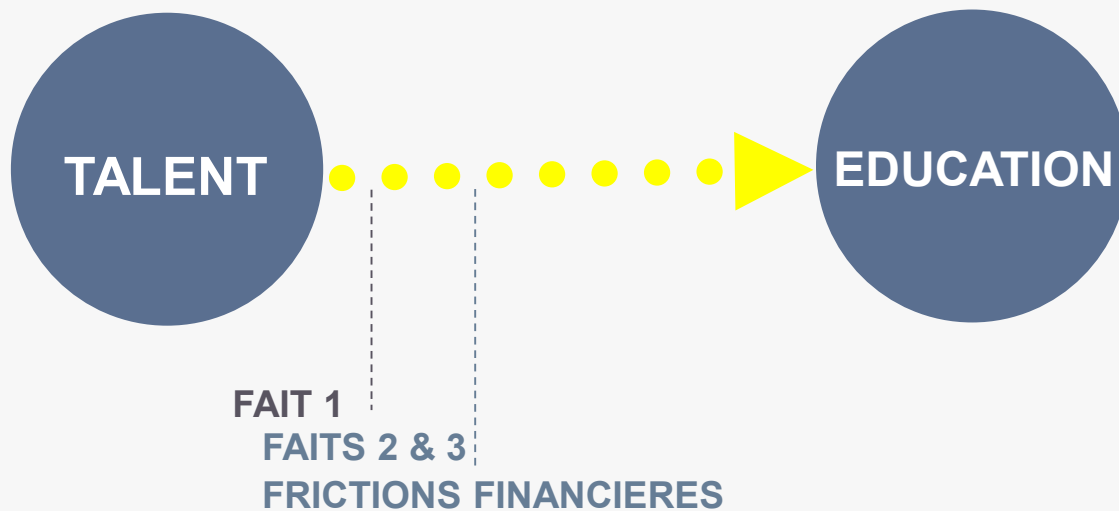




# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

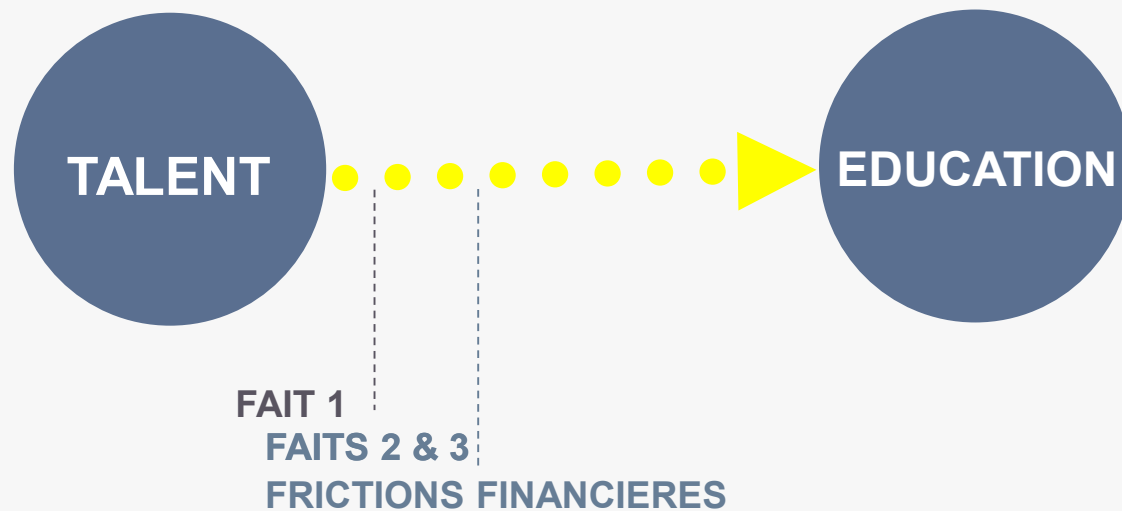
**Fait 2:** Les personnes des parents avec de hauts revenus ont plus de chances d'obtenir un doctorat.



# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

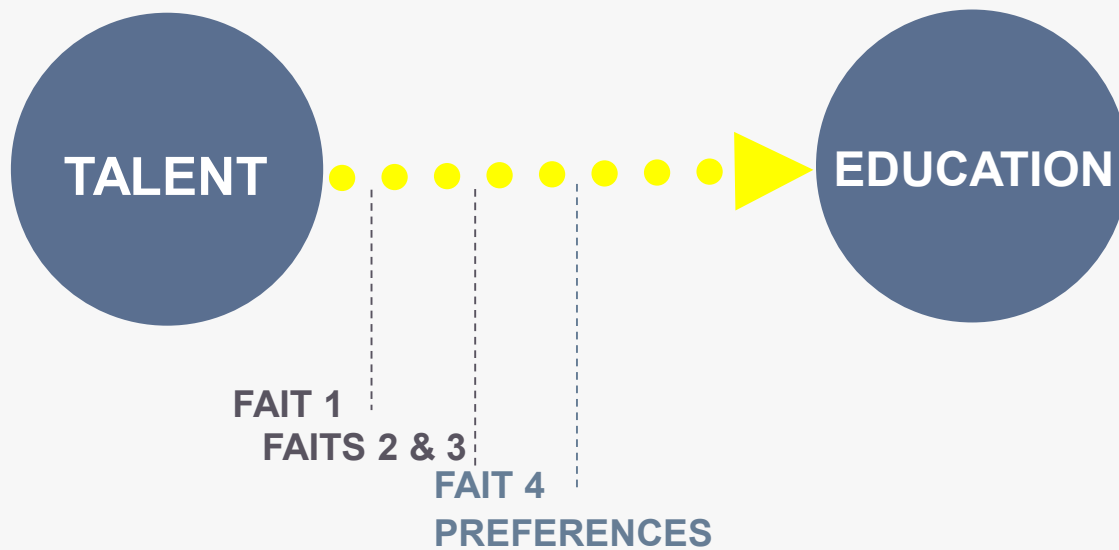
**Fait 3:** Le QI des individus est corrélé avec le revenu des parents, mais pas parfaitement.



# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

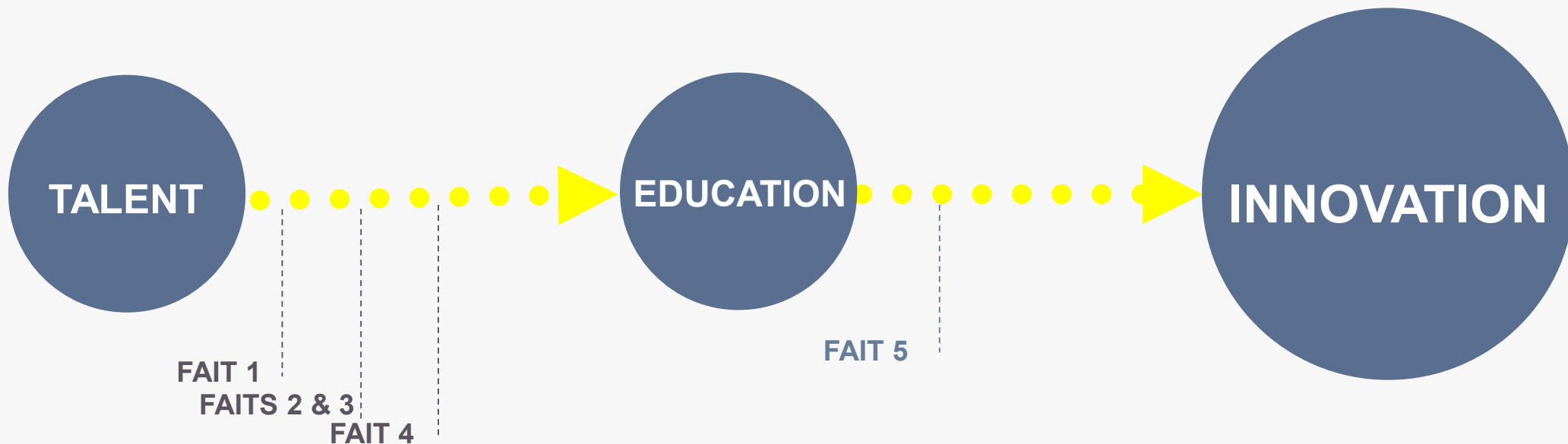
**Fait 4:** Seule une fraction des personnes ayant un QI élevé et un revenu parental élevé obtiennent un doctorat.



# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

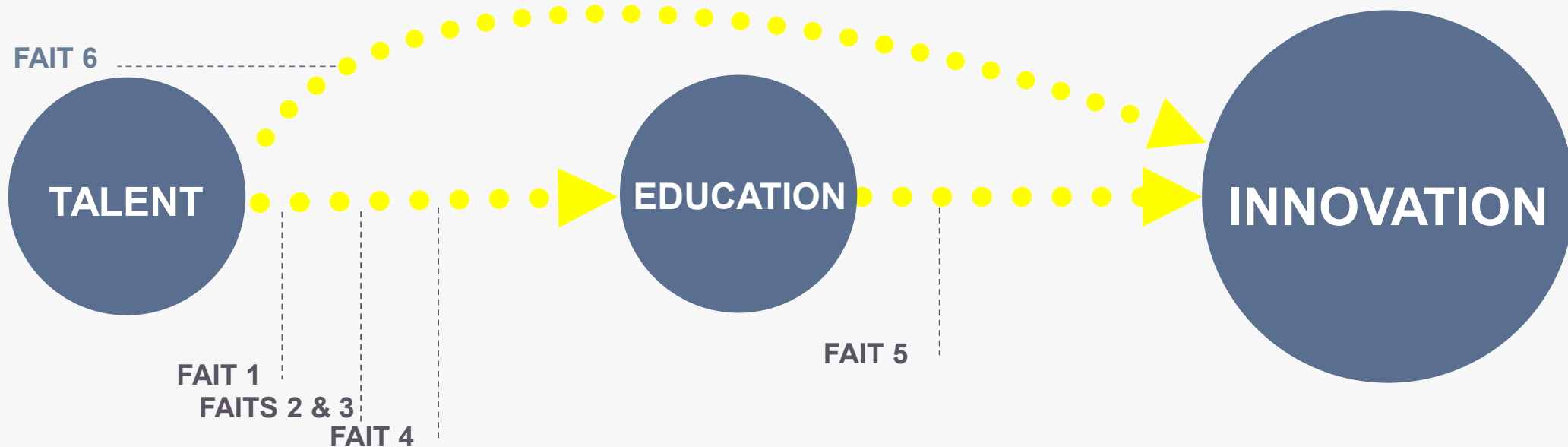
**Fait 5:** Les individus dotés d'un doctorat ont 20 fois plus de chances de devenir des inventeurs par rapport à l'individu moyen dans la société.



# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

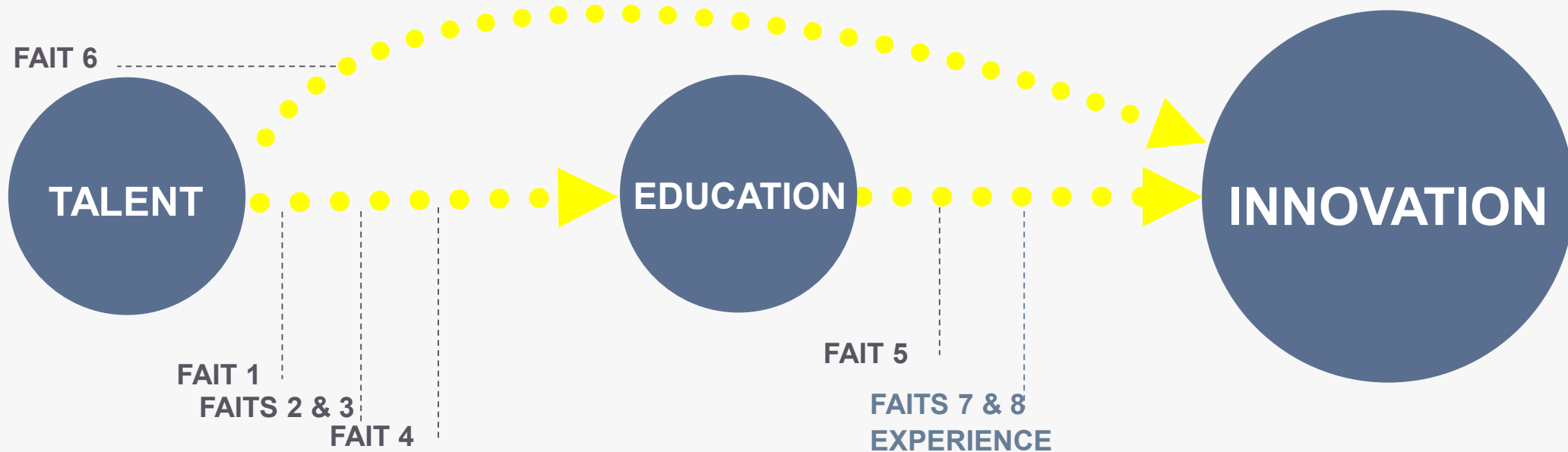
**Fait 6:** Conditionnellement à l'éducation, les personnes au QI élevé sont également plus susceptibles d'innover.



# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

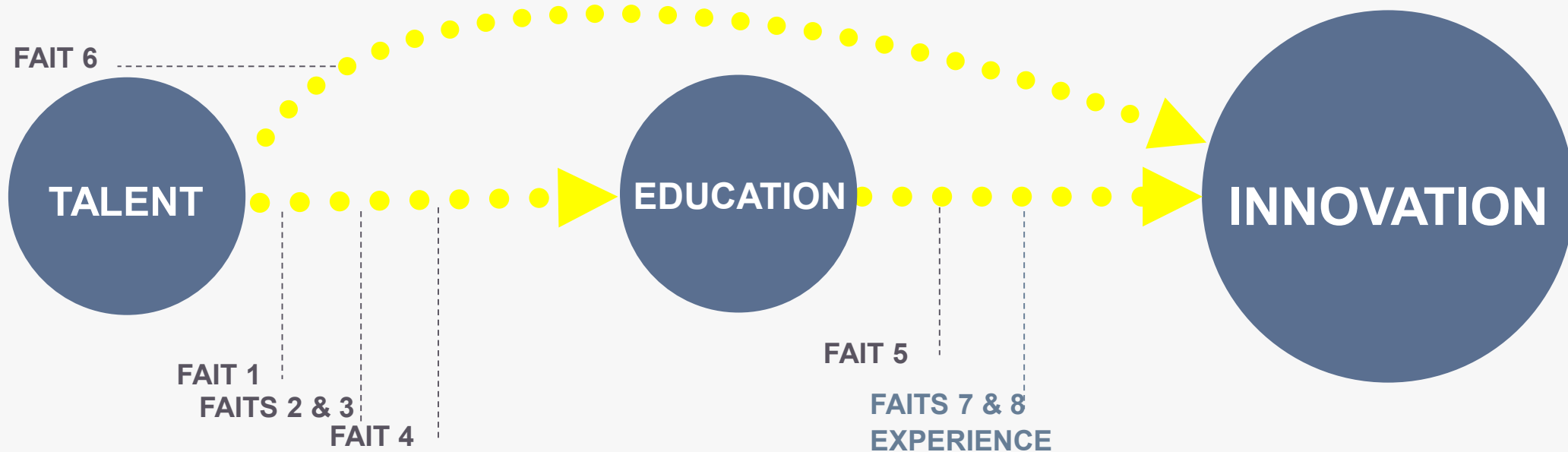
Fait 7: Les inventeurs travaillent en équipe et la taille de l'équipe est hétérogène.



# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

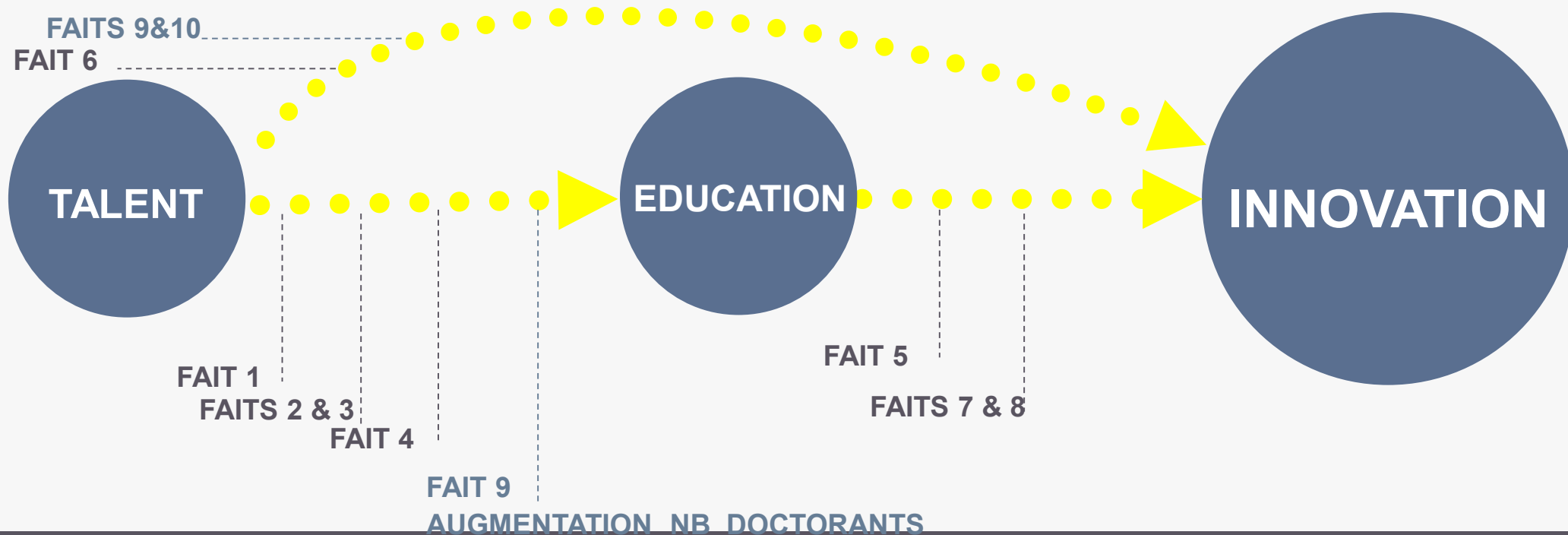
**Fait 8:** La probabilité d'innover en tant que chef d'équipe au cours du cycle de vie d'un inventeur suit une forme en U inversé.



# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

**Fait 9:** Une augmentation du nombre de places en doctorat est associée à une baisse du QI moyen des docteurs.

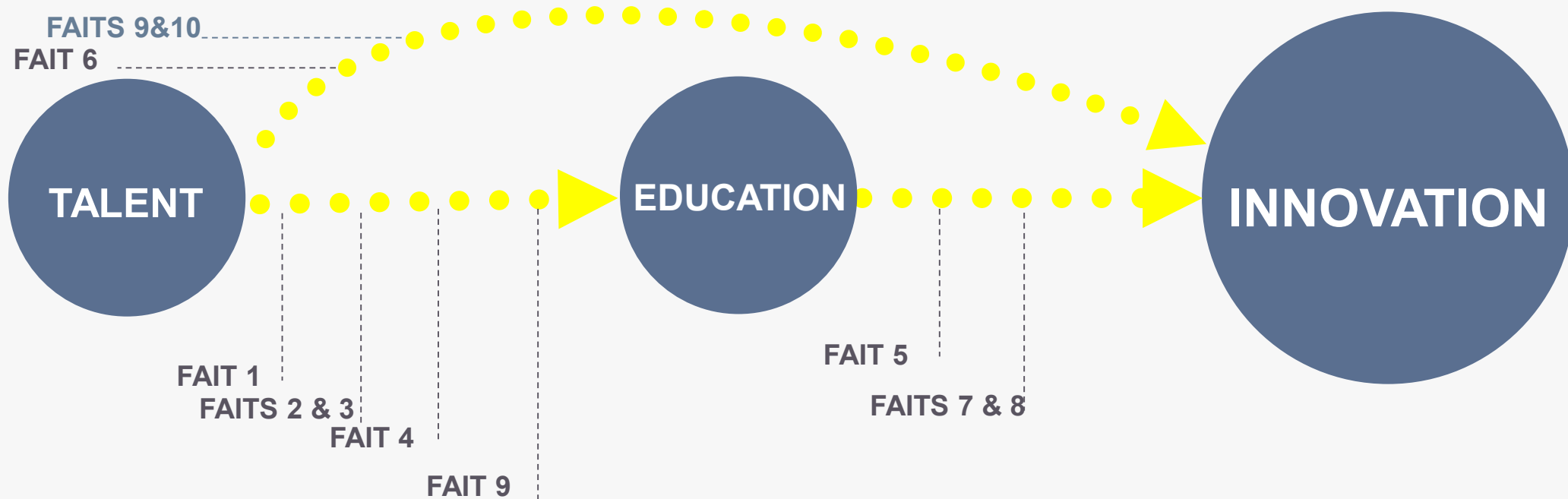




# Akcigit et al, 2020

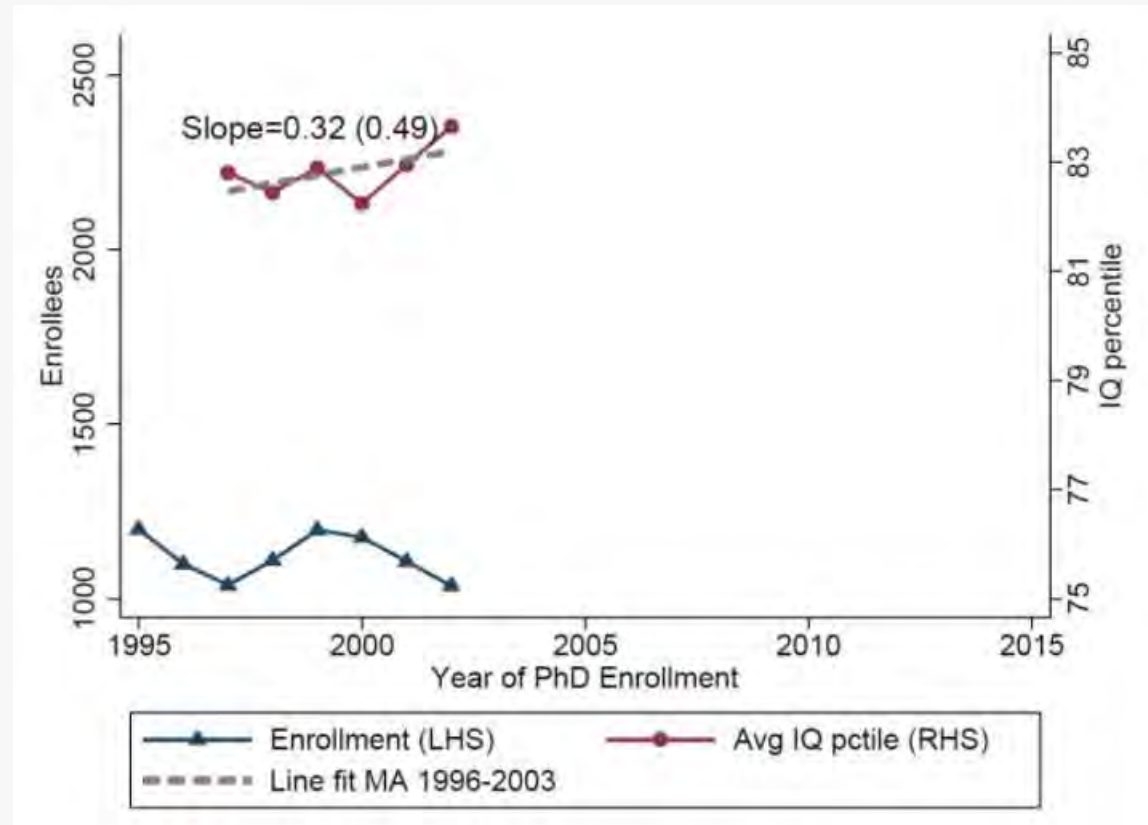
## Faits empiriques

**Fait 10:** L'économie est ouverte sur le marché des biens mais fermée sur le marché des compétences.



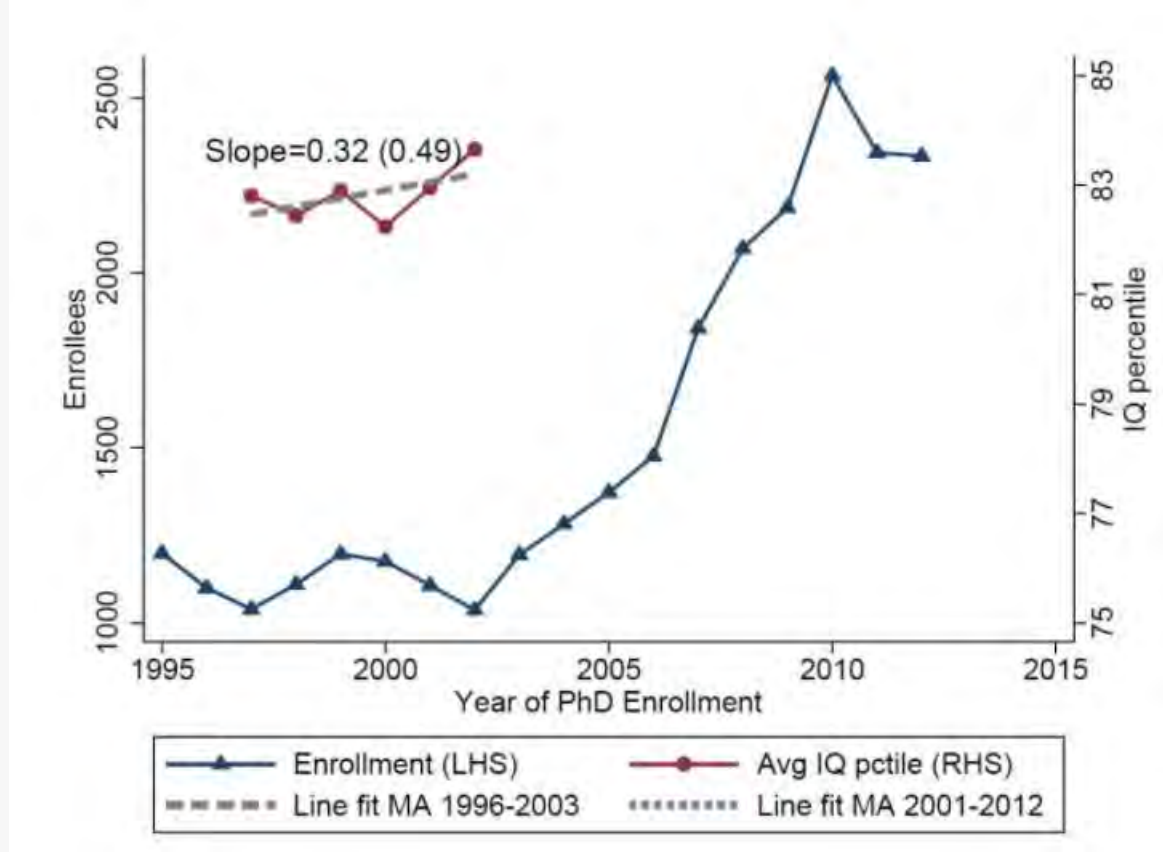
# Akcigit et al, 2020

## Fait 9: Un arbitrage, nombre de chercheurs vs qualité des chercheurs



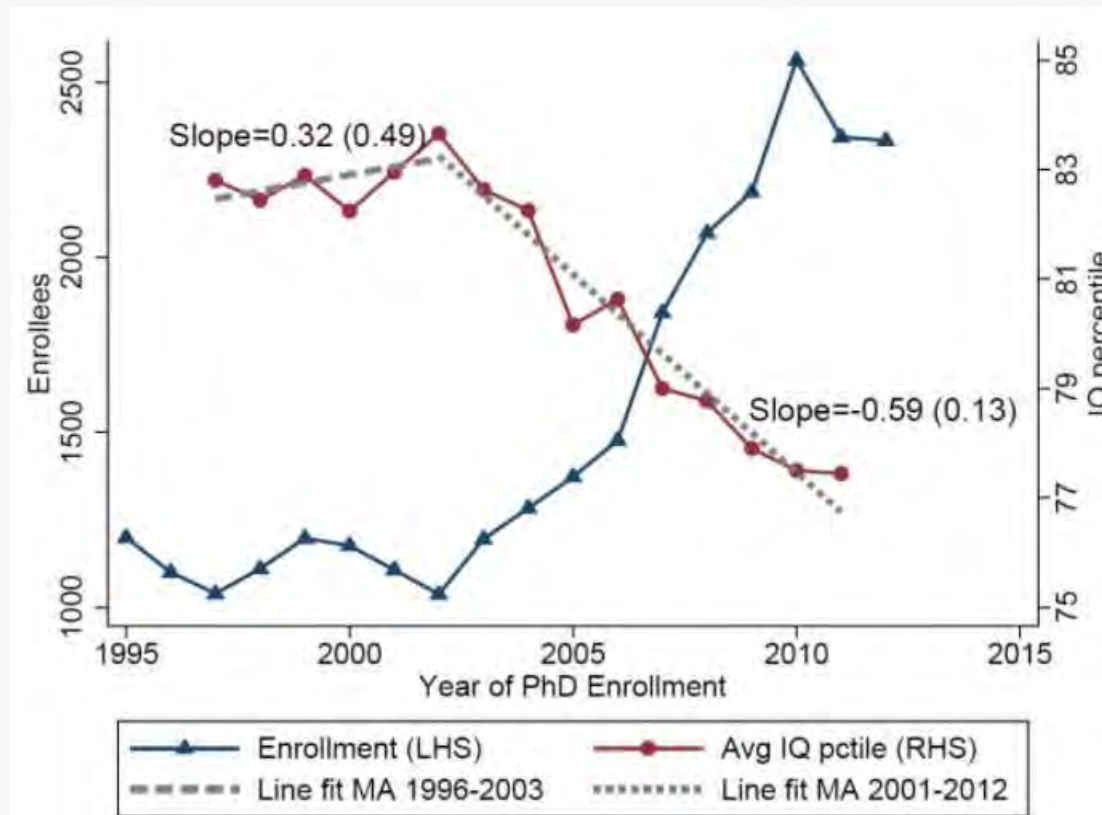
# Akcigit et al, 2020

## Fait 9: Un arbitrage, nombre de chercheurs vs qualité des chercheurs



# Akcigit et al, 2020

## Fait 9: Un arbitrage, nombre de chercheurs vs qualité des chercheurs



Plus le nombre de doctorants augmente, plus leur QI moyen diminue...

# Akcigit et al, 2020

## Fait 9: Un arbitrage, nombre de chercheurs vs qualité des chercheurs



Les études qualitatives montrent une amélioration des doctorats malgré l'augmentation de leur nombre...

# Akcigit et al, 2020

## Plan

1. Les faits empiriques
- 2. Le modèle**
3. L'analyse empirique
4. L'analyse quantitative

# Akcigit et al, 2020

## Le modèle

La littérature se concentre principalement sur l'hétérogénéité des entreprises et ignore l'hétérogénéité individuelle.

Le modèle comporte:

- Deux secteurs: recherche et production de biens finaux
- Le **talent** individuel crée des idées et est inégalement distribué
- Des **équipes** dans le secteur de la recherche où les membres **se forment**
- Une éducation coûteuse avec **frictions financières**
- Des préférences hétérogènes pour la recherche

# Akcigit et al, 2020

## Production d'idées

Elle dépend de:

- **Chef d'équipe** au talent  $z$
- **Nombre** de membres de l'équipe
- **Equipement de laboratoire**

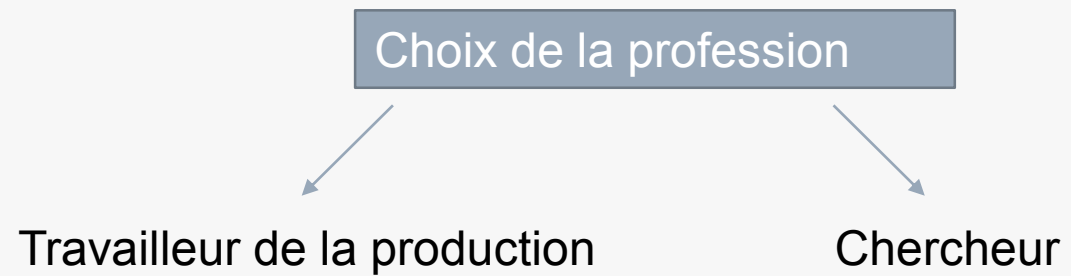


# Akcigit et al, 2020

## Education

- Il existe un nombre limité de places en doctorat
- Il existe un coût en amont de l'obtention d'un doctorat (les individus dont le père a de haut revenu obtiennent plus de doctorat)
- Une fraction de la population dotée de talent n'a pas un parent avec des revenus suffisants (frictions financières)

## Modèles dans la littérature



# Akcigit et al, 2020

## Modèle du papier

Individus dotés d'un talent ( $z$ ) et de ressources parentales ( $y$ )

L'école offre  $N$  places de doctorat en fonction du talent  $z$

Hétérogénéité du talent

Choix de la profession

Frictions financières/  
Préférences

Travailleur de la production

Doctorat

Chercheur

Membre d'équipe

Temps d'apprentissage

Chef d'équipe

# Akcigit et al, 2020

## Le doctorat

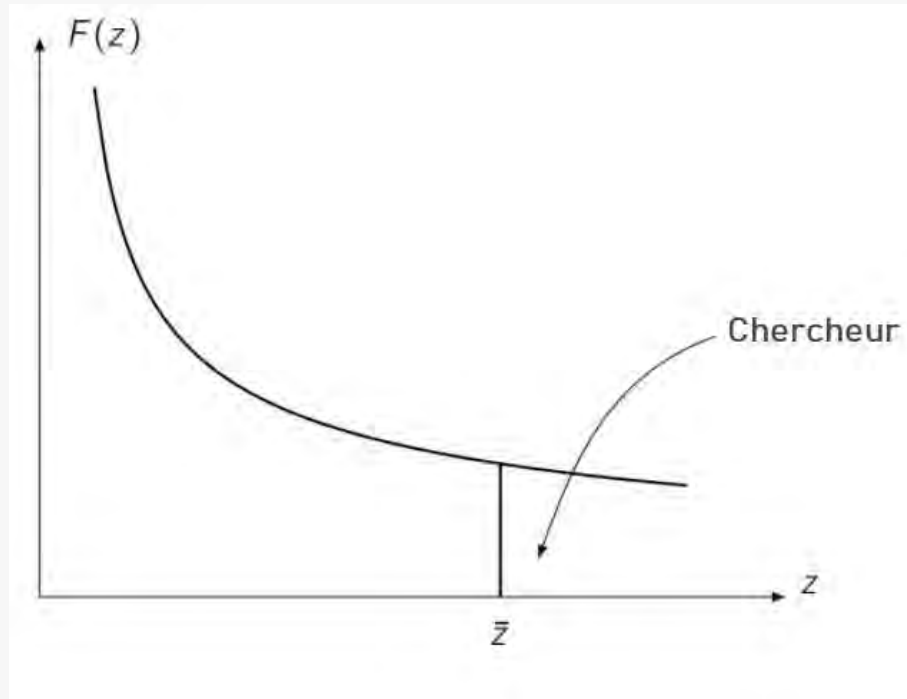
Le recrutement en doctorat dépend donc à la fois:

- Avoir talent supérieur au **seuil requis par l'université** ( $\bar{z}$ )
- Le **goût** pour la recherche (**préférences**)
- La **capacité à se payer** l'accès à l'éducation

# Akcigit et al, 2020

## Le choix de la profession: production ou recherche?

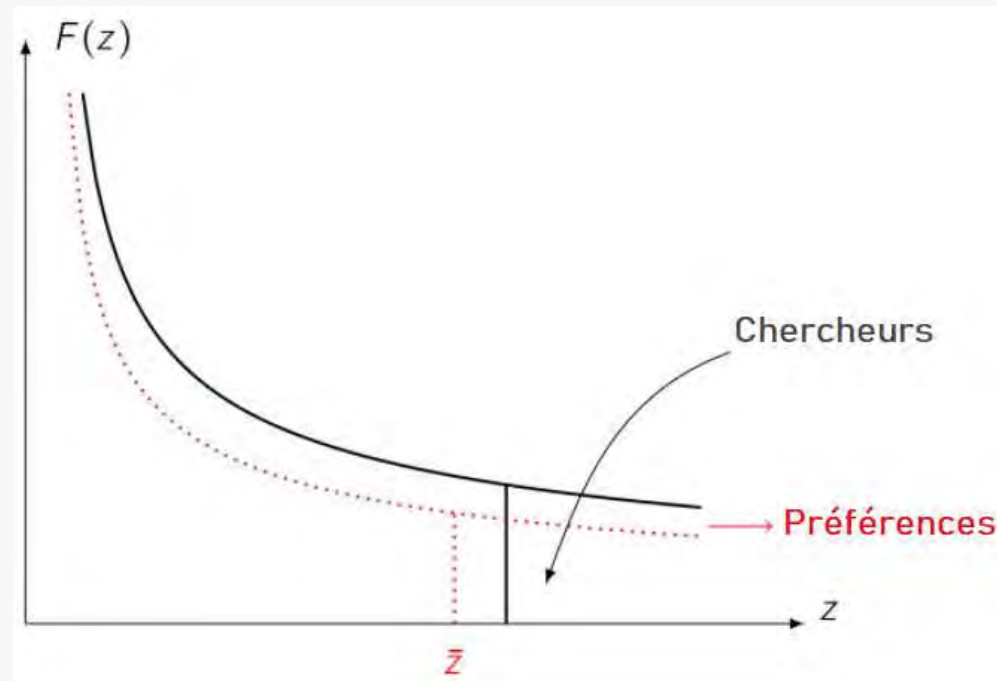
- Allocation des talents en l'absence de frictions:



# Akcigit et al, 2020

## Le choix de la profession: production ou recherche?

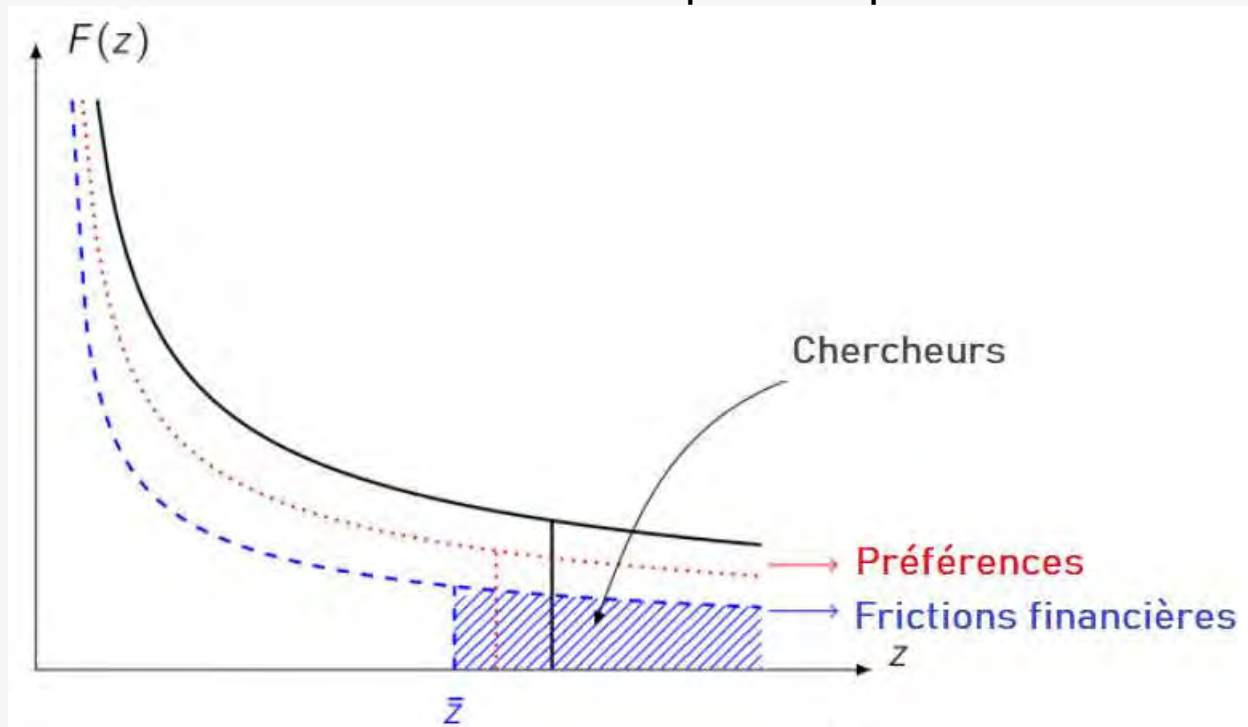
- Certains individus talentueux ne veulent pas devenir chercheurs



# Akcigit et al, 2020

## Le choix de la profession: production ou recherche?

- Du fait des frictions financières certains individus ne peuvent pas devenir chercheurs



# Akcigit et al, 2020

## Un modèle de croissance endogène:

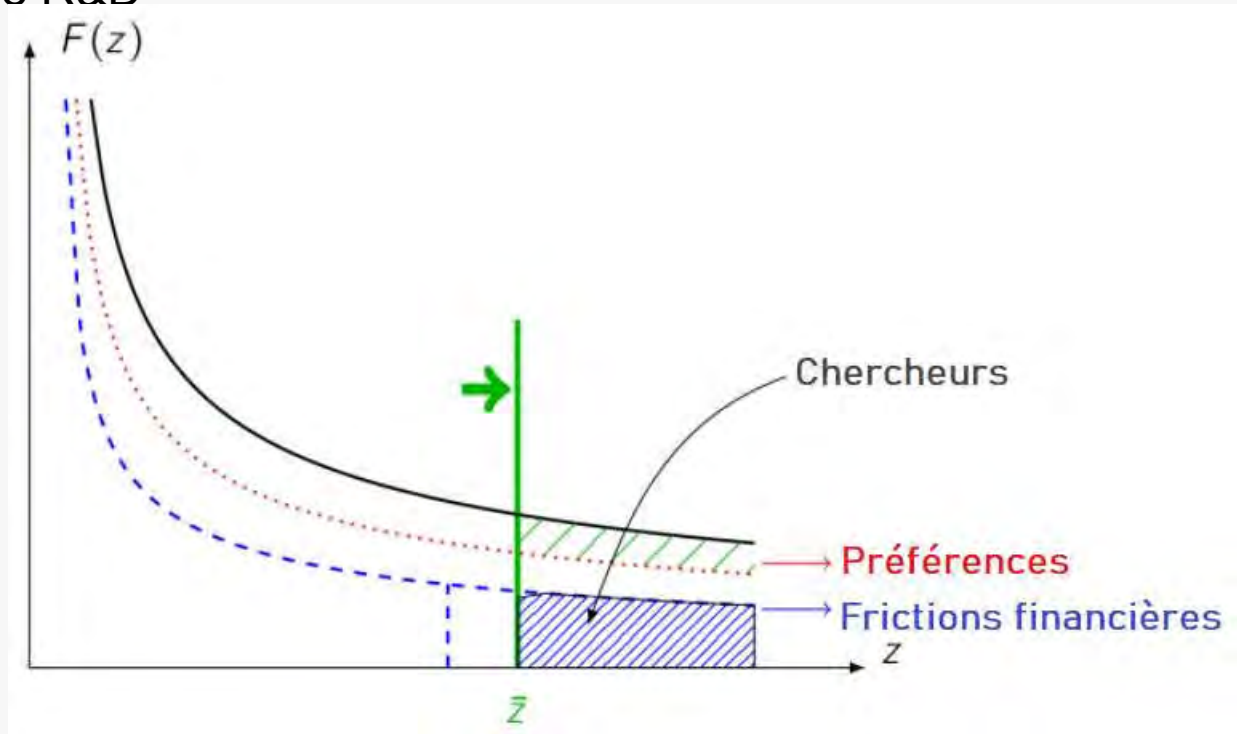
- La **production d'idées** alimente la production dans le **secteur des biens**
- Les politiques d'innovation et d'éducation sont au cœur de la croissance



# Akcigit et al, 2020

## Le choix de la profession: production ou recherche?

- Effets d'une subvention de R&D\*

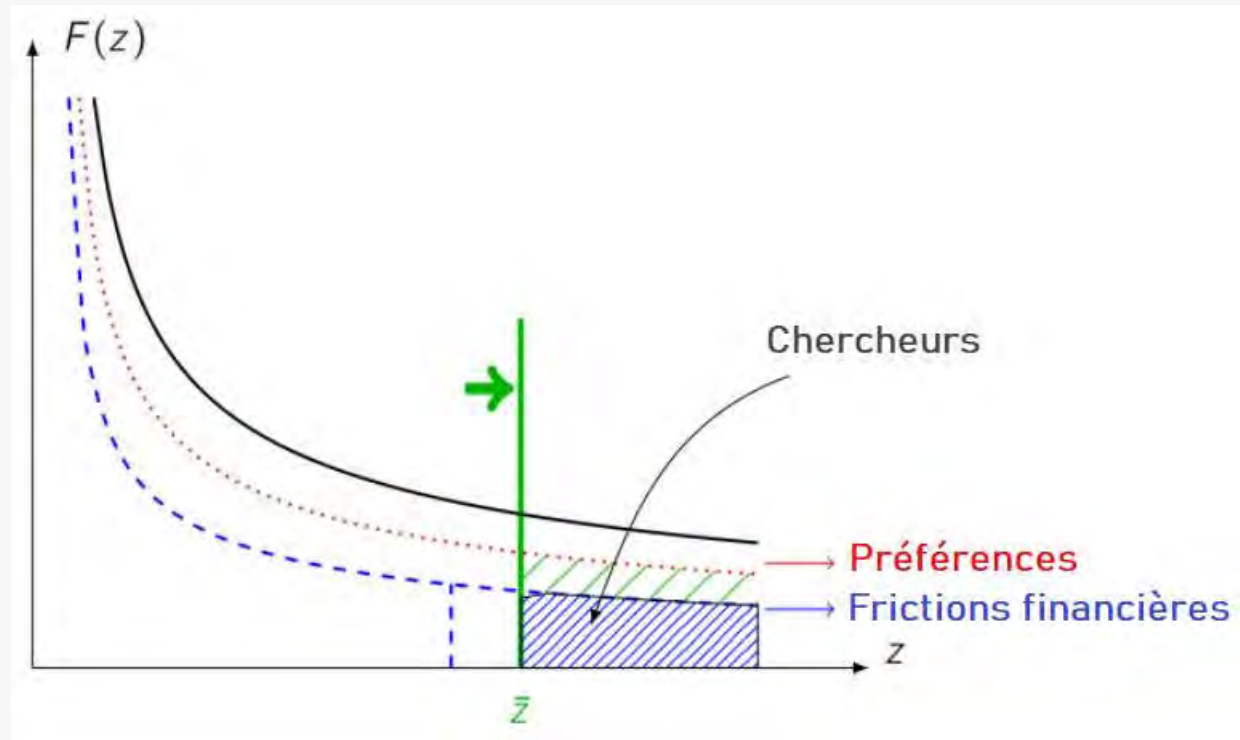


\*augmentant les salaires des chercheurs

# Akcigit et al, 2020

## Le choix de la profession: production ou recherche?

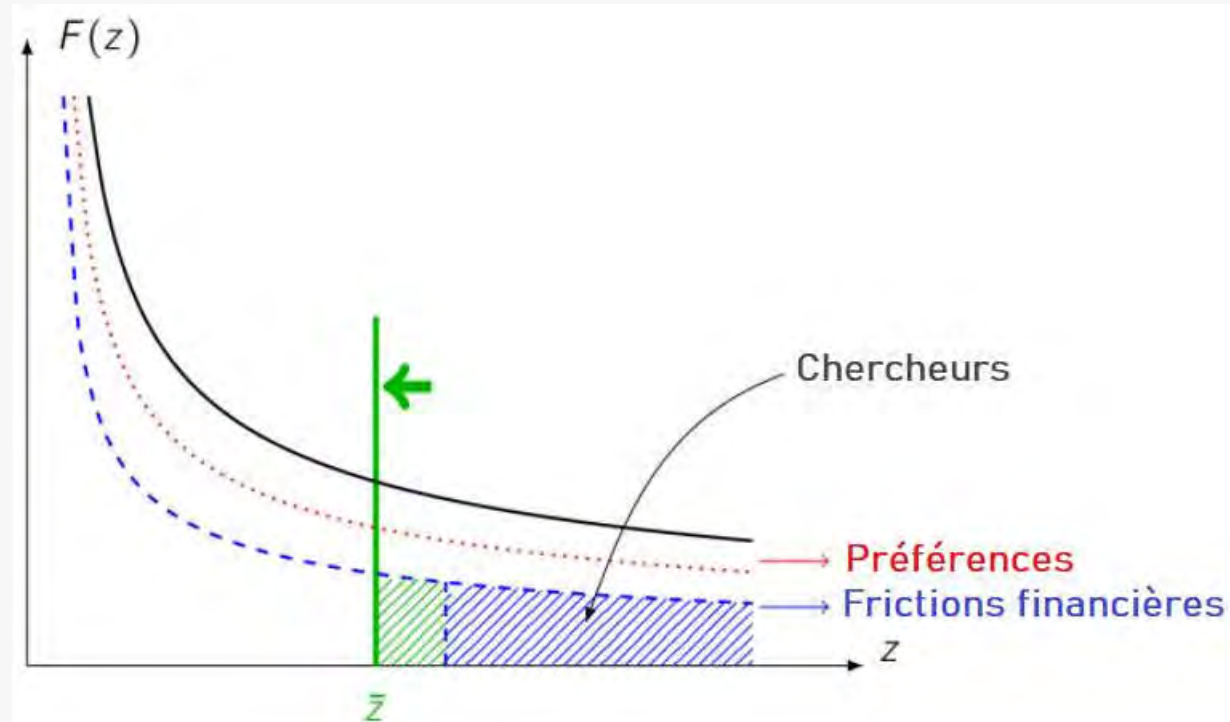
- Effets d'une subvention au coût de l'éducation



# Akcigit et al, 2020

## Le choix de la profession: production ou recherche?

- Effets d'une augmentation des places en doctorat



# Akcigit et al, 2020

## Plan

1. Les faits empiriques
2. Le modèle
- 3. L'analyse empirique**
4. L'analyse quantitative

# Akcigit et al, 2020

## Importance de l'hétérogénéité des talents

**Fait 1:** Les personnes au QI plus élevé ont plus de chances d'obtenir un doctorat.

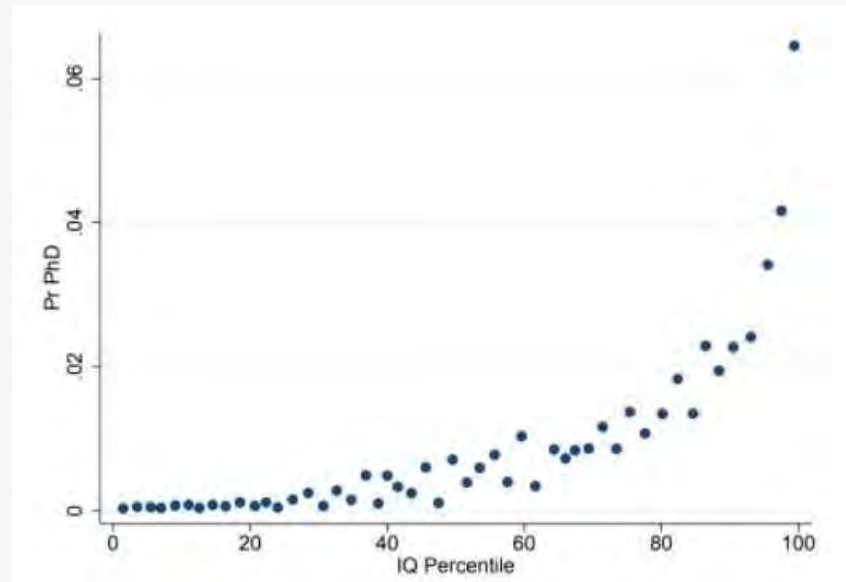


Figure : Fraction des individus ayant un doctorat par percentile de QI.

# Akcigit et al, 2020

## Frictions financières (I)

**Fait 2:** Les personnes des parents avec de hauts revenus ont plus de chances d'obtenir un doctorat.

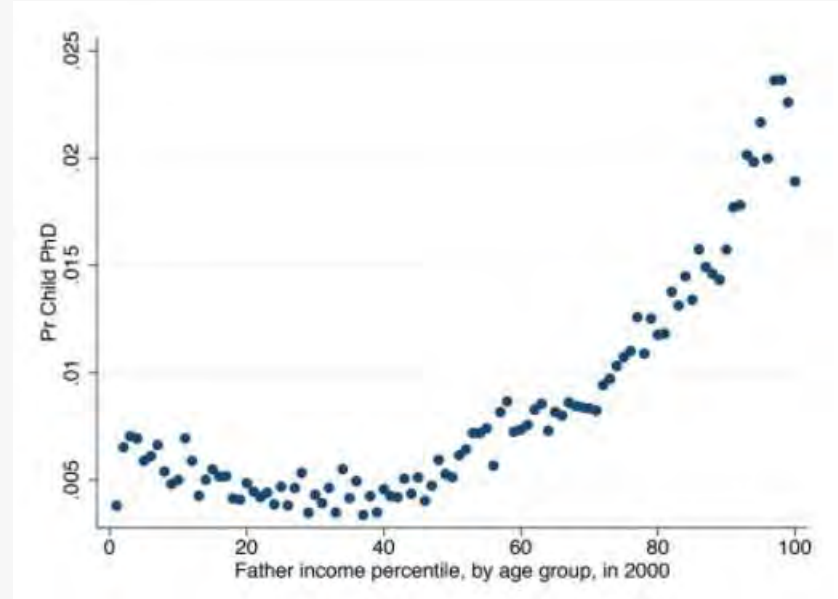


Figure : Proportion d'individus ayant un doctorat selon le centile de revenu du père.

# Akcigit et al, 2020

## Frictions financières (II)

**Fait 3:** Le QI des individus est corrélé avec le revenu des parents, mais pas parfaitement.

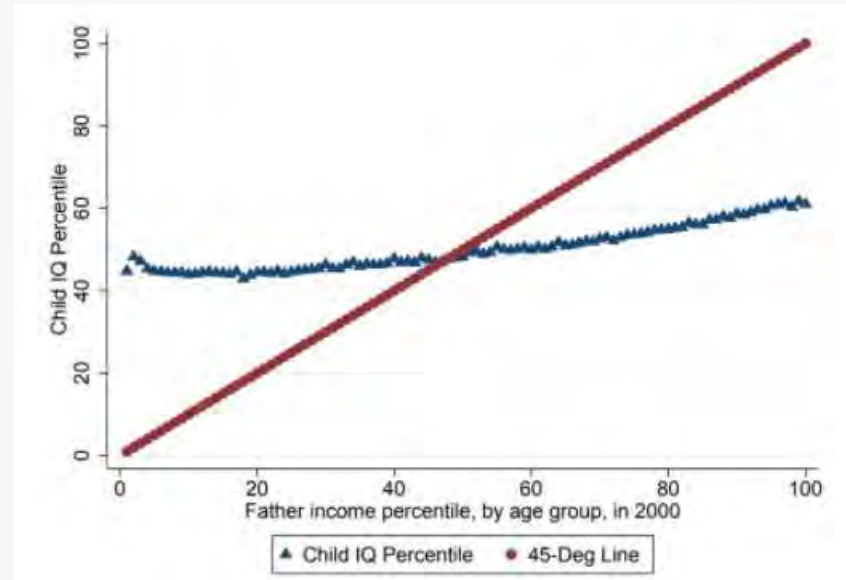


Figure : Percentile de QI individuel moyen par percentile de revenu du père.

# Akcigit et al, 2020

## Préférences hétérogènes

**Fait 4:** Seule une fraction des personnes ayant un QI élevé et un revenu parental élevé obtiennent un doctorat.

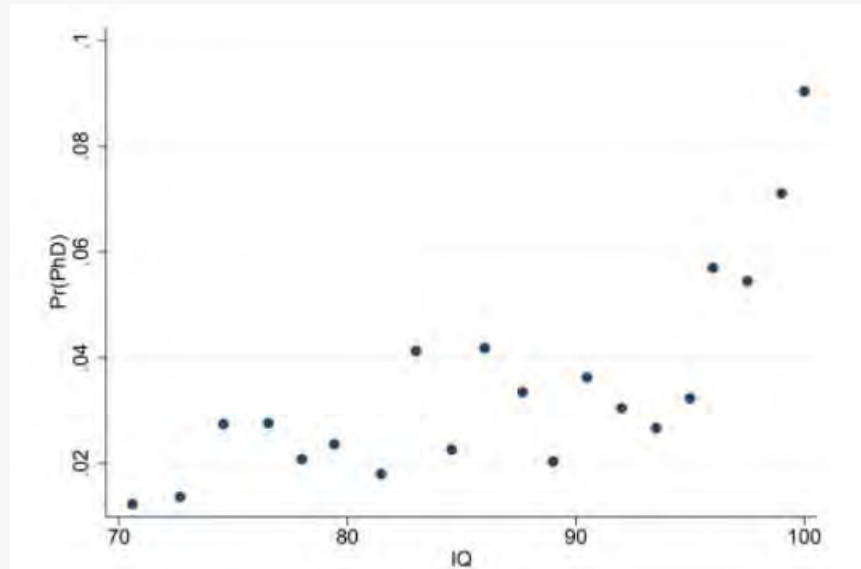


Figure : Probabilité de choisir le doctorat selon le QI (parmi les individus dont les parents sont dans les 5% supérieurs de la distribution des revenus)



# Akcigit et al, 2020

## Education au cœur de l'innovation

**Fait 5:** Les individus dotés d'un doctorat ont 20 fois plus de chances de devenir des inventeurs par rapport à l'individu moyen dans la société.

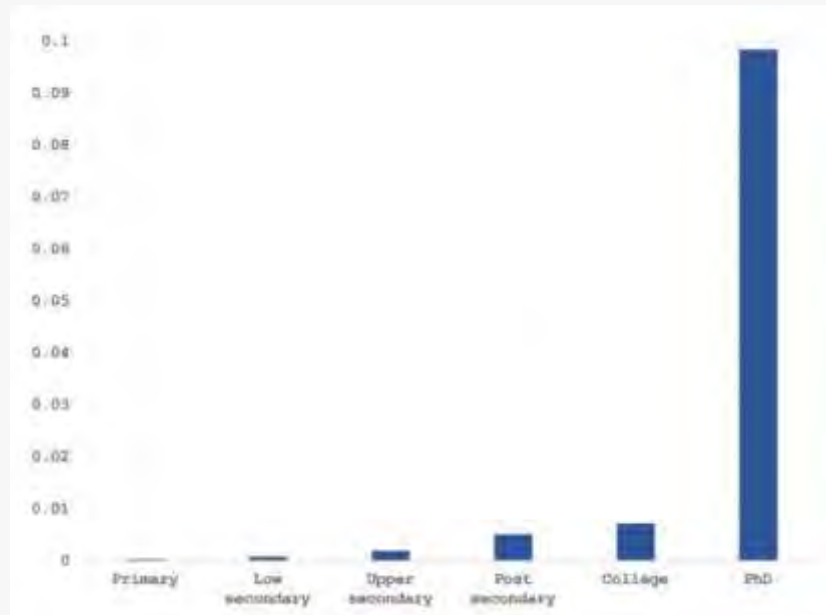


Figure : Fraction des individus ayant au moins un brevet par groupe d'éducation.

# Akcigit et al, 2020

## Au-delà de l'éducation, le talent est crucial à l'innovation

**Fait 6:** Conditionnellement à l'éducation, les personnes au QI élevé sont également plus susceptibles d'innover.

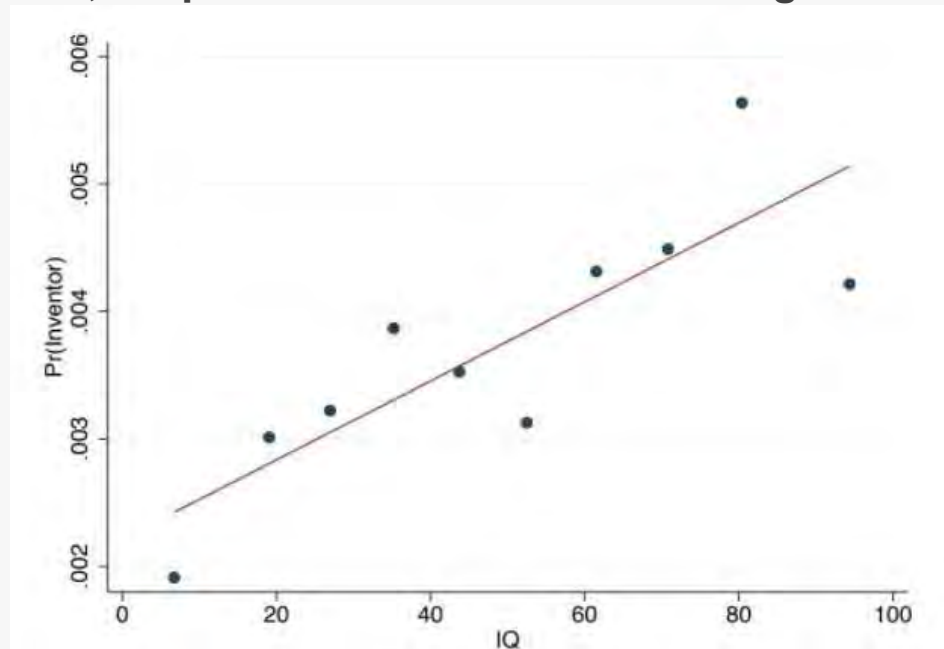


Figure : Probabilité d'être un inventeur selon le QI, à niveau d'éducation égal

# Akcigit et al, 2020

## Gain d'expérience

**Fait 8:** La probabilité d'innover en tant que chef d'équipe au cours du cycle de vie d'un inventeur suit une forme en U inversé.

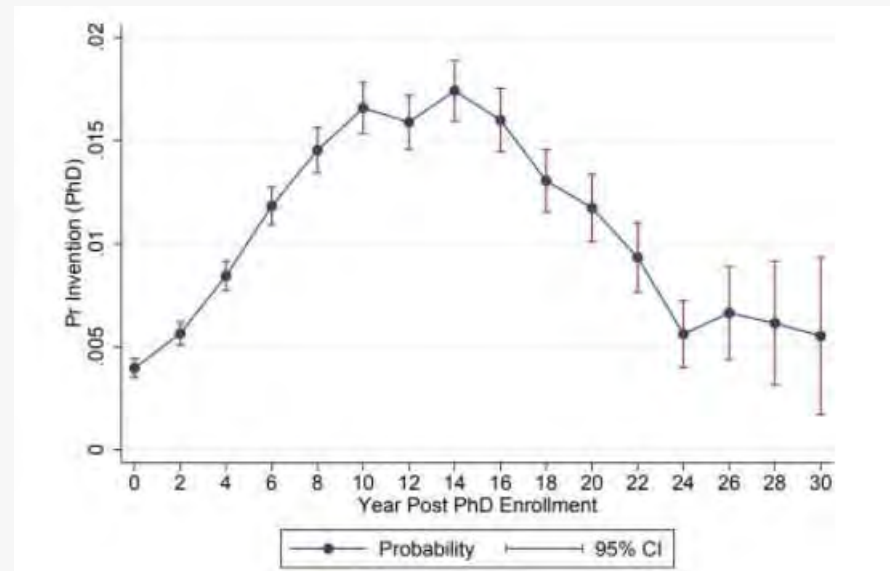
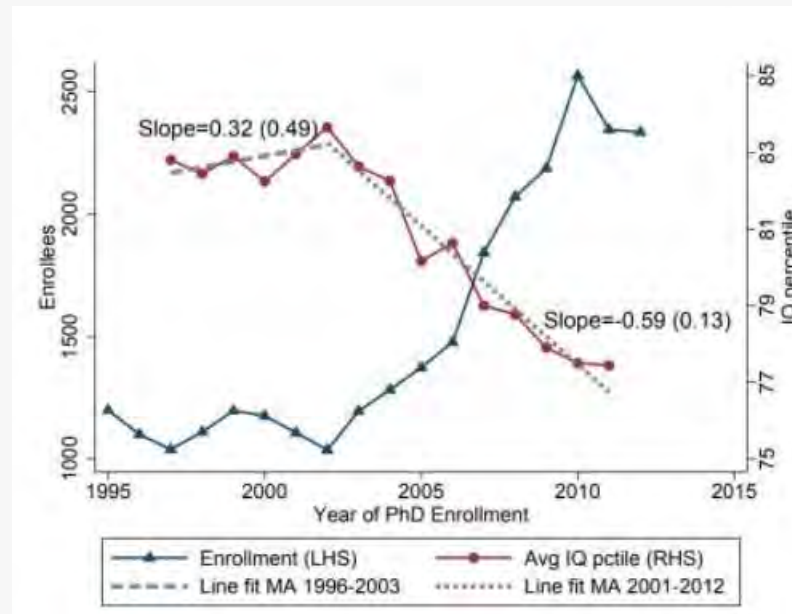


Figure : Fraction des docteurs ayant déposé un brevet, au cours des années suivant l'inscription au doctorat (un long processus d'apprentissage)

# Akcigit et al, 2020

## Faits empiriques

**Fait 9:** Une augmentation du nombre de places en doctorat est associée à une baisse du QI moyen des docteurs.



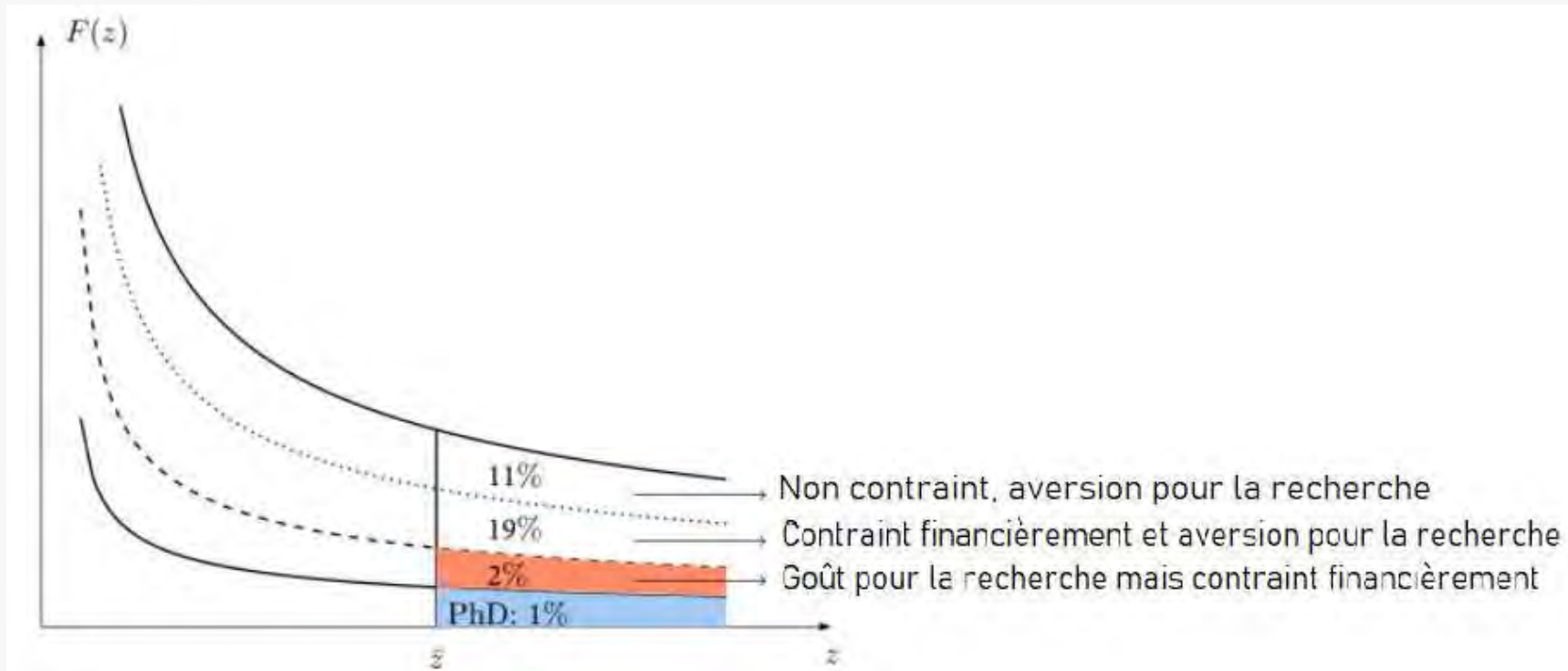
# Akcigit et al, 2020

## Plan

1. Les faits empiriques
2. Le modèle
3. L'analyse empirique
4. **L'analyse quantitative**

# Akcigit et al, 2020

## Une mauvaise allocation des talents dans l'économie danoise



# Akcigit et al, 2020

## Validation empirique du modèle: données vs modèle

- En 2002, le gouvernement danois a introduit des politiques d'innovation et d'éducation

# Akcigit et al, 2020

## Validation empirique du modèle: données vs modèle

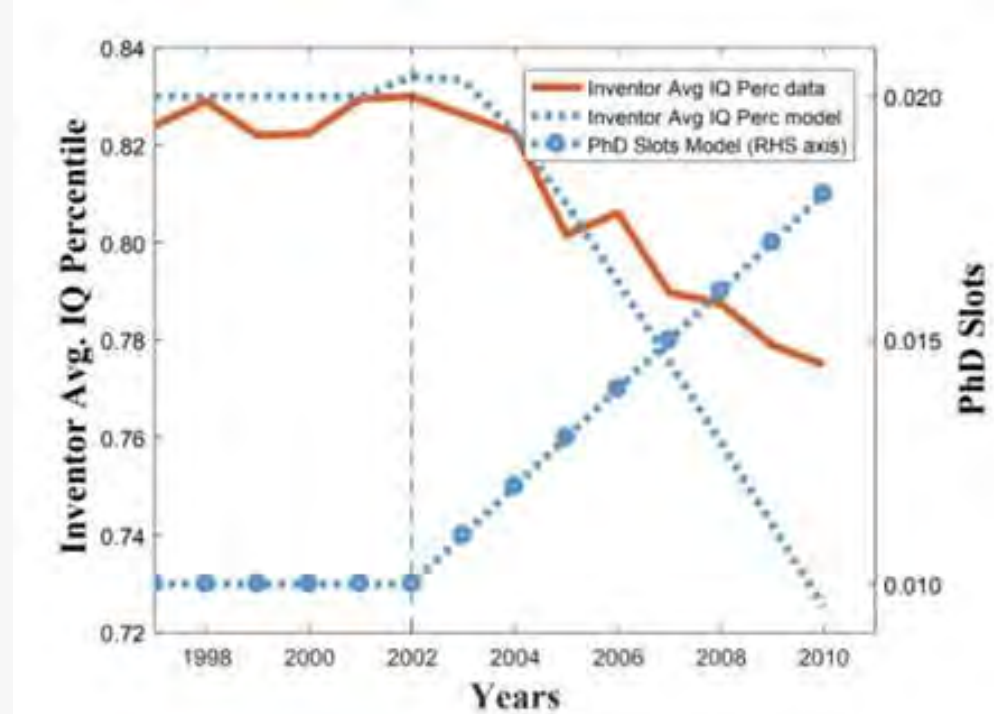


Table: Comparaison de l'évolution observée et prédite du QI des inscrits au doctorat entre 2002 et 2011.



## Résultats

1. Contrefactuels politiques au « Steady State »
2. Complémentarité des politiques et combinaison optimale
3. Interaction entre l'inégalité et l'efficacité de la politique
4. Efficacité des politiques à différents horizons politiques

# Akcigit et al, 2020

## Au « Steady state »

Table: Interventions politiques alternatives (montant annuel 0.5% PIB danois)

	% $\Delta$ Innov.	Avg. PhD IQ perc.
Baseline	0%	83
R&D subsidy	5%	87
Educational subsidy	20%	93
University slots	2%	78

- La subvention de R&D laisse le nombre de chercheur constant (contrairement aux modèles classiques) mais augmente leur talent ainsi que leur équipement
- Les subventions à l'éducation ont un effet supérieur à celles en R&D en attirant des individus talentueux mais contraints financièrement.
- Faible effet de l'augmentation des places de doctorat, diminuant le QI moyen (hétérogénéité des talents)

# Akcigit et al, 2020

## Au « Steady state »

Table: Comparaison de l'effet d'une subvention R&D\* (nouveau modèle vs modèles standards)

	Growth rate p.p	% Change in Growth
<i>Panel A: Comparing Current Model to Literature</i>		
Benchmark	1.50	
Standard models	1.65	10%
Current model in steady state	1.58	5.4%
<i>Panel B: The Role of Each New Ingredient</i>		
S.S. w/o financial frictions	1.61	7.3%
S.S. w/o pref. heterogeneity	1.63	8.5%
S.S. w/o both	1.67	11.6%

- L'introduction des frictions financières et de l'hétérogénéité des préférences amoindrit l'effet des subventions à la R&D

\*montant annuel 0.5% PIB danois

## Résultats

1. Contrefactuels politiques au « Steady State »
2. Complémentarité des politiques et combinaison optimale
3. Interaction entre l'inégalité et l'efficacité de la politique
4. Efficacité des politiques à différents horizons politiques

# Akcigit et al, 2020

## Allocation optimale des subventions au « steady state »

- Pour les petits budgets, l'allocation est entièrement destinée à l'éducation : la constitution d'un vivier de talents est plus efficace que les subventions à la R&D.
- Le nombre d'individus talentueux contraints financièrement n'est pas illimité

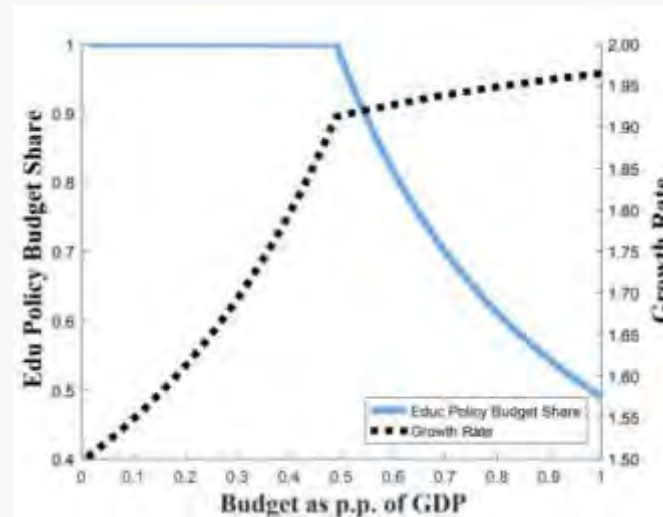


Table: Allocation optimale des subventions à différents niveaux de budgets (nombre doctorats constants)

# Akcigit et al, 2020

## Allocation optimale des subventions au « steady state »

- L'augmentation du nombre de doctorats augmente la production d'idées mais diminue le  $Q_i$  moyen des chercheurs (moindre efficacité)
- Les subventions à la R&D et à l'éducation permettent de compenser la baisse du  $Q_i$  moyen

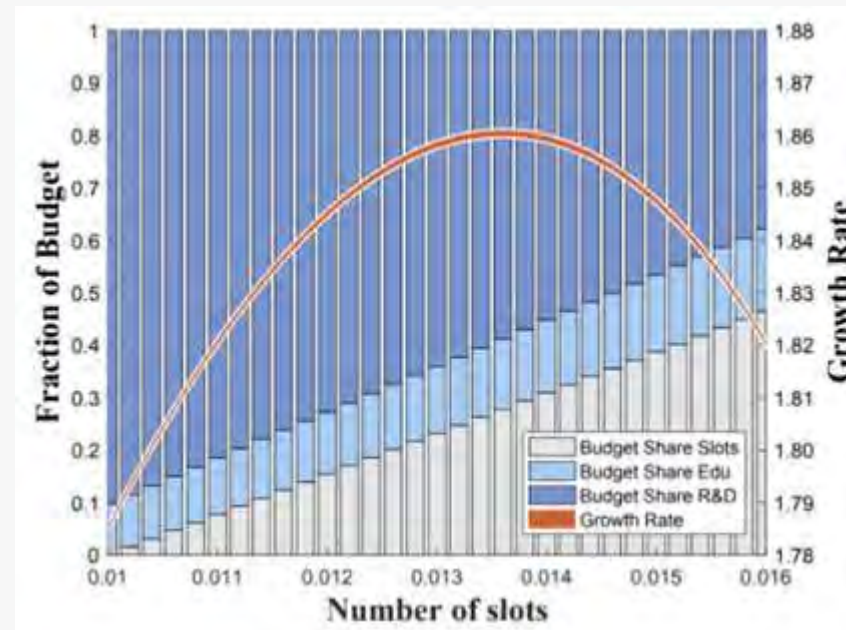


Table: Augmentation optimale des places de doctorat pour un budget de 0.5% du PIB

## Résultats

1. Contrefactuels politiques au « Steady State »
2. Complémentarité des politiques et combinaison optimale
3. **Interaction entre l'inégalité et l'efficacité de la politique**
4. Efficacité des politiques à différents horizons politiques

# Akcigit et al, 2020

## Politique d'éducation et inégalités

- La politique d'éducation est plus efficace dans les **sociétés plus inégales** (fortes frictions financières)

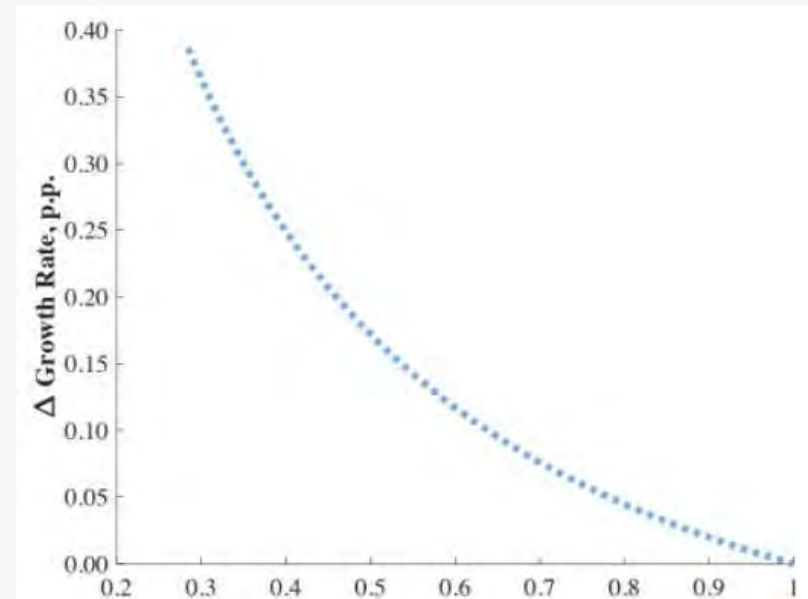


Table: Effet d'une subvention au coût de l'éducation la croissance selon les frictions financières



## Résultats

1. Contrefactuels politiques au « Steady State »
2. Complémentarité des politiques et combinaison optimale
3. Interaction entre l'inégalité et l'efficacité de la politique
4. **Efficacité des politiques à différents horizons politiques**

# Akcigit et al, 2020

## Politique d'éducation et inégalités

- A court terme: subvention à la R&D est la plus efficace
- A long terme: subvention à l'éducation est plus efficace

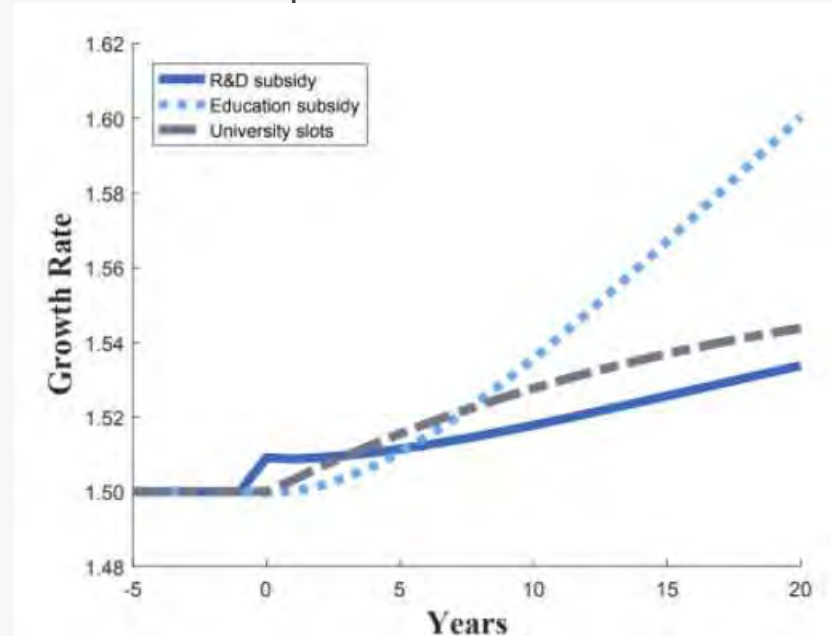
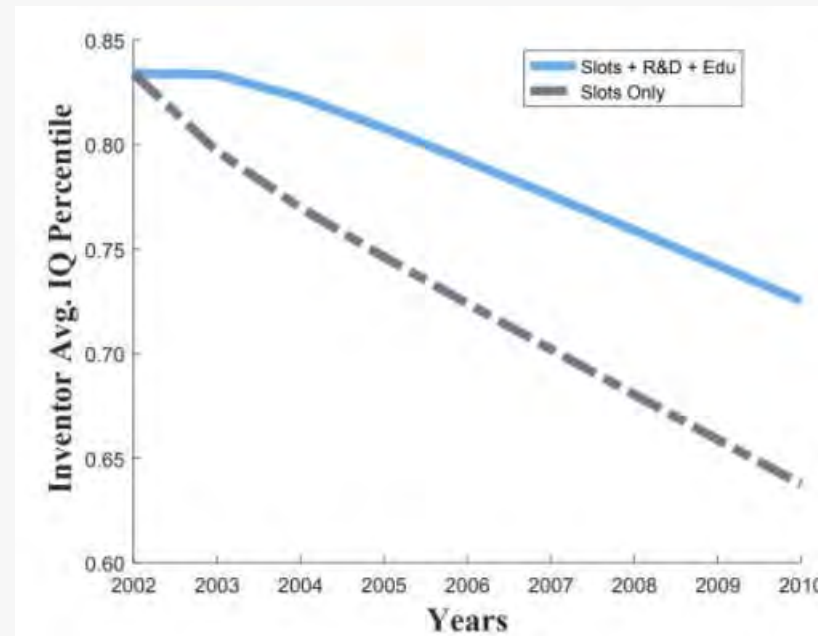


Table: Comparaison des effets sur la croissance des différentes politiques (0.5% du PIB)

# Akcigit et al, 2020

## Complémentarité dans la politique danoise de 2002

- Début du cours: le gouvernement danois a augmenté les places en doctorat ainsi que les subventions à l'éducation et à la R&D en 2002.
- Le modèle permet de décomposer l'effet d'une telle politique sur le QI des inventeurs



# Akcigit et al, 2020

## Conclusion:

- Akcigit et al(2020) permet d'ouvrir la boîte noire des politiques d'innovation et de décrire les étapes nécessaires à la subvention pour se traduire en croissance de la productivité
- Documentation d'aspects microéconomiques de l'innovation manquant aux modèles de croissance endogènes standards
  - Hétérogénéité du talent, préférences pour le secteur privé/la recherche, durée de construction du capital humain, frictions financières
- Les subventions à la R&D sont:
  - Retardées dans le temps
  - Faible par rapport aux subventions à l'éducation (contraintes financières élevées)
  - Dans les sociétés plus inégales, les politiques d'éducation sont plus efficaces pour attirer les chercheurs
  - Pour augmenter le nombre de chercheurs, les places de doctorat doivent être augmentées

# Akcigit et al, 2020

## Principaux enseignements :

- la politique d'innovation doit tenir compte du côté offre de l'innovation (chercheurs...)
- L'immigration hautement qualifiée peut être utilisée pour compenser la diminution de la qualité de la réserve nationale de talents



# Using Big Data to Solve Economic and Social Problems

Professor Raj Chetty

Head Section Leader: Gregory Bruich, Ph.D.

Spring 2019



HARVARD  
UNIVERSITY



# **K-12 Education**

# K-12 Education: Background

- U.S. spends nearly \$1 trillion per year on K-12 education
- Decentralized system with substantial variation across schools
  - Public schools funded by local property taxes → sharp differences in funding across areas
  - Private schools and growing presence of charter schools



# K-12 Education: Overview

- Main question: how can we maximize the effectiveness of this system to produce the best outcomes for students?
  - Traditional approach to study this question: qualitative work in schools
  - More recent approach: analyzing big data to evaluate impacts

- References:

Chetty, Friedman, Hilger, Saez, Schanzenbach, Yagan. “How Does Your Kindergarten Classroom Affect Your Earnings? Evidence from Project STAR” *QJE* 2011.

Reardon, Kalogrides, Fahle, Shores. “The Geography of Racial/Ethnic Test Score Gaps.” Stanford CEPA Working Paper 2016

Fredriksson, Ockert, Oosterbeek. “Long-Term Effects of Class Size.” *QJE* 2012

Chetty, Friedman, Rockoff. “Measuring the Impacts of Teachers I and II” *AER* 2014

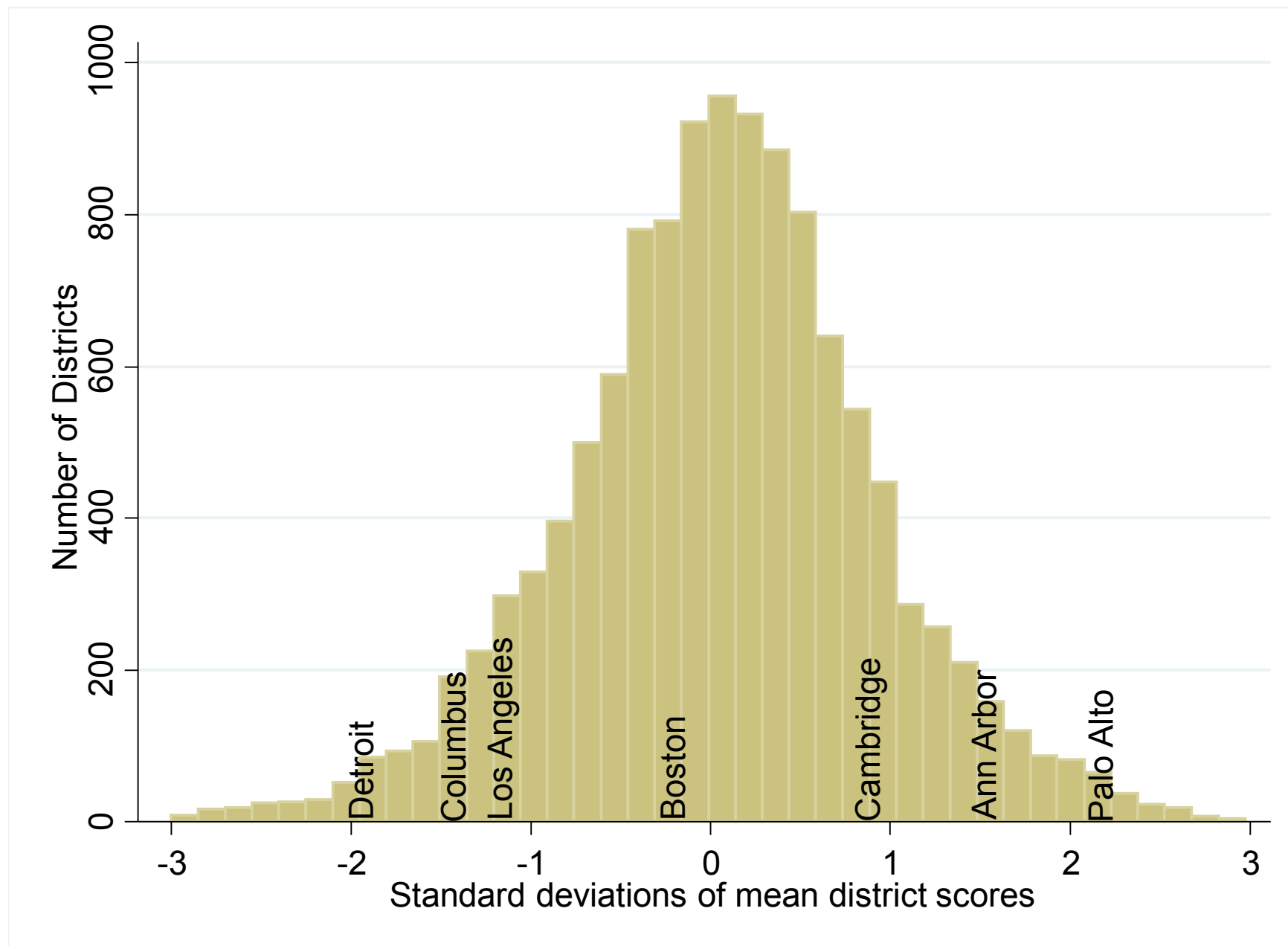
# Studying Differences in Test Score Outcomes

- Test scores can provide a powerful data source to compare performance across schools and subgroups (e.g., poor vs. rich)
- Problem: tests are not the same across school districts and grades  
→ makes comparisons very difficult
- Reardon et al. (2016) solve this problem and create a standardized measure of test score performance for all schools in America
  - Use 215 million test scores for students from 11,000 school districts across the U.S. from 2009-13 in grades 3-8

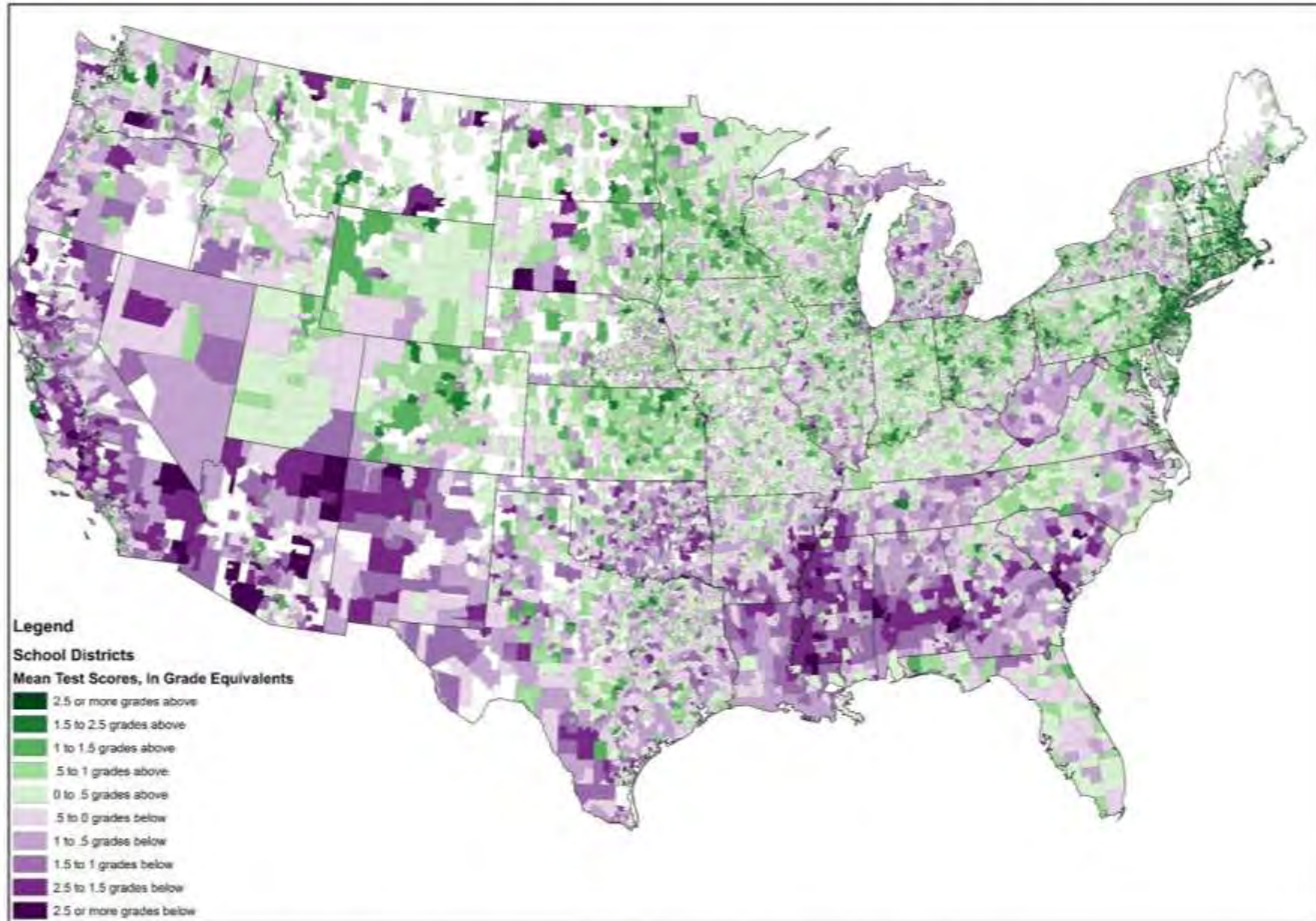
# Making Test Score Scales Comparable Across the U.S.

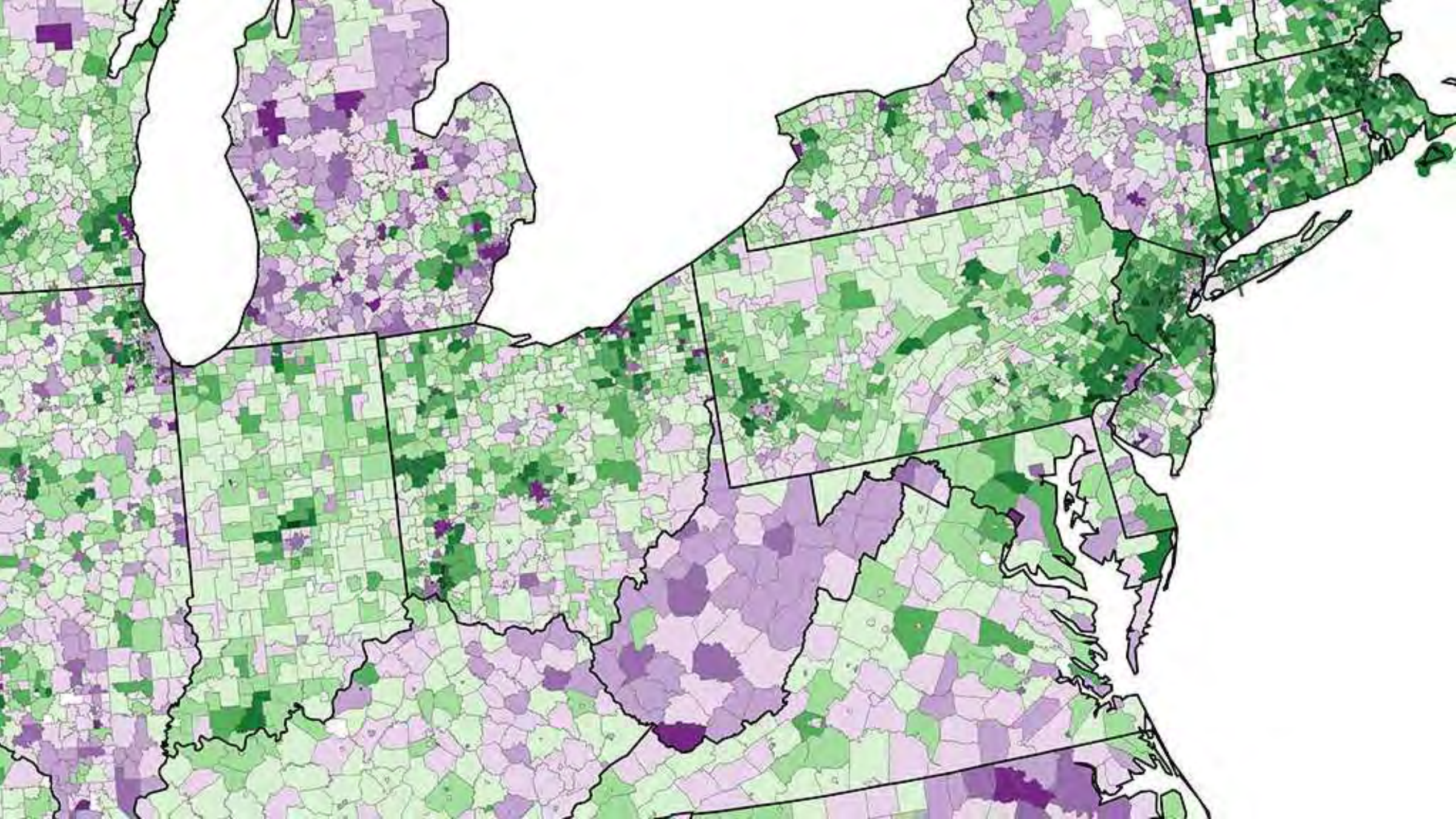
- Convert test scores to a single national scale in three steps:
  1. Rank each school district's average scores in the statewide distribution (for a given grade-year-subject)
  2. Use data from a national test administered to a sample of students by Dept. of Education to convert state-specific rankings to national scale
    - Ex: suppose CA students score 5 percentiles below national average
    - Then a CA school whose mean score is 10 percentiles below CA mean is 15 percentiles below national mean
  3. Convert mean test scores to “grade level” equivalents

# Nationwide District Achievement Variation, 2009-2013



# Average Test Scores, by School District, Grades 3-8, 2009-2013



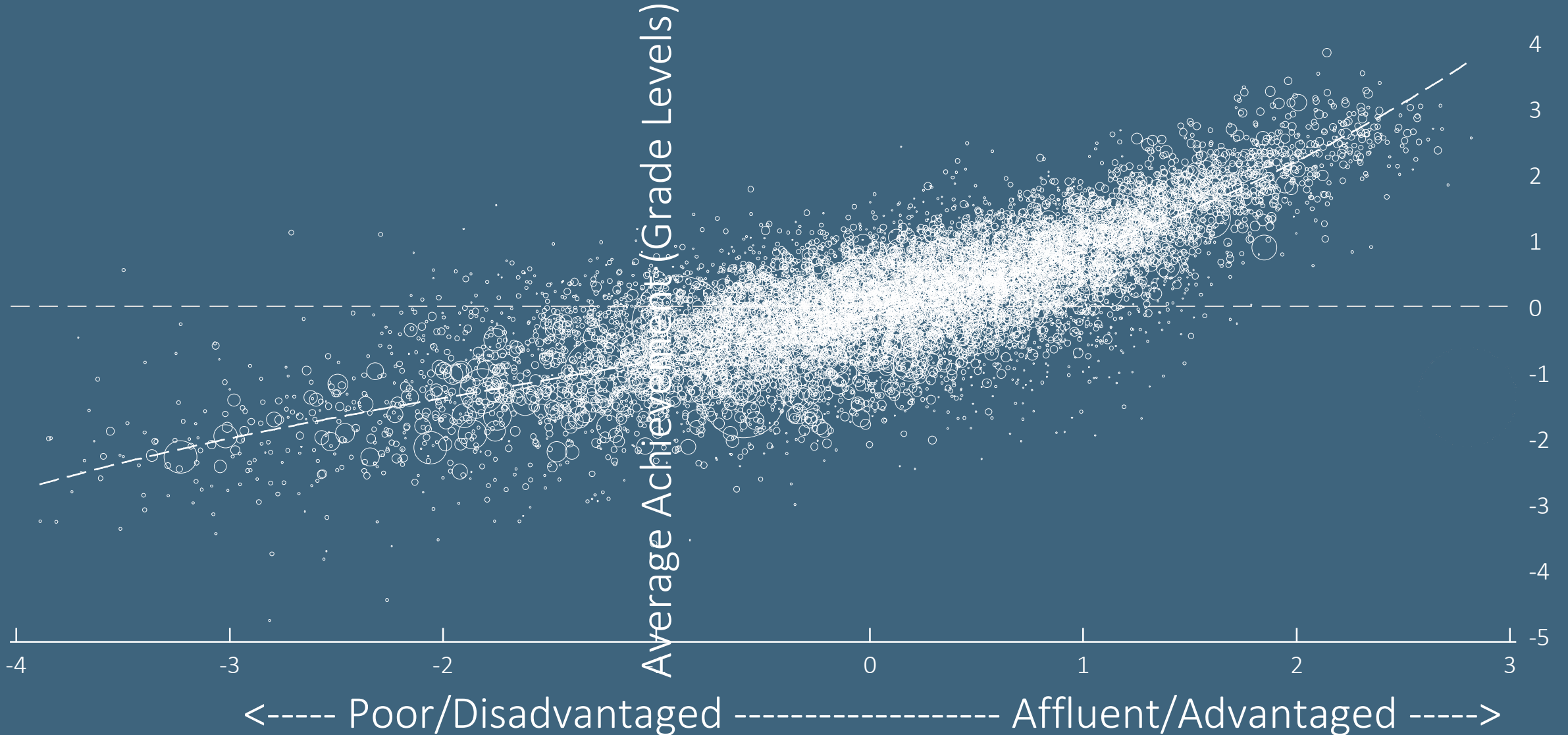


# Achievement Gaps in Test Scores by Socioeconomic Status

- Next, use these data to examine how test scores vary across socioeconomic groups
- Define an index of socioeconomic status (SES) using Census data on income, fraction of college graduates, single parent rates, etc.

# Academic Achievement and Socioeconomic Status

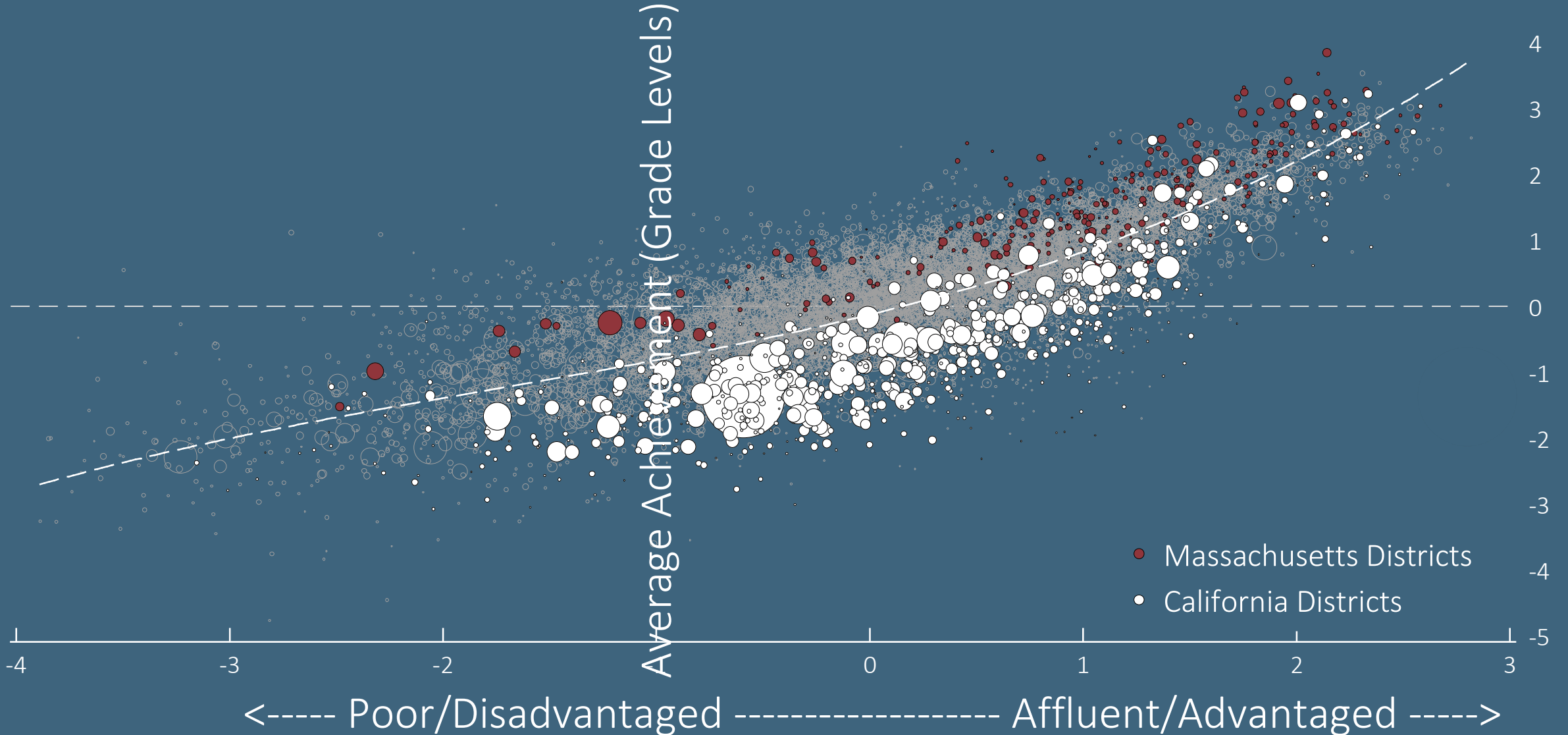
US School Districts, 2009-2013





# Academic Achievement and Socioeconomic Status

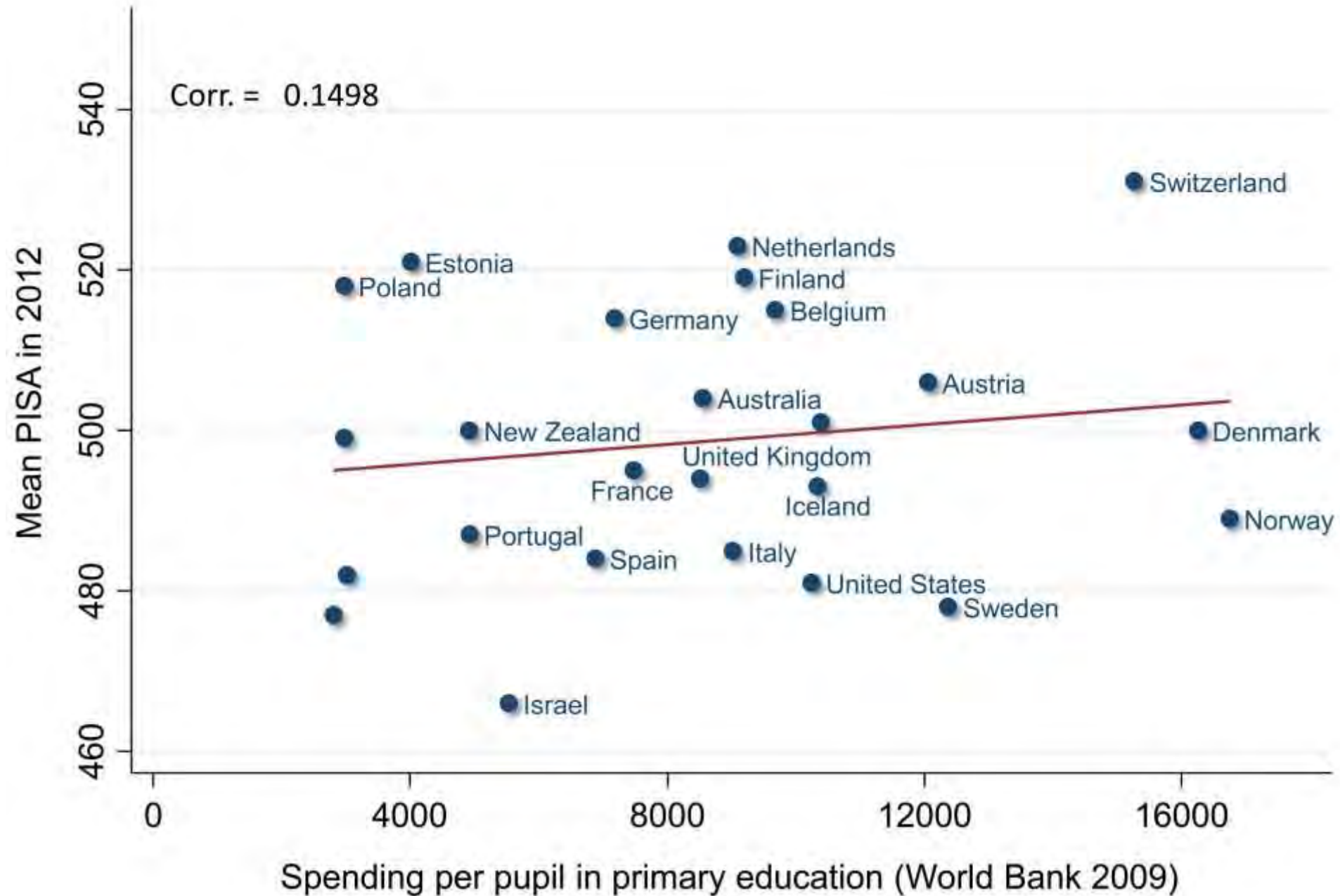
California and Massachusetts School Districts, 2009-2013



# How Can We Improve Poorly Performing Schools?

- There are many school districts in America where students are two grade levels behind national average, controlling for SES
- How can we improve performance in these schools?
  - Simply spending more money on schools is not necessarily the solution...

# Test Scores vs. Expenditures on Primary Education Across Countries



# Two Policy Paradigms to Improve Schools

- Two distinct policy paradigms to improve schools
  1. Government-based solutions: improve public schools by reducing class size, increasing teacher quality, etc.
  2. Market-based solutions: charter schools or vouchers for private schools
- Contentious policy debate between these two approaches
  - We will consider each approach in turn

# **Government-Based Solutions: Improving Schools**

# Improving Schools: The Education Production Function

- Improving public schools requires understanding the education production function
- How should we change schools to produce better outcomes?

Better Teachers?



Smaller Classes?



Better Technology?



# Effects of Class Size

- Begin by analyzing effects of class size
- Cannot simply compare outcomes across students who are in small vs. large classes
  - Students in schools with small classes will generally be from higher-income backgrounds and have other advantages
  - Therefore, this simple comparison in observational data will overstate causal effect of class size
- Need to use experimental/quasi-experimental methods instead

# Effects of Class Size: Tennessee STAR Experiment

- Student/Teacher Achievement Ratio (STAR) experiment
  - Conducted from 1985 to 1989 in Tennessee
  - About 12,000 children in grades K-3 at 79 schools
- Students and teachers randomized into classrooms within schools
  - Class size differs: small (~15 students) or large (~22 students)
  - Classes also differ in teachers and peers



## Effects of Class Size: Tennessee STAR Experiment

- Evaluate impacts of STAR experiment by comparing mean outcomes of students in small vs. large classes
- Report impacts using regressions of outcomes on an indicator (0-1 variable) for being in a small class [Krueger 1999, Chetty et al. 2011]

## STAR Experiment: Impacts of Class Size

	Test Score	College Attendance	Earnings
Dep Var:	(1)	(2)	(3)
Outcome	(1)	(2)	(3)
Small Class	4.81 (1.05)	2.02% (1.10%)	-\$4 (\$327)
Observations	9,939	10,992	10,992
Mean of Dep. Var.	48.67	26.4%	\$15,912

## STAR Experiment: Impacts of Class Size

	Dep Var:	Test Score	College Attendance	Earnings
		(1)	(2)	(3)
Small Class	<b>Estimated Impact</b>	4.81	2.02%	-\$4
		(1.05)	(1.10%)	(\$327)
Observations		9,939	10,992	10,992
Mean of Dep. Var.		48.67	26.4%	\$15,912

*Estimated impact of being in a small KG class:  
4.81 percentile gain in end-of-KG test score*

## STAR Experiment: Impacts of Class Size

	Dep Var:	Test Score	College Attendance	Earnings
		(1)	(2)	(3)
Small Class		4.81 (1.05)	2.02% (1.10%)	-\$4 (\$327)
Observations	<b>Standard Error</b>	9,939	10,992	10,992
Mean of Dep. Var.		48.67	26.4%	\$15,912


*95% confidence interval = estimate +/- 1.96 times standard error  
 → 95% CI for test score impact = 2.71 to 6.91 percentiles*

*If we repeat experiment 100 times, 95 of the 100 estimates will lie between 2.71 and 6.91 percentiles*

## STAR Experiment: Impacts of Class Size

	Test Score	College Attendance	Earnings
Dep Var:	(1)	(2)	(3)
Small Class	4.81 (1.05)	2.02% (1.10%)	-\$4 (\$327)
Observations	9,939	10,992	10,992
Mean of Dep. Var.	48.67	26.4%	\$15,912

**Mean Value of Outcome**



## STAR Experiment: Impacts of Class Size

Dep Var:	Test Score	College Attendance	Earnings
	(1)	(2)	(3)
Small Class	4.81 (1.05)	2.02% (1.10%)	-\$4 (\$327)
Observations	9,939	10,992	10,992
Mean of Dep. Var.	48.67	26.4%	\$15,912

## STAR Experiment: Impacts of Class Size

Dep Var:	Test Score	College Attendance	Earnings
	(1)	(2)	(3)
Small Class	4.81 (1.05)	2.02% (1.10%)	<b>-\$4</b> <b>(\$327)</b>
Observations	9,939	10,992	10,992
Mean of Dep. Var.	48.67	26.4%	\$15,912

*95% confidence interval: (-\$645,\$637)*

*→ Earnings impact could be as large as **\$637** (a 4% increase)*

# Effects of Class Size: Quasi-Experimental Evidence

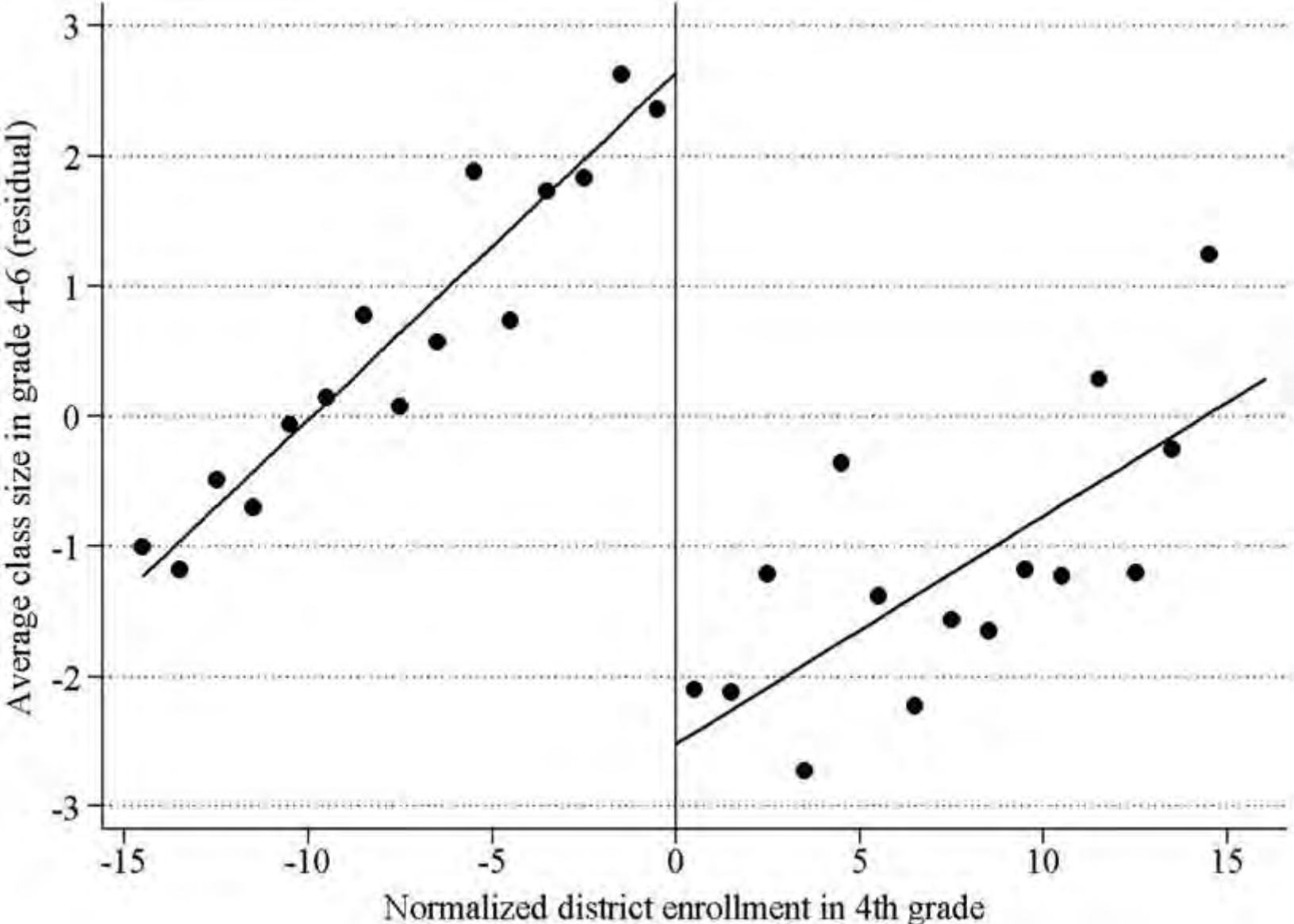
- Limitation of STAR experiment: sample is too small to estimate impacts of class size on earnings precisely
- Fredriksson et al. (2013) use administrative data from Sweden to obtain more precise estimates
  - No experiment here; instead use a quasi-experimental method: regression discontinuity



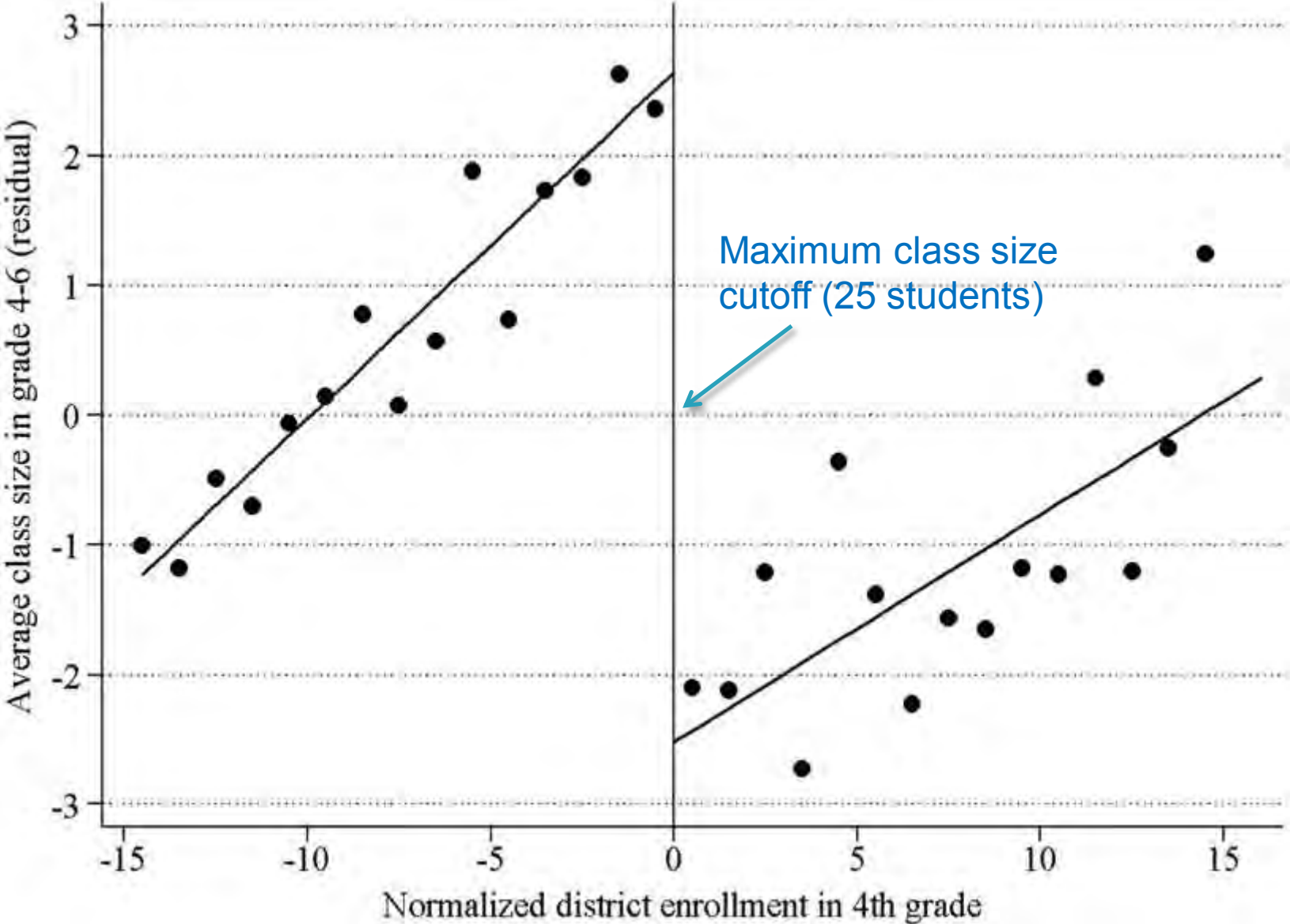
# Regression Discontinuity Using Class Size Cutoffs

- Sweden imposes a maximum class size of 25 students
  - School that has 26 students in a given grade will therefore have two classes of 13 students each
  - School that has 25 students may have one class of 25 students
- School that have 26 students in a grade are likely to be comparable to those that have 25 students
  - Can identify causal effects of class size by comparing outcomes in schools with 26 vs. 25 students in a given grade

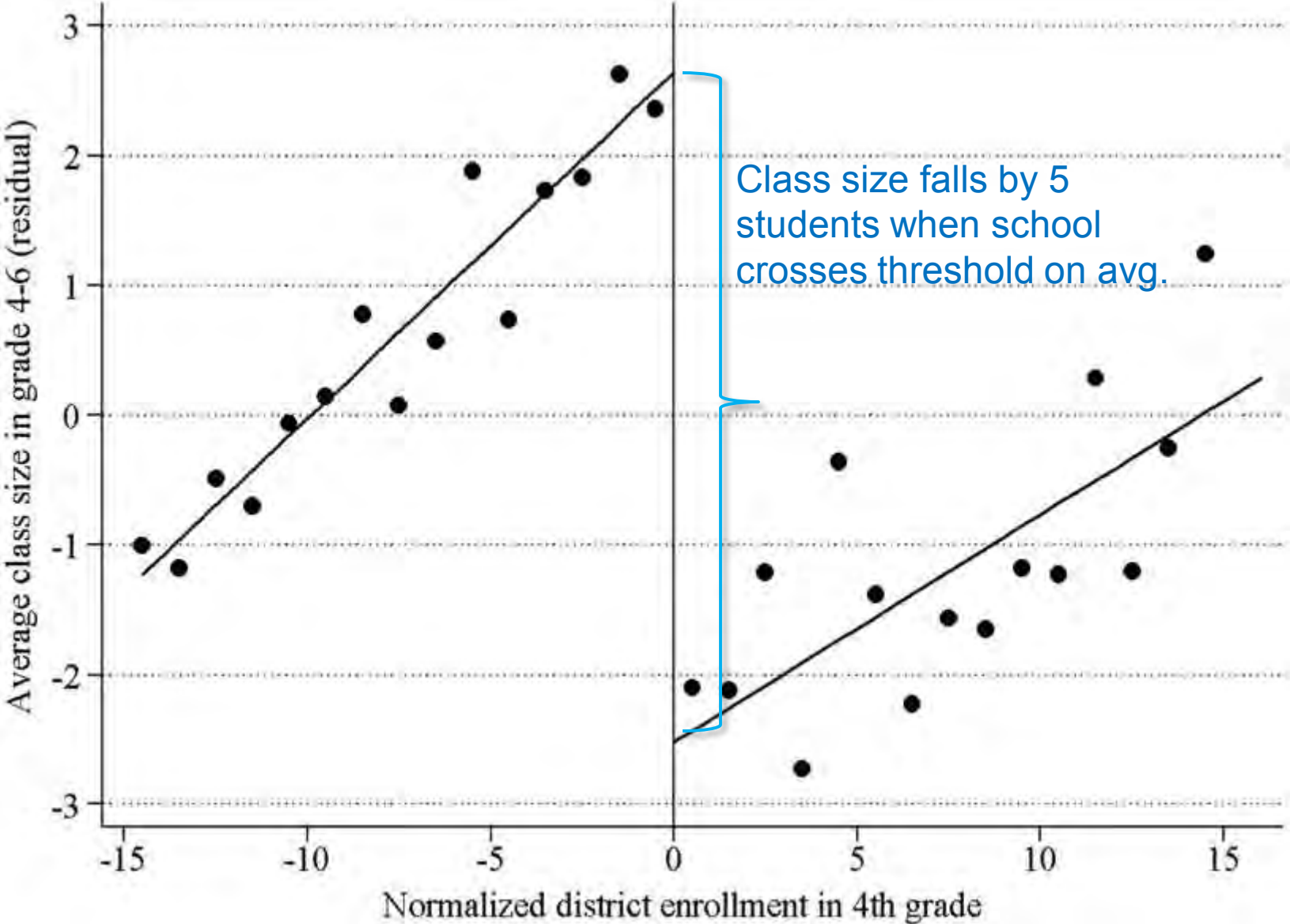
# Discontinuities in Class Size Created by Maximum Class Size Rule



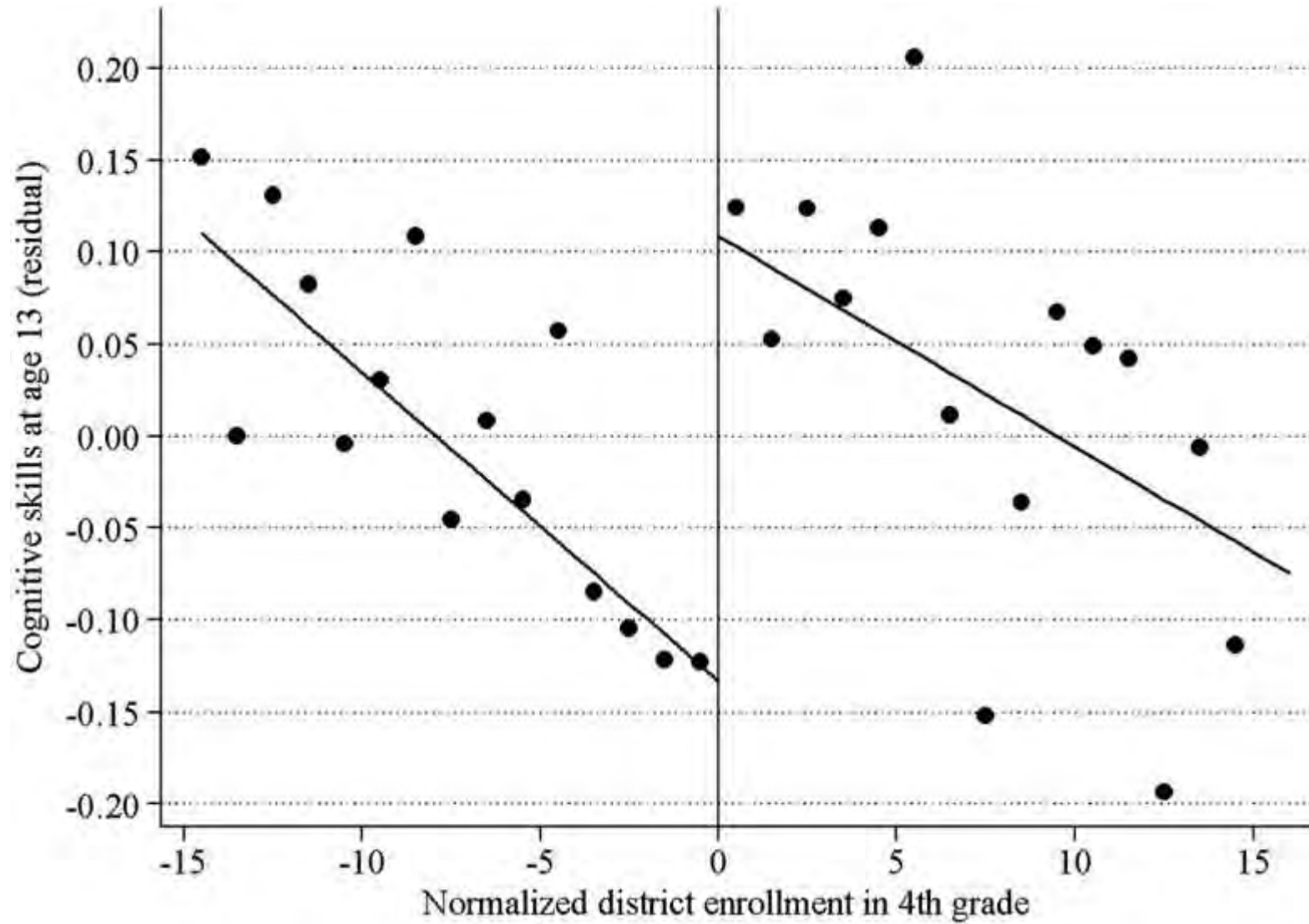
# Discontinuities in Class Size Created by Maximum Class Size Rule



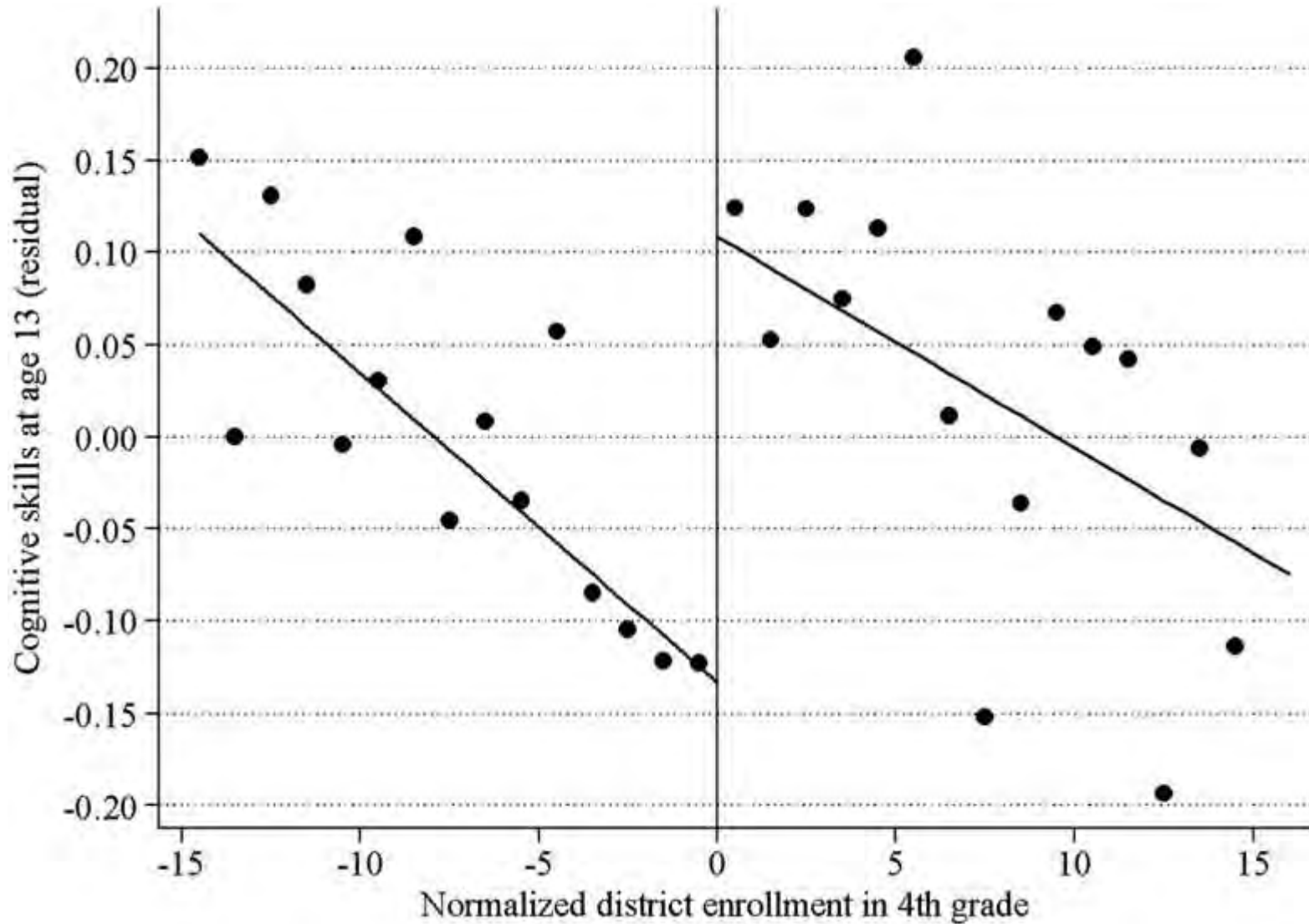
# Discontinuities in Class Size Created by Maximum Class Size Rule



## Test Score Achievement: Regression Discontinuity Estimates

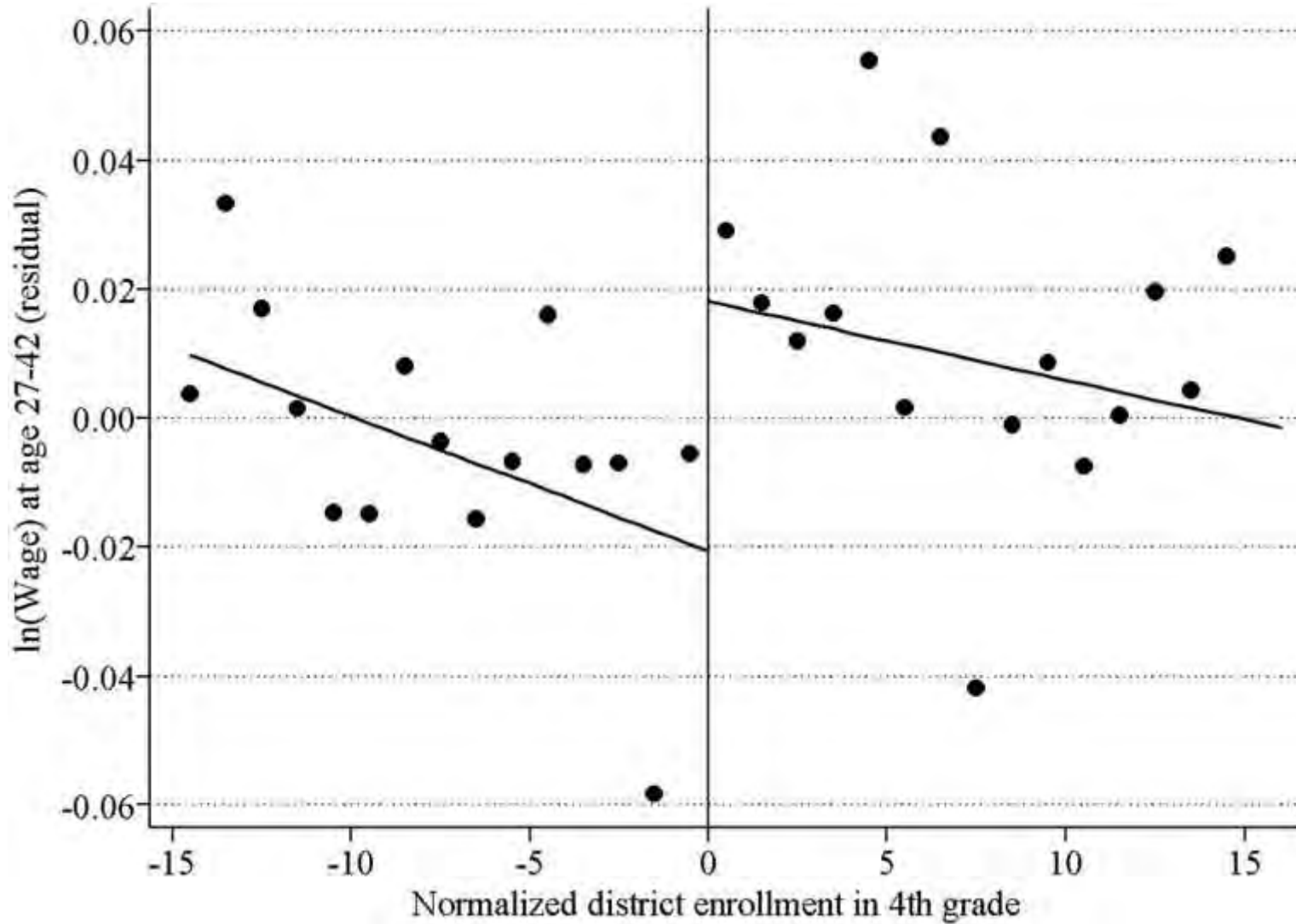


## Test Score Achievement: Regression Discontinuity Estimates



*Test scores jump by 0.2 standard deviations (8 percentiles) at cutoff  
→ Reducing class size by 5 students causes 8 percentile increase in scores*

## Earnings Impacts: Regression Discontinuity Estimates



*Earnings jump by 0.04 log points (4 percent) at cutoff*

*→ Reducing class size by 5 students causes 4% increase in earnings*

## Lessons on Class Size

- Reducing class sizes in primary school by hiring more teachers can have large returns
  - Present value of lifetime earnings of a child growing up in a family at 25<sup>th</sup> percentile is about \$500,000 on average
  - 4% earnings gain from smaller class = \$20,000
  - Dividing a class of 30 students into two would increase total earnings of students by more than \$600,000
  - Costs (hiring another teacher and an additional room) likely to be well below \$600,000



# BAILEY-SUN-TIMPE: PREP SCHOOL FOR POOR KIDS (2020)

Pr. Aghion



# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## L'impact du programme états-unien « Headstart »

- Une « école de préparation pour les enfants pauvres » mise en place dès les années 60 dans le cadre de la “War on poverty”
- 2019: 1 million d'enfants pour 10m\$
- Problèmes pour estimer l'effet : erreur de mesure + endogénéité (très largement appliqué donc peu de groupes de contrôle potentiels)

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Histoire rapide de Headstart

- Lancé en 1965, pour améliorer l'intelligence des enfants défavorisés, expansion très rapide, enfants de 3 à 5 ans
- Dès 1970, moitié des cantons US = 83% des enfants de moins de 6 ans
- Approche holistique : éducation (70% du budget) + santé (immunisations, tests de vue, ...) et nutrition (15-20%) + implication parentale, services sociaux, santé mentale → effets additionnels sur l'éducation

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Effets déjà identifiés

- Plus d'inscription à l'université et moins d'arrestations (2002)
- Plus d'inscription à l'université et plus de personnes finissant le lycée (2016)
- Moins de mortalité infantile, de problèmes de santé et de taux de criminalité (2014)
- Plus d'effet sur les femmes et les personnes plus marginalisées (2020)

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Comment identifier les effets propres de Headstart ?

- Utilise le recensement de 2000 + American Community Survey 2001-2018 + infos de la sécurité sociale
- $\frac{1}{4}$  de la population US, permet d'approximer l'éligibilité HeadStart
- Stratégie pour étudier les effets de Headstart: âge des enfants au début du projet → qui était éligible ou non
- Le changement de relation entre l'âge de l'enfant et les variables qui nous intéressent → effet de Headstart

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Comment identifier les effets propres de Headstart ?

- Utilise le recensement de 2000 + American Community Survey 2001-2018 + infos de la sécurité sociale
- $\frac{1}{4}$  de la population US, permet d'approximer l'éligibilité HeadStart
- Stratégie pour étudier les effets de Headstart: âge des enfants au début du projet → qui était éligible ou non
- Le changement de relation entre l'âge de l'enfant et les variables qui nous intéressent → effet de Headstart

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Comment identifier les effets propres de Headstart ?

- Selon l'âge + l'année + le district, une partie des personnes observées auront été trop vieilles pour bénéficier de Head Start au lancement et une autre aura pu y accéder
- C'est la seule différence avec les cohortes juste au-dessus → permet d'identifier un effet
- Le programme s'est enrichi au fur et à mesure du temps, il est possible que l'effet diffère parmi les gens qui en ont bénéficié

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

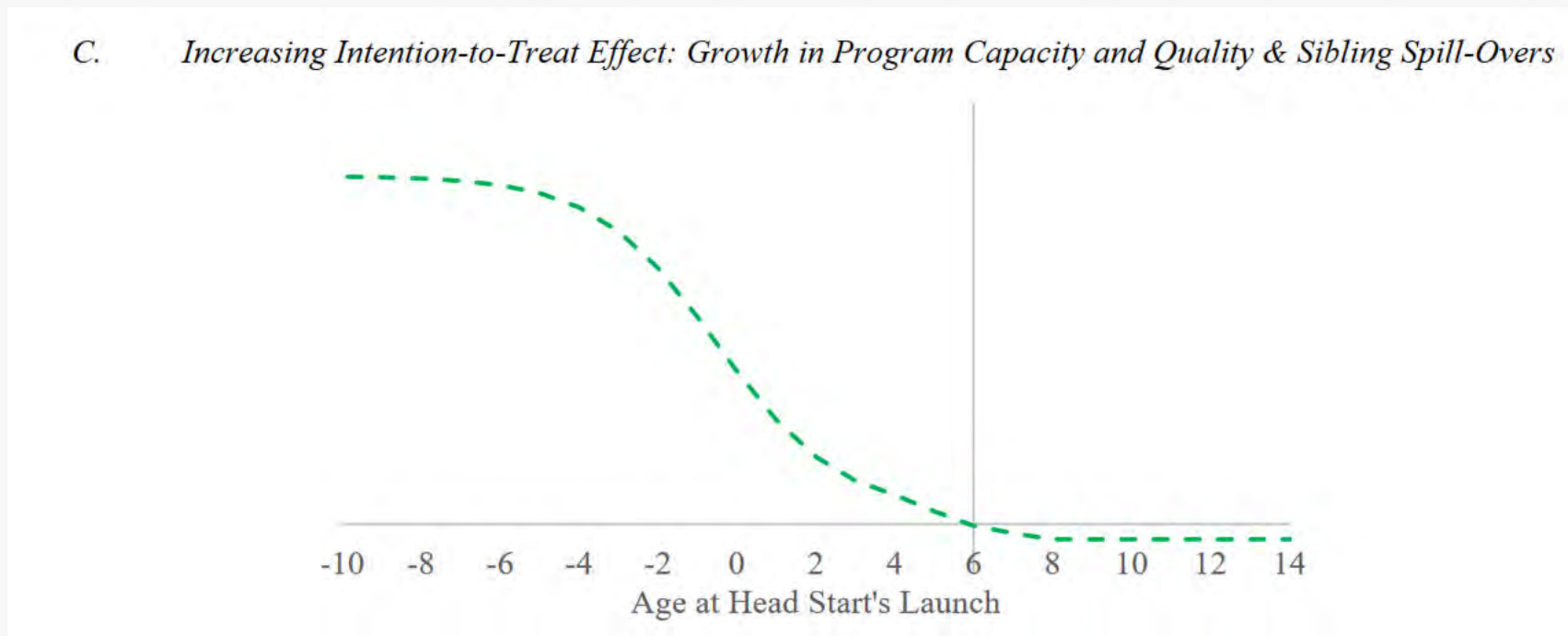
## Qu'est-ce qu'on mesure ?

- Selon l'âge *au lancement de Headstart*, il y a une probabilité  $>0$  d'avoir bénéficié du programme (selon le district, les croyances des parents, etc.)  
âge au lancement = année de lancement de Headstart – année de naissance
- La probabilité est 0 au dessus de 5 ans, sauf si la personne a pu être traitée car un frère ou une sœur l'a été (les règles ont été contournées)
- Plus on est né loin du lancement, plus la probabilité d'avoir bénéficié du programme est élevée: ex: si je nais 10 ans après le lancement du programme (numériquement, âge au lancement = -10), j'ai une probabilité plus élevée d'avoir été traité



# Bailey-Sun-Timpe (2020)

A quoi devraient ressembler les résultats ?



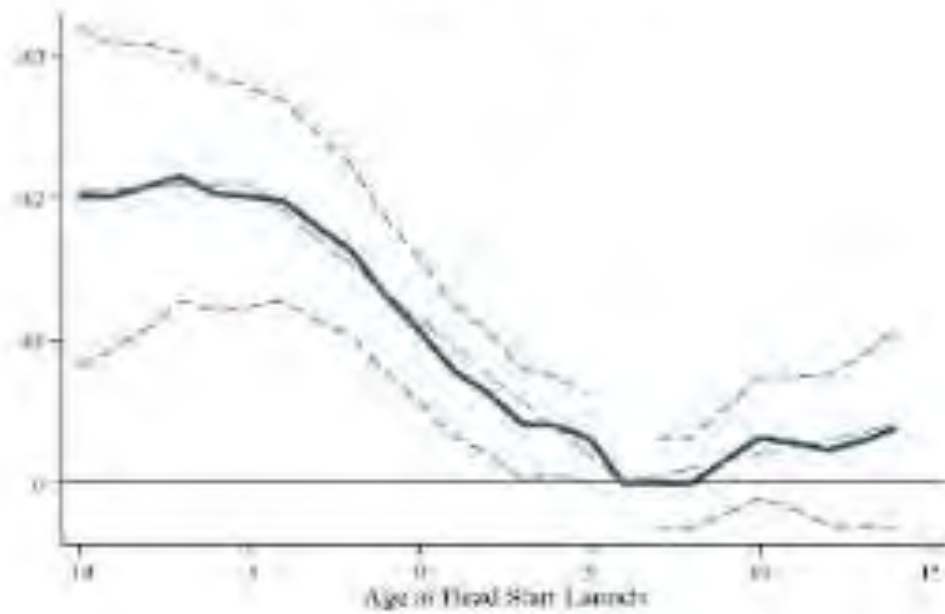
# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Qu'est-ce qu'on mesure ?

- A cause de cette probabilité différenciée d'avoir été traitée + de l'augmentation de la qualité du programme, on s'attend à ce que plus la différence entre l'année de la naissance et le lancement du programme est grande, plus l'effet mesuré soit élevé (quelqu'un qui n'était pas né au lancement devrait avoir un effet plus grand que quelqu'un qui avait 5 ans)
- On s'attend donc à une courbe similaire à celle de la slide précédente
- Mesuré sur plusieurs indicateurs : indice de capital humain, probabilités avoir fini le lycée, avoir été à l'université, avoir fini l'université, nombre d'années d'éducation, probabilité d'avoir un emploi professionnalisé

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

*A. Human Capital Index*

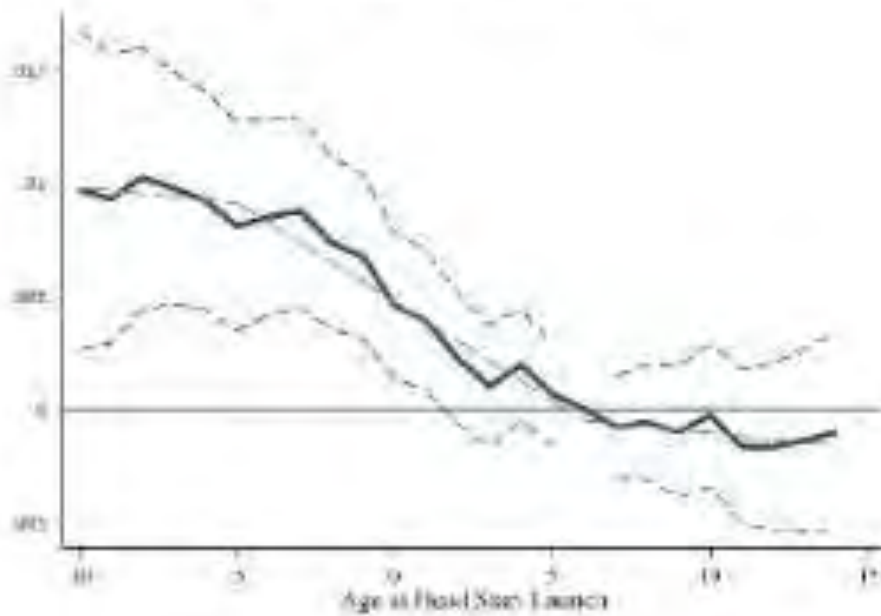


*B. High School or More*

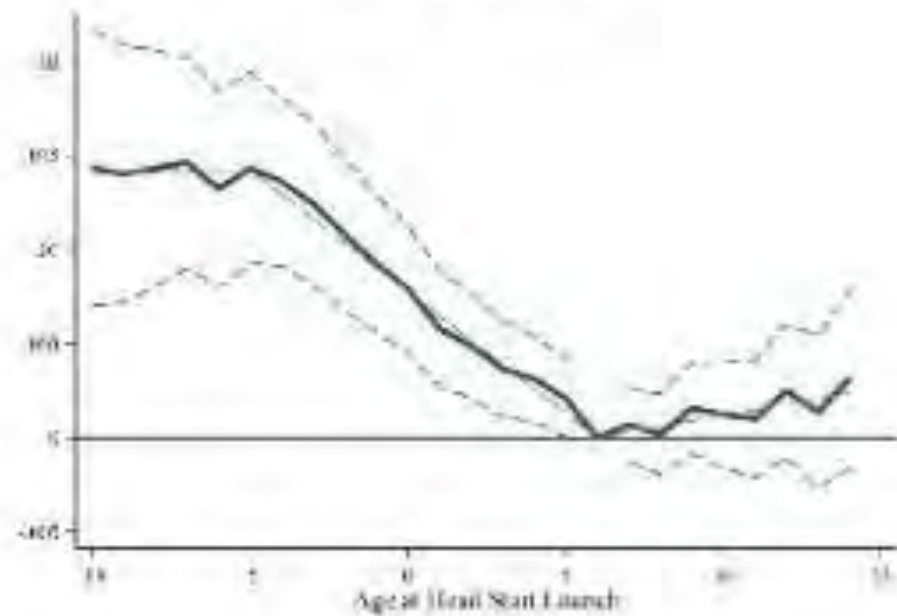


# Bailey-Sun-Timpe (2020)

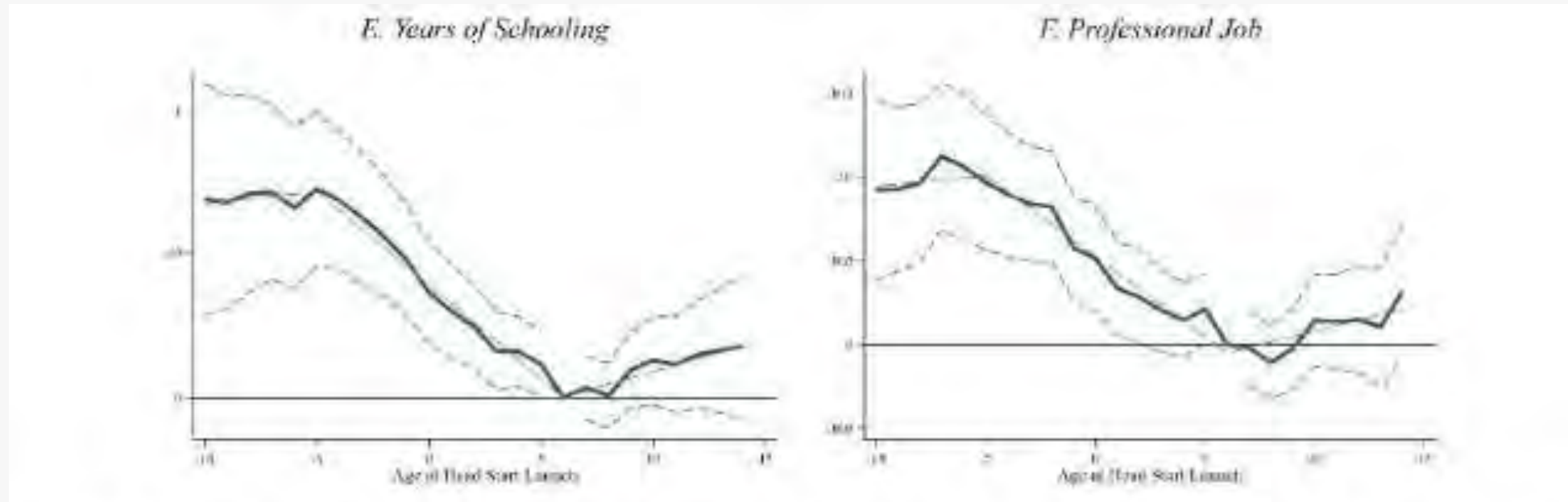
*C. Some College or More*



*D. College or More*



# Bailey-Sun-Timpe (2020)



Notes: The figures plot event-study estimates of  $\phi$  for different outcomes using the specification in equation (1). Long-dashed lines show predicted values from the spline specification in equation (2). Short-dashed lines show 95-percent, point-wise confidence intervals for each event-study estimate. See text for more details.

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Effets sur le capital humain : chiffres clé

- Suivi du lycée jusqu'à la fin : +1,3 %
- Accession à l'université : +5,4%
- Suivi de l'université jusqu'à la fin : +12%

# Bailey-Sun-Timpe (2020)

## Quels effets différenciés sur le capital humain ?

- Un programme universaliste contrairement aux programmes similaires précédents
- Pour les Blancs : effet plus concentré sur l'éducation post-lycée que chez les Noirs
- Effet non statistiquement différencié selon le genre

# En résumé

- Le programme Head Start est un programme holistique qui ne comprend pas que l'éducation mais également des aspects de santé
- Il a eu un impact positif sur le développement du capital humain de ses bénéficiaires
- Cet impact a permis aux élèves défavorisés de rattraper une partie de leur retard
- L'impact a eu lieu non seulement sur leur éducation mais sur les taux d'emploi, de pauvreté et d'incarcération à l'âge adulte





# Using Big Data to Solve Economic and Social Problems

Professor Raj Chetty

Head Section Leader: Gregory Bruich, Ph.D.

Spring 2019



HARVARD  
UNIVERSITY



# Using Big Data to Study Teachers' Impacts

**School district records**  
2.5 million children  
18 million test scores



**Tax records**  
Earnings, College  
Attendance, Teen Birth



# Measuring Teacher Quality: Test-Score Based Metrics

One prominent measure of teacher quality:  
teacher *value-added*

How much does a teacher raise her/his students' test scores on average?



# Debate About Teacher Value-Added Measures

- Controversial and highly politicized debate about using teacher value-added (VA) measures to evaluate teachers
- At its core, debate revolves around three statistical issues:
  1. Potential for bias in VA estimates
    - Do differences in test-score gains across teachers capture causal impacts of teachers or are they driven by student sorting?

# Debate About Teacher Value-Added Measures

- Controversial and highly politicized debate about using teacher value-added (VA) measures to evaluate teachers
- At its core, debate revolves around three statistical issues:
  1. Potential for bias in VA estimates
  2. Lack of evidence on teachers' long-term impacts
    - Do teachers who raise test scores improve students' long-term outcomes or are they simply better at teaching to the test?

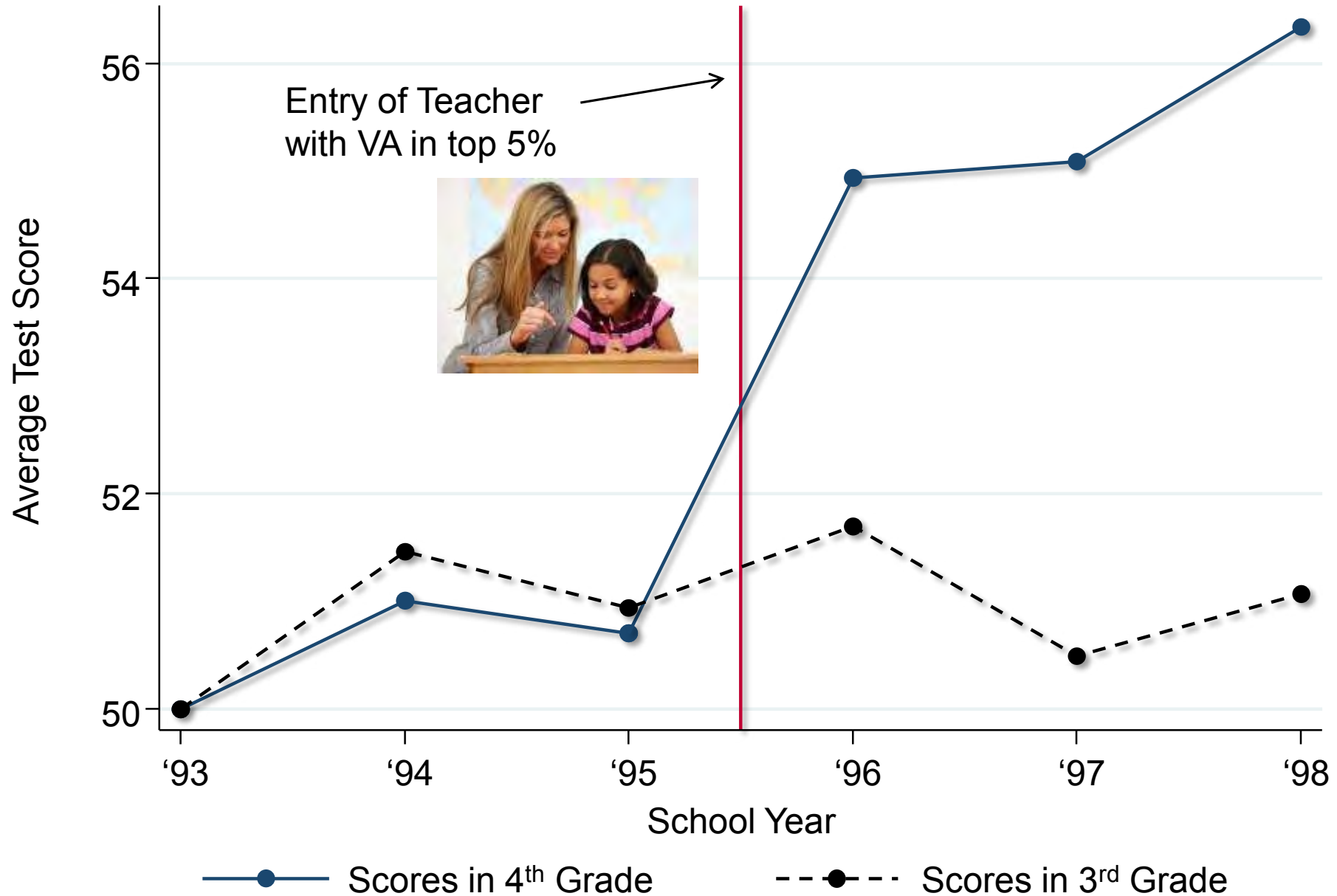
# Debate About Teacher Value-Added Measures

- Controversial and highly politicized debate about using teacher value-added (VA) measures to evaluate teachers
- At its core, debate revolves around three statistical issues:
  1. Potential for bias in VA estimates
  2. Lack of evidence on teachers' long-term impacts
  3. Instability of VA estimates
    - Are estimates of teacher quality based on a few years of data too unstable to be useful for policy?

# Measuring the Impacts of Teachers

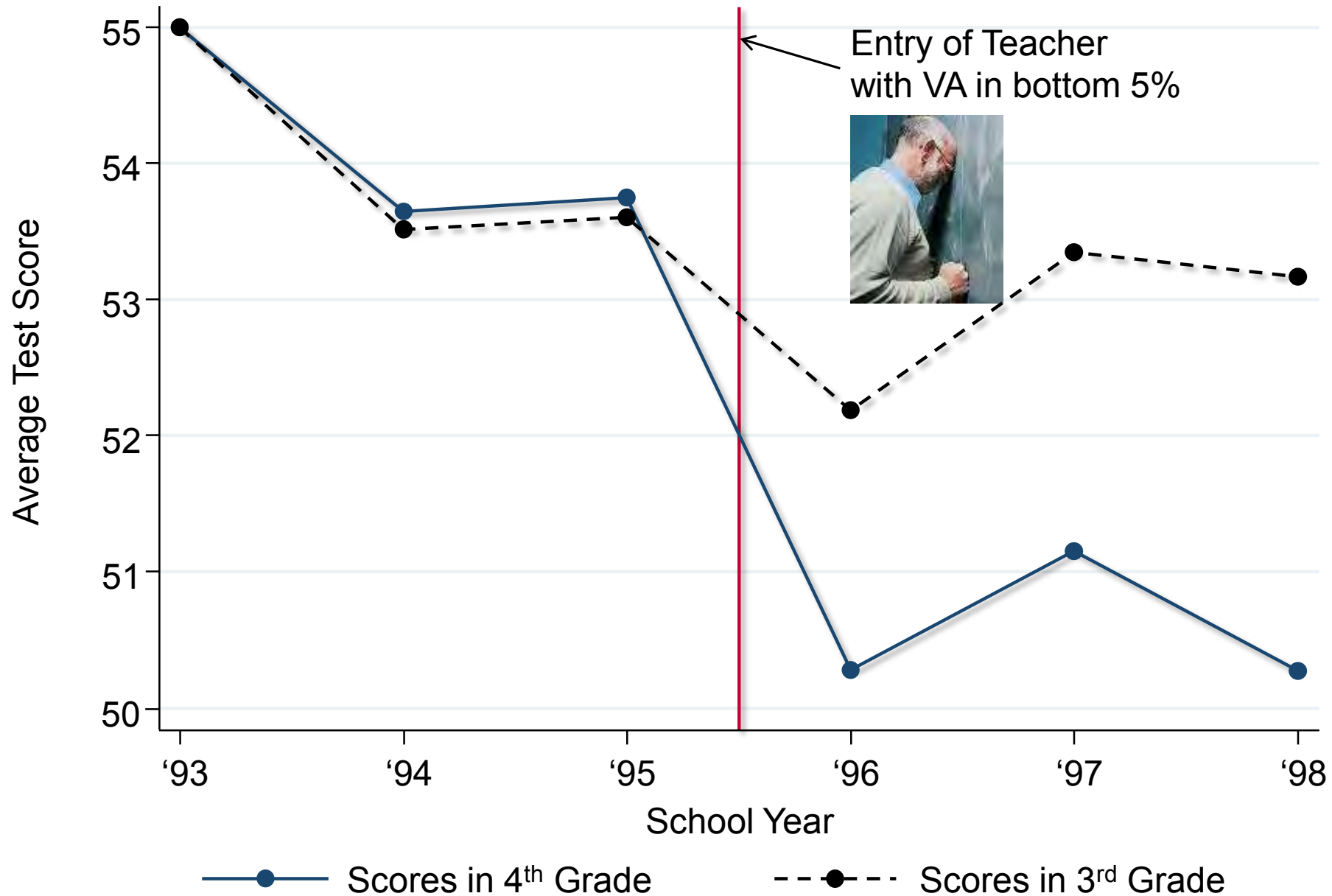
- Ideal experiment to answer these questions: randomly assign students to teachers with different value-added
- Test whether those with high value-added teachers have higher test scores and earnings
- We use a quasi-experimental approximation to this experiment
  - Exploit the fact that there is a lot of turnover in teachers across school years
  - When high VA teachers arrive at new schools, do scores go up?
  - Methodology: **event-study designs**

# A Quasi-Experiment: Entry of High Value-Added Teacher





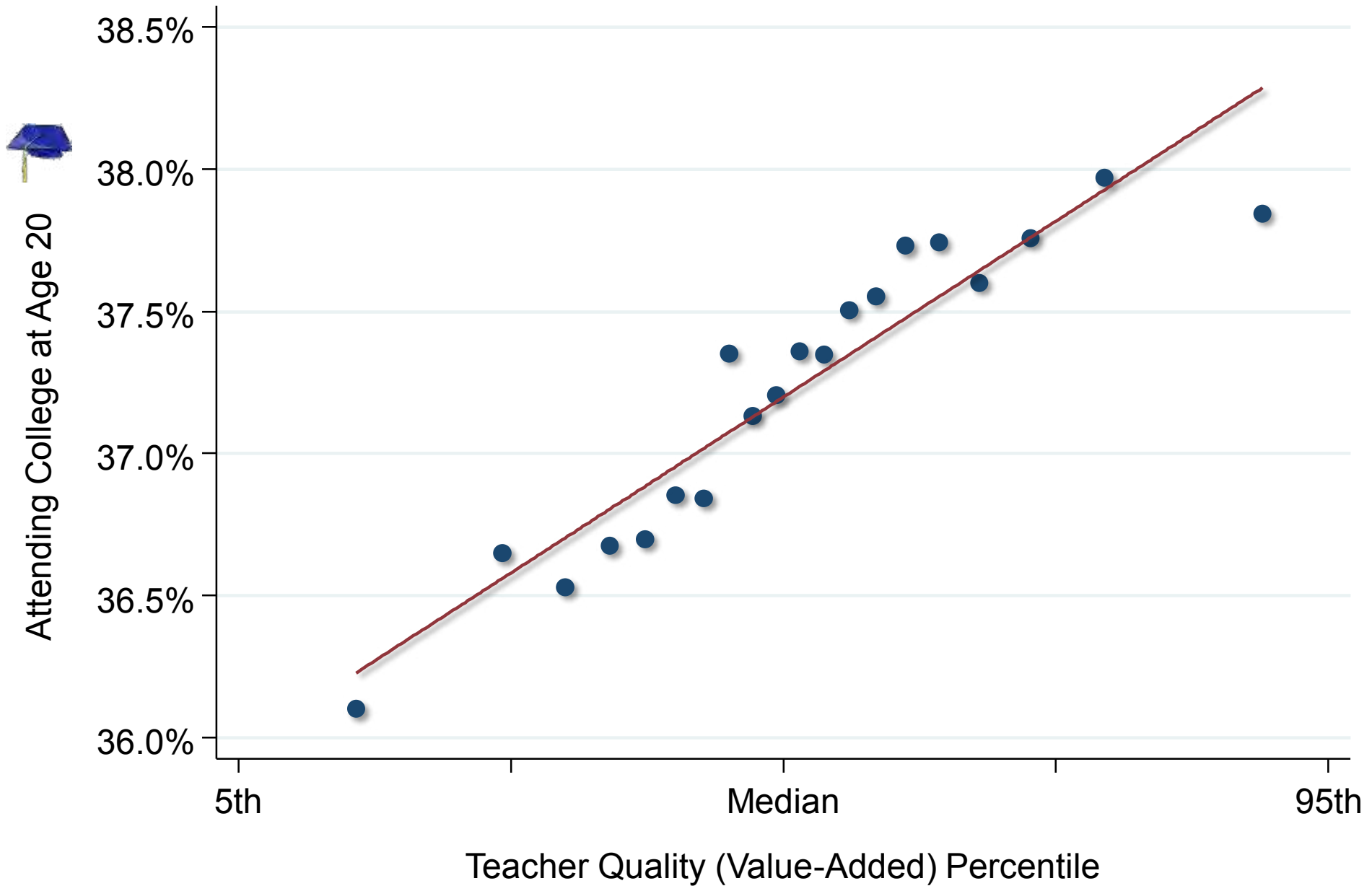
# A Quasi-Experiment: Entry of Low Value-Added Teacher



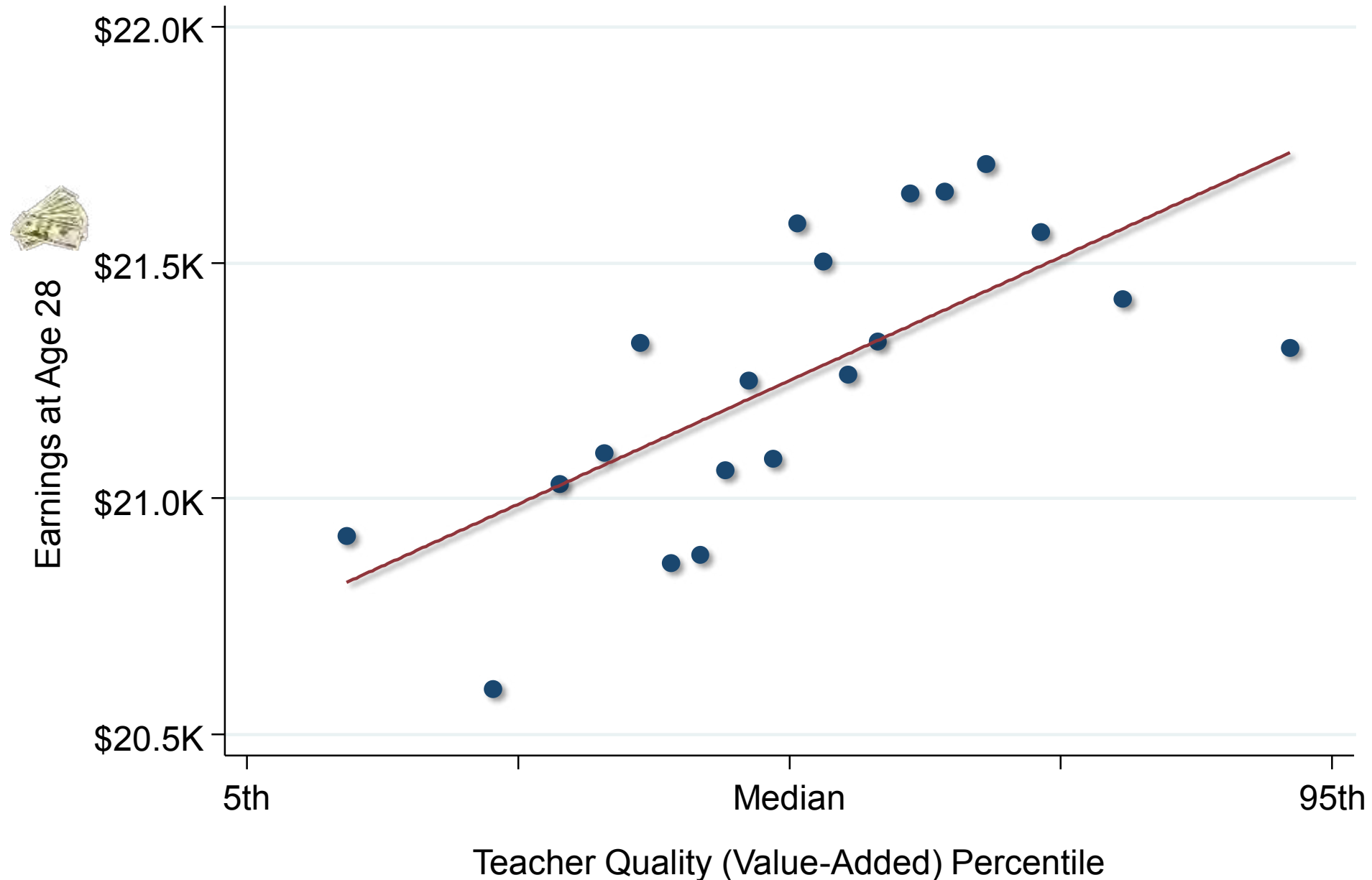
# Lesson 1: VA Estimates Are Unbiased Measures of Teacher Effectiveness

- Students assigned to higher value-added teachers have higher test scores
  - Being assigned to a teacher who is predicted to raise test scores by 10 percentiles increases a given student's score by ~10 percentiles
  - Differences in VA measures largely capture *causal effects* of teachers, not differences in types of students they are assigned (selection)

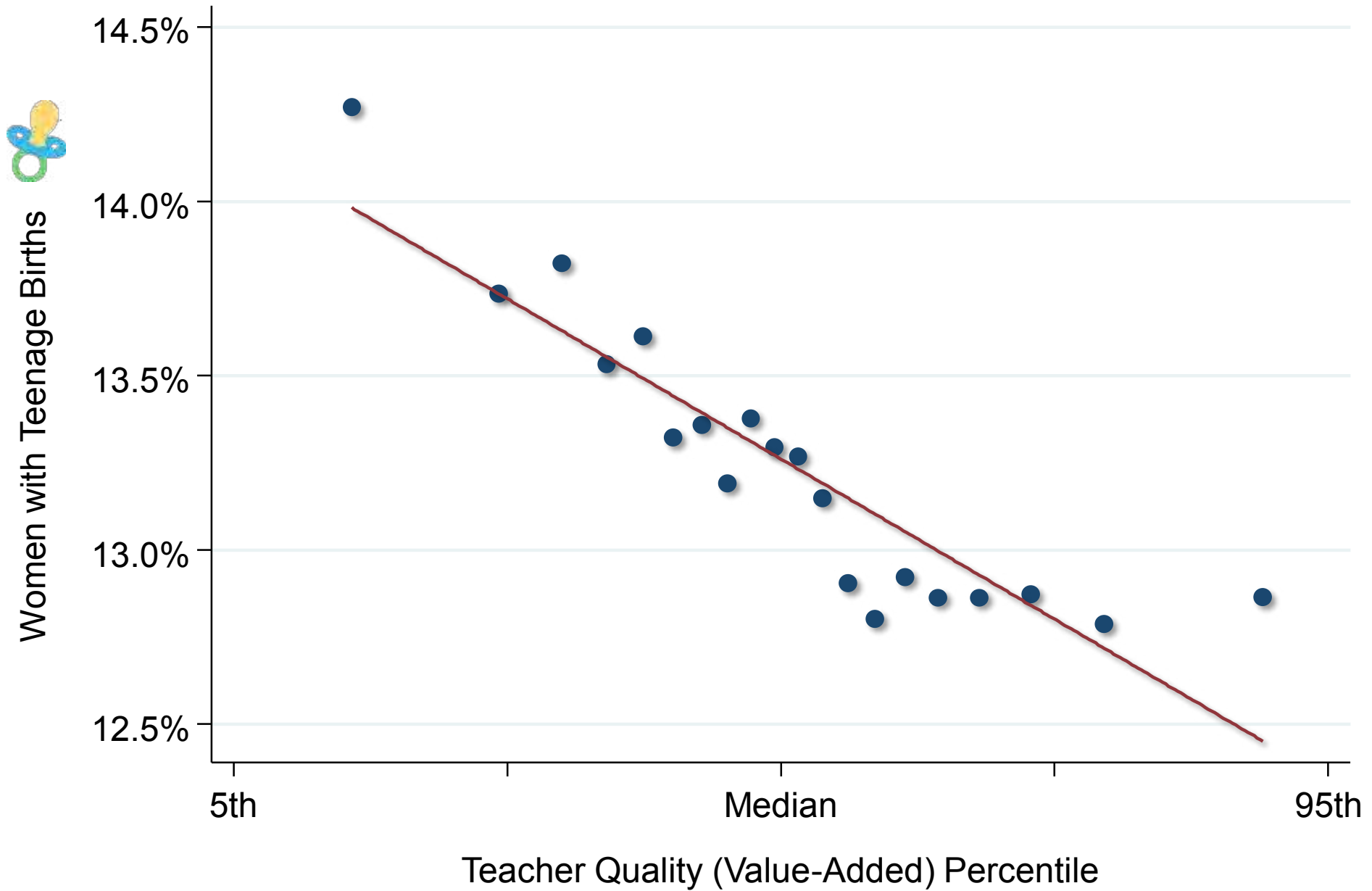
# Effect of Teacher Quality on College Attendance Rates



# Effect of Teacher Quality on Earnings



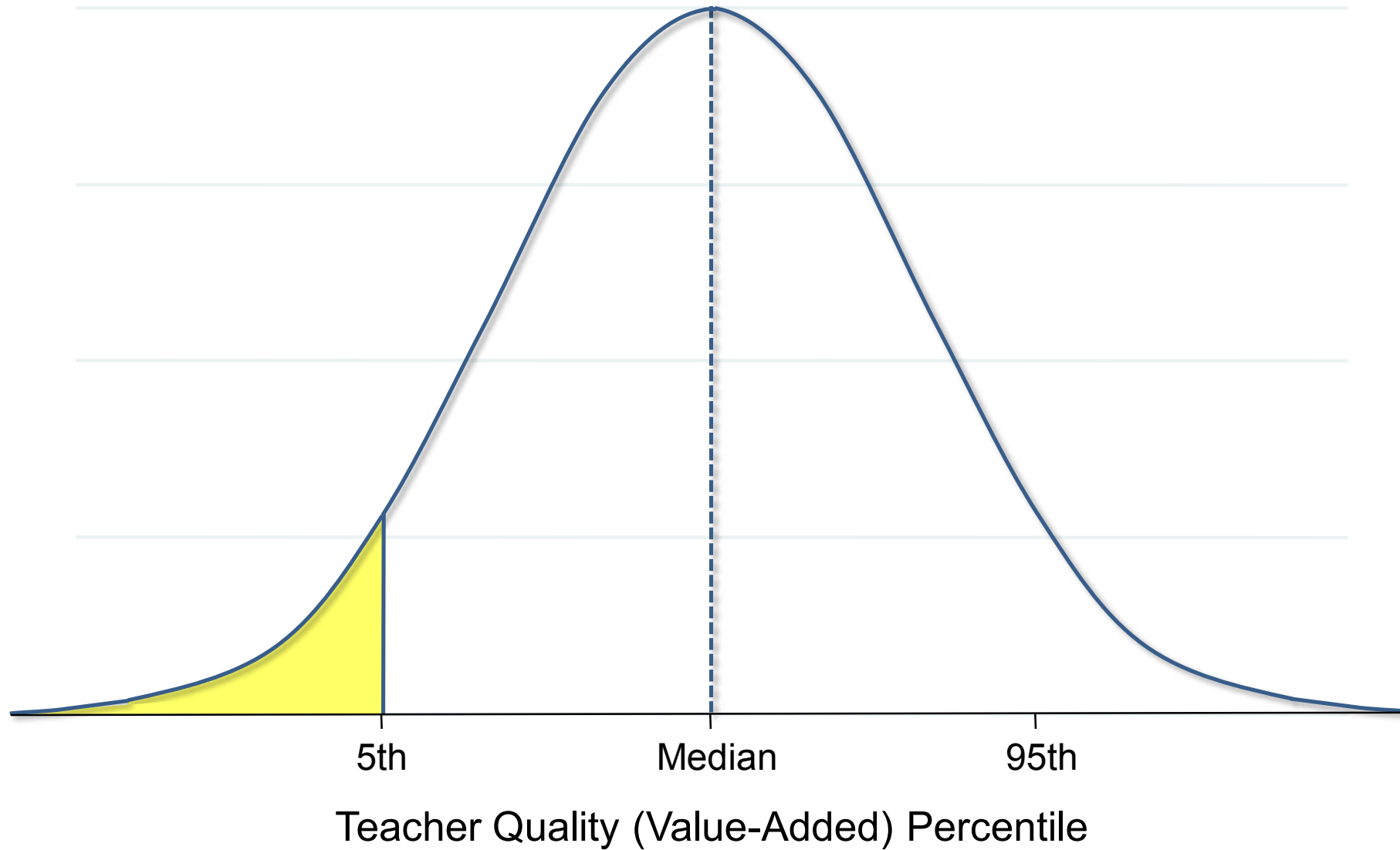
# Effect of Teacher Quality on Teenage Birth Rates



## Lesson 2: VA Estimates Based on Test Scores Predict Teachers' Long-Term Impacts

- Assigning a student to a higher value-added teacher raises not just test scores but long-term outcomes
  - Teachers who generate high test scores are not just “teaching to the test”

# The Value of Improving Teacher Quality



## The Value of Improving Teacher Quality

**+\$80,000** lifetime earnings per child  
**= \$2.2 million** per classroom of 28 students  
**= \$407,000** in present value at 5% int. rate

5th

Median

95th

Teacher Quality (Value-Added) Percentile



## Lesson 3: VA Estimates Based on a Few Years of Data Are Sufficiently Reliable to Generate Large Gains on Average

- VA estimates do fluctuate depend upon which students teachers get
- But even taking this into account, gains from replacing teacher with estimated VA in bottom 5% with teacher of average quality is \$250,000
  - Less than \$400,000 gain we'd achieve if there were no measurement error in VA, but still substantial

# Relevance of Findings to Current Policy Debate

- Most school districts in the U.S. do not use any performance metrics to evaluate teachers
  - In many districts, 98%+ of teachers get tenure within 3 years
  - Pay set purely based on experience, not performance
- New evidence on VA metrics has sparked interest in changing this system and finding ways to recruit and retain best teachers more effectively

# Summary: Improving Public Schools

- New data show that changing public schools in certain specific ways can have large long-term returns
- Reducing class size can be very valuable
  - But critical to hire highly effective new teachers when doing so
- There are large, measurable differences in teacher quality,
  - We should do more to attract and retain top teachers in public schools (not just using value-added metrics but also other tools)

# **Marked-Based Solutions: Charter Schools**

# Market-Based Solutions to Improving Education

- Alternative approach to improving education: leverage market forces
- Permit school choice → best schools will attract more students and other schools will improve their performance to stay in business
- Two ways we currently take such an approach in the U.S.
  1. Charter schools: schools that are publicly funded but independent of public school system
  2. Vouchers that students can use for private schools instead of their local public school

# Do Charter Schools Work?

- Question: are private schools/charter schools better than public schools?
- Cannot simply compare outcomes at charters and public schools
  - Charters tend to be concentrated in lower-income, urban areas → outcomes worse on average

# Do Charter Schools Work?

- Several recent studies estimate effects of charter schools on students' outcomes by exploiting lotteries for admission
  - Charter schools often have more applicants than seats → use lotteries to assign seats
  - Comparing outcomes of winners vs. losers identifies causal effects

- References:

Abdulkadiroğlu, Angrist, Dynarski, Kane, Pathak. "Accountability and Flexibility in Public Schools: Evidence from Boston's Charters and Pilots." QJE 2011.

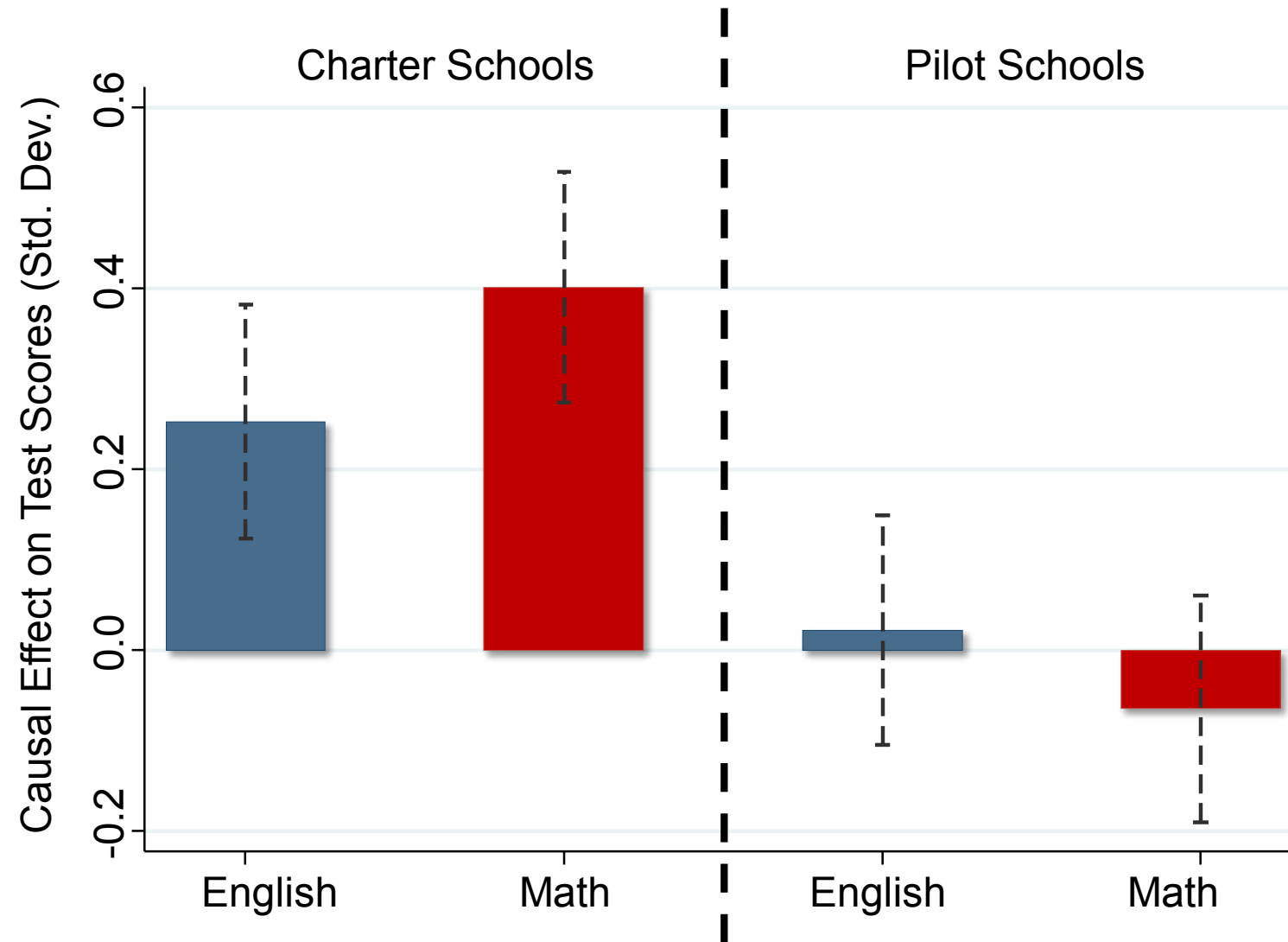
Chabrier, Cohodes, Oreopoulos. "What Can We Learn From Charter School Lotteries?" JEP 2016

# Effects of Boston Area Charter Schools

- Abdulkadiroglu et al. (2011): compare effects of charter schools and pilot schools in Boston
  - Charter schools are exempt from all public school regulations
  - Pilot schools are like charters but covered by Boston Public School regulations and teachers union contracts
  - Both are financed by payments from students' home district: tax payments transferred to charter/pilot school



# Effects of Boston Charter and Pilot Schools on Test Scores



# Effects of Boston Area Charter Schools

- Subsequent study by Angrist et al. (2013) shows that Boston charters have significant effects on college attendance rates
- Lesson: charters generate positive effects on average; pilots are no better than public schools
  - Suggests that the flexibility obtained by relaxing public school restrictions (e.g., on teacher hiring) is a key driver of positive impacts

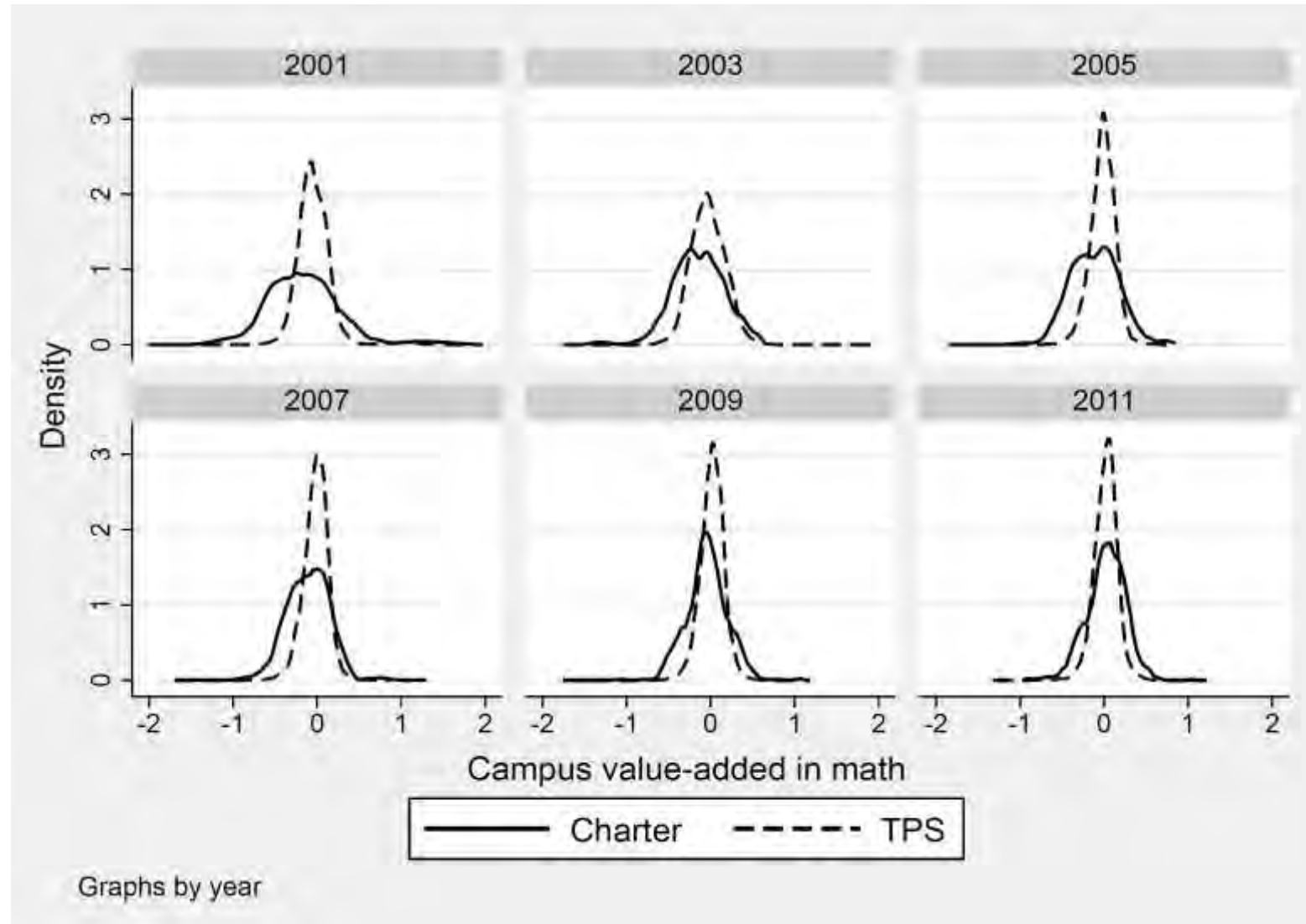
# Effects of Charter Schools: Summary

- Chabrier et al. (2016) summarize literature on charter schools
  - Small positive mean effects on test scores on average
  - In general, “no excuses” schools (extra hours, discipline, academic focus) tend to have positive impacts

# Market Competition and Charter Schools

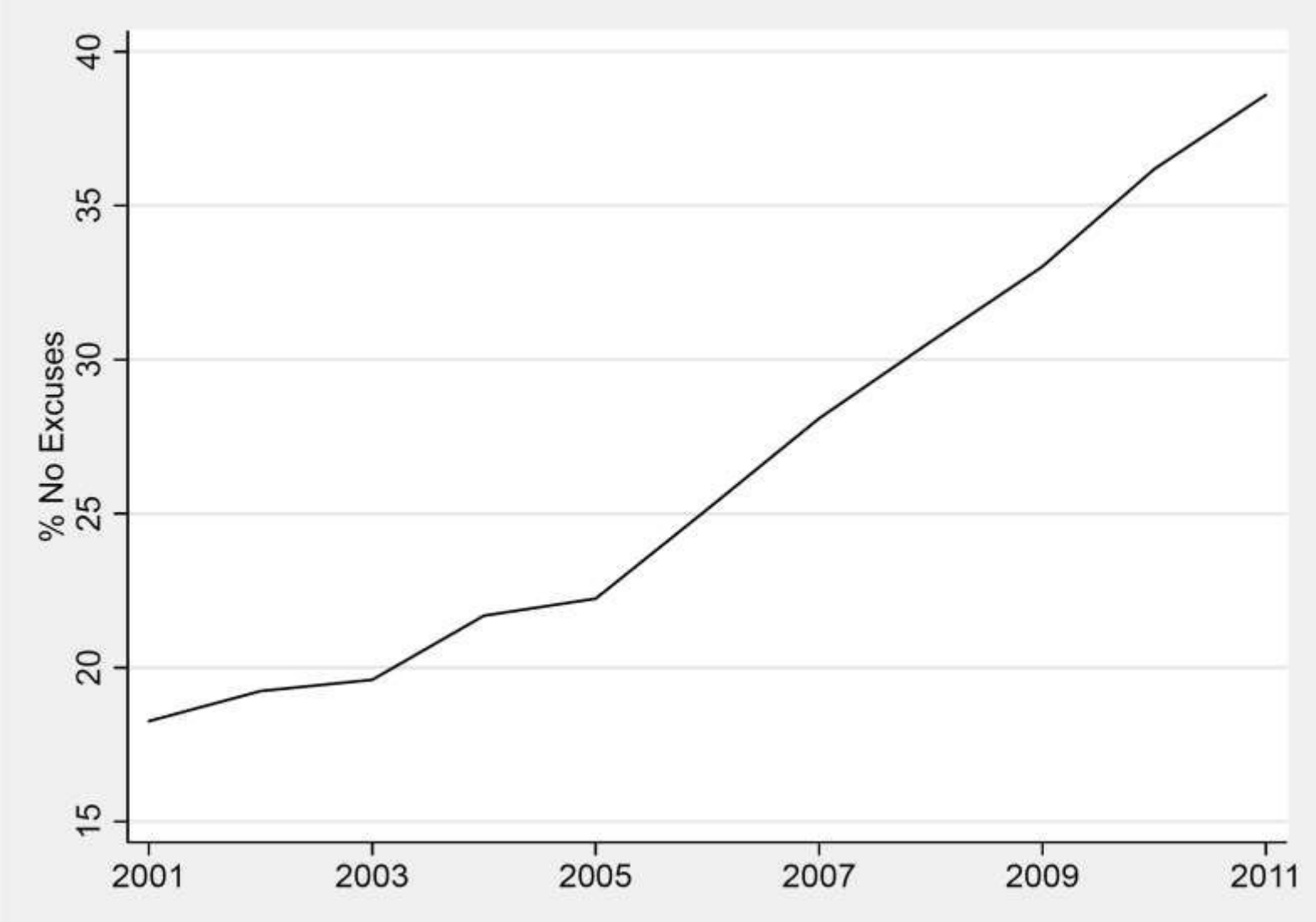
- Does market discipline lead to growth of better schools and improvement in performance over time?
- Baude, Casey, Hanushek, and Rivkin (2014) study how quality of charter schools in Texas changed over time

## Distribution of School Math Value-Added by Year: Texas Charters vs. Public Schools



Source: Baude et. al. 2014

# Market Share of "No Excuses" Charter Schools in Texas



Source: Baude et. al. 2014

# Market Competition and Charter Schools

- Charter school market is evolving in a positive direction
  - Better schools gaining enrollment over time
  - But still a number of relatively low-performing schools, even many years after system began

# Limitations of Market Competition

- Three limitations of relying purely on private market competition
  1. Markets may function poorly when quality is not well observed
    - Difficult to gauge value-added, especially when outcomes (e.g. college, earnings) are realized 10+ years after treatment



# Limitations of Market Competition

- Three limitations of relying purely on private market competition
  1. Markets may function poorly when quality is not well observed
  2. Cream skimming of students and teachers
    - Private schools have an incentive to reject less qualified applicants
    - Can exacerbate inequality by leaving less qualified students behind in schools with fewer resources and weaker peers

# Limitations of Market Competition

- Three limitations of relying purely on private market competition
  1. Markets may function poorly when quality is not well observed
  2. Cream skimming of students and teachers
  3. Parents may not make well-informed choices
    - Hastings, Kane, and Staiger (2007) study introduction of school choice in Charlotte, NC in 2002
    - Low income parents are much less likely to choose schools with high test scores than high income parents
    - School choice can *amplify* achievement gaps

# Improving Primary Education: Summary

- We now have simple, empirically proven ways to improve primary education
  - Solutions range across political spectrum: more resources to reduce class size in public schools to expansion of “no excuses” charter schools
- Which approach is better: government or market based?
  - Current constraints in public school system (local property tax funding base, regulations on teacher hiring) limit its effectiveness
  - But unregulated market system likely to deliver highly variable outcomes
- Best system may be a hybrid that preserves flexibility within schools while offering uniform quality and resources across schools

# EVALUATION DES PROGRAMMES « CHARTER SCHOOLS »

Pr. Aghion



# Que sont les « Charter Schools » aux Etats-Unis ?

# Que sont les « Charter Schools »?

## Un type spécifique d'école semi-public

- Les Charter Schools ne peuvent pas faire payer de frais d'inscription mais reçoivent des fonds publics sur le nombre d'élèves
- Pas soumis à la certification des profs
- Différents types: ONG, entreprises...
- Généralement avec un ethos particulier (règles de discipline/projet éducatif/public spécifique...)

# Que sont les « Charter Schools »?

## Pourquoi intéressent-elles les économistes ?

- Effet éducatif de la structure: potentiellement plus flexibles et donc innovatrices que l'école public
- Effet de compétition: les fonds des Charter Schools dépendent de combien d'élèves elles attirent
- Facilité d'établir de la causalité: pas de sélection par dossier, mais des loteries quand trop de demandes → sélection aléatoire
- D'où une vaste littérature d'évaluations menées notamment par Caroline Hoxby et Joshua Angrist

# Economie appliquée: les expériences aléatoires

## Quel intérêt à la sélection aléatoire ?

- Etudier un effet sans sélection aléatoire: la sélection (par soi-même, par l'institution, ...) de celles et ceux qui sont dans un programme empêche de les comparer aux autres car il y a une différence systématique
- Quand l'effet est appliqué de manière aléatoire, pas ce problème. Ici on peut comparer toutes les personnes ayant participé à la loterie
- Pas éthique de jouer une vie au hasard pour une expérience et pas fréquent d'avoir ce mécanisme hors expérience



# Economie appliquée: les expériences aléatoires

## Eviter le « switcher bias »

- Dans les écoles, un problème supplémentaire: le moment où arrive l'élève
- « Switcher bias »: il y a un coût à changer un élève d'école (amis, habitudes, lieu...), donc si un élève change d'école sans changer de quartier, il signale qu'il n'est pas comparable aux autres qui ne le font pas
- La majorité des Charter Schools commence par ouvrir la classe la plus basse et « déroule » les autres au fur et à mesure → limite le biais

# L'évaluation des Charter Schools a été l'objet d'une vaste littérature académique

**Nous nous focaliserons sur les contributions de Caroline Hoxby (Stanford) et Joshua Angrist (MIT)**

- Hoxby : étudie les Charters Schools dès 2004, met en évidence des effets très significatifs dont elle étudie aussi l'hétérogénéité au sein des Charter Schools et en fonction de la classe d'âge de l'élève
- Angrist : mène une série d'études qui progressent en robustesse et visent à décomposer les causes de la réussite des Charter Schools, avec un intérêt particulier pour l'approche No-Excuse

# Les études sur les Charter Schools de Caroline Hoxby

- Une étude en 2004 du système de Chicago
- Une étude en 2009 de Charter Schools de New York → plus récente et plus robuste, un article + un rapport pour la mairie
- Déjà connue à l'époque pour une étude sur l'impact de la compétition autorisée par la possibilité pour les parents de choisir entre plusieurs écoles sur les résultats des élèves

**CHARTER SCHOOLS IN NEW YORK CITY:  
WHO ENROLLS AND HOW THEY AFFECT THEIR STUDENTS'  
ACHIEVEMENT  
Hoxby & Murarka, 2009**

# Hoxby & Murarka, 2009

## Les Charter Schools new-yorkaises

- Ne refusent pas de candidatures et tiennent donc des loteries (94% des élèves y passent)
- Crèche, école élémentaire ou collège
- Diffèrent selon leur mission (5 types): progressiste/centrée sur l'enfant (29%), mission d'éducation traditionnelle (28%), focus académique rigoureux (25%), population spécifique (filles, personnes avec handicaps, 11%), curriculum spécifique (7%)
- Population d'élèves similaires à celle des quartiers dans lesquels elle sont localisées, c'est-à-dire plus défavorisée en moyenne que la ville

# Hoxby & Murarka, 2009

**Table 1b**  
**Charter School Neighborhoods Compared to New York City as a Whole**

<i>Neighborhood Characteristic</i>	<i>Neighborhoods of the charter schools covered by this report</i>	<i>New York City as a Whole</i>
% White (non-Hispanic)	14.3%	38.7%
% Black (non-Hispanic)	39.6%	22.4%
% Hispanic	37.7%	24.8%
% Asian	5.2%	11.0%
% Other races/ethnicities	3.3%	2.1%
Average household income	\$37,639	\$59,743
% households with income less than \$20,000	43.7%	28.4%
% of adults who have no high school diploma or GED	41.0%	28.0%
% of adults with bachelor's degree or higher	15.2%	27.9%
% of families with children are single parent families	57.0%	39.2%

Source: Authors' calculations based on Geolytics 2008 estimates of U.S. Census of Population and Housing data.

Relativement à la moyenne de New-York, les quartiers où se situent les Charter Schools étudiées sont en moyenne plus pauvres, accueillent plus de famille monoparentales, accueillent des citoyens de niveau d'éducation moins élevé et plus souvent issus de minorités.

# Hoxby & Murarka, 2009

## Les politiques des Charter Schools de New York

- Très différentes et autonomes, souvent des start-ups
- **Un focus sur l'éducation traditionnelle:**
  - environ 90% ont: un uniforme, deux tests de suivi des élèves non-obligatoires par an + un système de conseil
  - en moyenne: 12 jours de + par an, 90min de + par jour(8h) que les écoles publiques (maths et anglais)

# Hoxby & Murarka, 2009

## Un engagement fort des parents, enfants et du personnel

- 22% ont la politique « small rewards/small punishments »: récompenser les petites civilités et punir les petites infractions, par les profs (vs. Focus sur les versions plus graves et en dehors de la salle de classe)
- La moitié font signer un contrat aux parents
- Le salaire des 60% des enseignants dépend de leur performance



# Hoxby & Murarka, 2009

## Qui sont les élèves des Charter Schools new-yorkaises ?

- Très majoritairement afro-américains et d'origine hispanique (<10% d'origines européennes et asiatiques)
- Autant de garçons que de filles
- Peu d'informations sur les notes avant la Charter School mais visiblement pas de différence significative avec les élèves d'écoles publiques
- Les informations données par les Charter Schools sur la pauvreté, le besoin d'éducation spécialisées et le fait d'apprendre l'anglais en deuxième langue en sont pas très fiables mais visiblement pas de différence significative

# Hoxby & Murarka, 2009

**Table IIc**  
**Prior Program Participation of Charter School Applicants and Students in the Traditional Public Schools**

	<i>All applicants to charter schools</i>	<i>Applicants who were lotteried-in</i>	<i>Applicants who enrolled in charter schools</i>	<i>New York City's traditional public schools</i>
% who participated in the Free or Reduced-Price lunch program (at the time they applied if applicants)	92	91	91	72
% who participated in special education (at the time they applied if applicants)	11	11	11	13
% who used services for English Learners (at the time they applied if applicants)	4	4	4	14

Note: For the columns dealing with charter school applicants, the participation information is recorded at the time the applicant applied to a charter school. The data are reweighted so that the charter school applicants have the same grade composition as students in the traditional public schools. The table includes data for all years of applicants covered by this report: 2000-01 to 2005-06.

Ce tableau compare les taux d'élèves (lignes) :

- Bénéficiant de repas subventionnés
- Recevant une éducation spécialisée (special education)
- Dont la langue maternelle n'est pas l'anglais et qui reçoivent donc une instruction adaptée

Au sein des groupes d'élèves (colonnes) :

- Ayant candidaté aux Charter Schools
- Ayant candidaté et ayant été sélectionné
- Ayant été sélectionné et ayant rejoint l'école
- Inscrit en école publique traditionnelle à NY

# Hoxby & Murarka, 2009

## Quelle technique pour estimer l'effet d'aller à une Charter School ?

- Equation de régression:

$$A_{ijt} = \beta_1 Treatment_{ijt} + X_i \beta_2 + I_j^{lottery} \beta_3 + I_g^{test\ grade} \beta_4 + I_t^{school\ year} \beta_5 + \epsilon_{ijt} + \epsilon_i$$

$A_{ijt}$ : résultats scolaires pour l'année  $t$  de  $i$  qui a participé à la loterie  $j$ .

$X_i$ : des caractéristiques de  $i$  (filtrer la variation qui vient du niveau social par exemple)

$I_j^{lottery}$ ,  $I_g^{test\ grade}$ : valent 1 si  $i$  a participé à la loterie  $j$  et si  $i$  est dans la classe  $g$ , permettent de filtrer les variations qui viennent de ces éléments

$I_t^{school\ year}$ : vaut 1 pour l'observation à l'année  $t$  (filtre les tendances affectant tout le monde sur une année)

$\epsilon_i$ : vaut toujours la même valeur pour  $i$ , permet de capturer ce qui vient spécifiquement de  $i$

# Hoxby & Murarka, 2009

**Table IVc**  
**Lottery-Based Estimates of the Effect of Attending New York City's Charter Schools on Math and English Language Arts Scores in Grades 3 through 8**  
(shown in standard score units)

Estimated Effect of Attending New York City's Charter Schools,  
shown in standard score units

	effect on Math	effect on English
Extra gain up through Grade 3 (cumulative)	0.14 [statistically significant] (p-value = 0.04)	0.13 [statistically significant] (p-value = 0.07)
Extra gain <i>each year</i> in Grades 4 through 8	0.12 [statistically significant] (p-value < 0.01)	0.09 [statistically significant] (p-value < 0.01)
<u>Average</u> extra gain per year spent in charter school	0.09 [statistically significant] (p-value < 0.01)	0.06 [statistically significant] (p-value < 0.01)

Gains en maths et en anglais, exprimés en unité égale à l'écart type des scores:

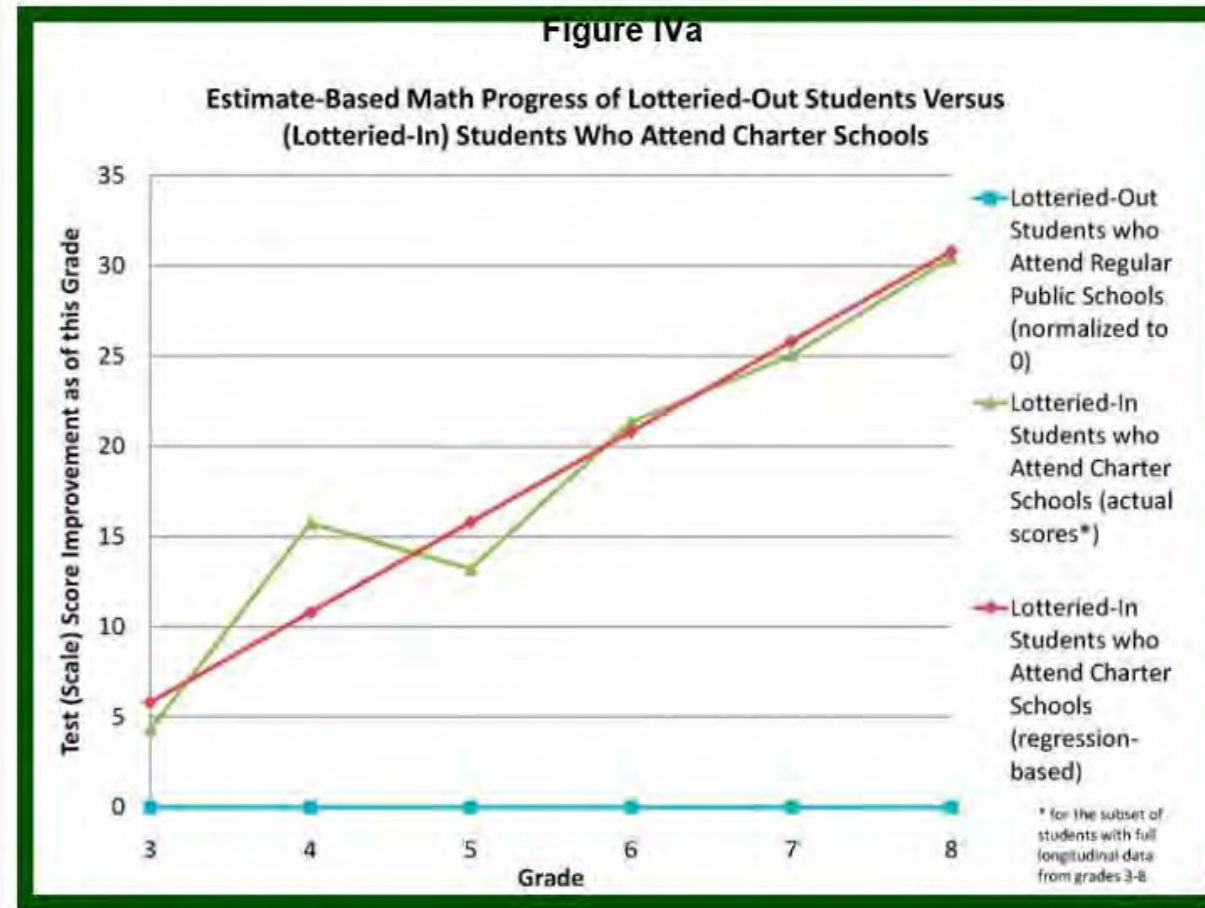
- Gain cumulé jusqu'au grade 3
- Gain par année des grades 4 à 8
- Gain par année passée dans une Charter School

# Hoxby & Murarka, 2009

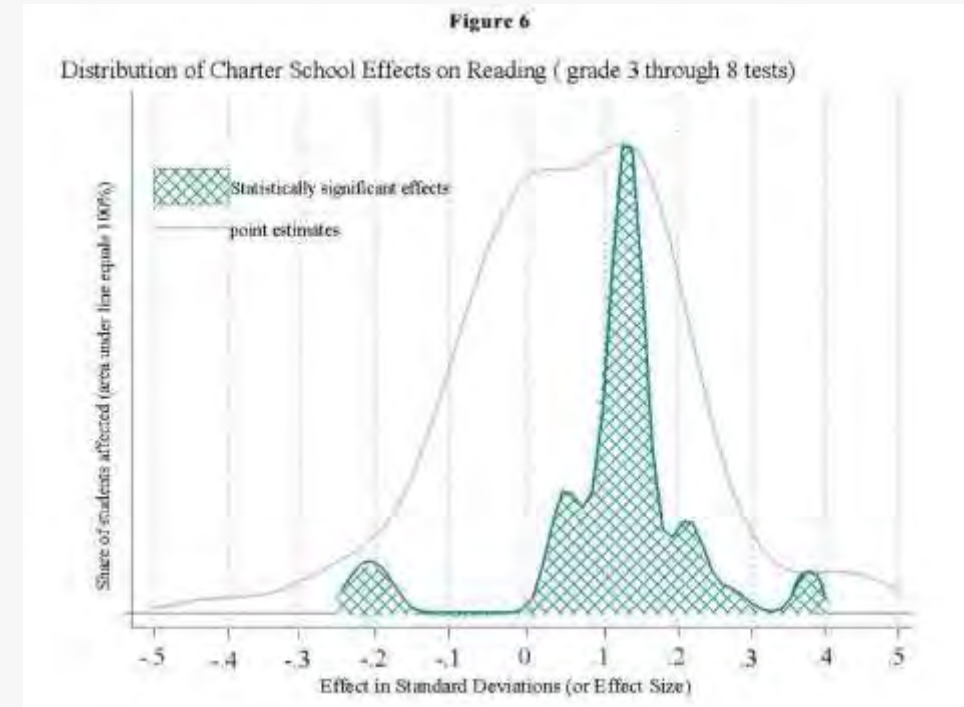
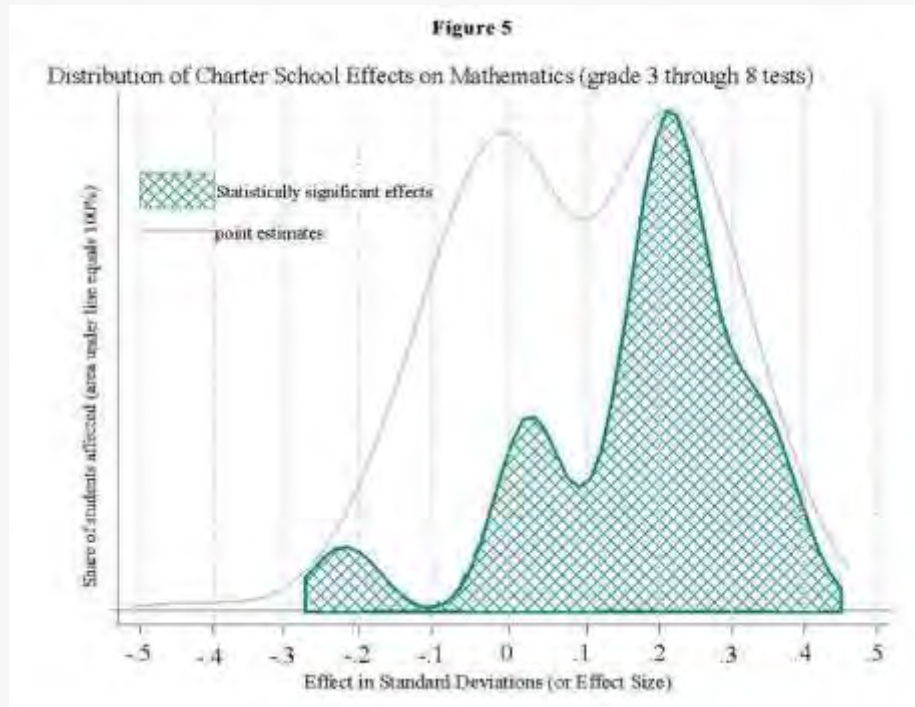
## Un effet spectaculaire

- Effet énorme sur les notes d'après Hoxby: presque 10% d'un écart-type en mathématiques (1 = 2 « niveaux de performance ») pour *chaque* année supplémentaire
- Couvrirait 86% du différentiel entre le quartier le plus pauvre (Harlem) et le plus riche (Scarsdale) de la ville après 9 ans
- Plus marqué en mathématiques qu'en anglais (plus proche de 0,5 écart-type) : impact familial plus fort
- Affecte de la même façon tous les types d'élèves

# Hoxby & Murarka, 2009 : Comparaison des progrès en maths prédits (rouge) et réalisés (vert)



# Hoxby & Murarka, 2009 : distribution des effets mesurés par Charter School



Quand les auteurs analysent les effets des Charter Schools séparément, ces derniers sont très hétérogènes, pouvant être très positifs ou même négatifs.

# En résumé

- Sur les élèves qui y ont candidaté, l'effet d'avoir suivi sa scolarité en Charter School semble être d'augmenter significativement leur niveau scolaire, en particulier en mathématiques
- Cela serait dû aux politiques éducatives qui y sont pratiquées
- Cet effet ne concerne que les élèves que les parents ont choisi d'inscrire en Charter School
- Il est hétérogène sans doute entre les années d'inscription et entre les Charter Schools



# Les études sur les Charter Schools de Joshua Angrist

- Une étude en 2010 à Lynn, dans le Massachusetts
- Une étude en 2011 à Boston
- Une étude en 2012 reprenant celle de 2010
- Une étude de 2013 dans plusieurs zones urbaines et rurales du Massachusetts
- Une étude de 2016 à Boston
- Une étude de 2016 à la Nouvelle-Orléans et à Boston

# Loterie à KIPP Lynn : effets sur les tests en maths et en lecture

TABLE 2: LOTTERY RESULTS

	First stage (1)	Reduced form (2)	2SLS (3)
<i>Panel A. Math (N=856 w/baseline scores)</i>			
Basic	1.222*** (0.063)	0.431*** (0.116)	0.353*** (0.095)
Demographics & baseline scores	1.228*** (0.066)	0.425*** (0.066)	0.346*** (0.052)
<i>Panel B. ELA (N=856 w/baseline scores)</i>			
Basic	1.223*** (0.063)	0.183 (0.117)	0.150 (0.094)
Demographics & baseline scores	1.234*** (0.066)	0.149** (0.073)	0.120** (0.058)

- Effet positif et significatif sur les maths, même après introduction de variables de contrôle
- Effet positif et significatif sur les scores d'ELA (English Language Arts, l'enseignement de l'anglais)

## Loterie à KIPP Lynn : sous-groupes (hispanique ou non-hispanique) et effet du score initial de l'élève

TABLE 3: SUBGROUPS AND INTERACTIONS

	Math (1)	ELA (2)
<i>Panel A. Hispanic Subgroups</i>		
Hispanic	0.346*** (0.074)	0.121 (0.075)
Non-Hispanic	0.331*** (0.076)	0.086 (0.099)
<i>Panel B. Baseline Score Interactions</i>		
Main effect	0.367*** (0.054)	0.139** (0.057)
Interaction	-0.106*** (0.041)	-0.157*** (0.045)

Panel A : effets des Charters Schools respectivement dans le sous-groupe des élèves hispaniques et des non-hispaniques

Panel B : Prise en compte de l'interaction avec le score de départ en maths/anglais dans la mesure de l'effet des Charter Schools

## Effets désagrégés à KIPP Lynn : les Charters Schools bénéficient aussi significativement aux élèves en difficulté

**Table 5.** Subgroups and interactions.

Subject	Controls	Effects by subgroup						Baseline score interaction	
		LEP (1)	Non-LEP (2)	SPED (3)	Non-SPED (4)	Male (5)	Female (6)	Main effect (7)	Interaction term (8)
Math	Demographics	0.618*** (0.205) 128	0.266*** (0.093) 714	0.459** (0.207) 173	0.285*** (0.088) 669	0.344*** (0.112) 427	0.276** (0.126) 415	-	-
	Demographics and baseline scores	0.466*** (0.155) 127	0.314*** (0.057) 706	0.419*** (0.146) 172	0.330*** (0.053) 661	0.336*** (0.072) 422	0.381*** (0.080) 411	0.375*** (0.054) 833	-0.111*** (0.041)
ELA	Demographics	0.441** (0.189) 127	0.022 (0.085) 716	0.155 (0.199) 174	0.048 (0.079) 669	0.158 (0.105) 425	-0.003 (0.115) 418	-	-
	Demographics and baseline scores	0.428*** (0.141) 126	0.061 (0.063) 707	0.268* (0.156) 172	0.063 (0.059) 661	0.177** (0.080) 419	0.056 (0.087) 414	0.155*** (0.057) 833	-0.167*** (0.044)

LEP : Limited English Proficiency, les élèves qui ne parlent pas couramment anglais.

SPED : élèves recevant une éducation spécialisée

# Rôle à long terme : effet sur le SAT (score et position dans la distribution des candidats)

Table 5  
Lottery Estimates of Effects on SAT Test-Taking and Scores

	Took SAT		Reasoning (Top Score = 1600)		Composite (Top Score = 2400)	
	Noncharter Mean (1)	Effect (2)	Noncharter Mean (3)	Effect (4)	Noncharter Mean (5)	Effect (6)
Took SAT	.635 [.481]	.084 (.063)				
Score above bottom quartile			.267 [.443]	.165*** (.057)	.265 [.441]	.147*** (.056)
Score above median			.103 [.304]	.124*** (.041)	.094 [.292]	.108*** (.036)
Score in top quartile			.033 [.178]	.017 (.016)	.027 [.162]	.008 (.016)
Average score (for takers)			855.5 [173.9]	78.1*** (23.9)	1,268.2 [250.3]	104.3*** (34.3)

	Math (800)		Verbal (800)		Writing (800)	
	Noncharter Mean (1)	Effect (2)	Noncharter Mean (3)	Effect (4)	Noncharter Mean (5)	Effect (6)
Score above bottom quartile	.315 [.465]	.174** (.068)	.271 [.445]	.139*** (.054)	.289 [.453]	.101* (.056)
Score above median	.126 [.332]	.166*** (.049)	.112 [.315]	.086** (.042)	.104 [.306]	.079** (.037)
Score in top quartile	.042 [.201]	.065** (.027)	.034 [.180]	.011 (.019)	.029 [.167]	.037 (.024)
Average score (for takers)	439.1 [98.3]	52.1*** (14.3)	416.4 [91.0]	26.0** (12.9)	412.7 [89.3]	26.2** (12.6)

## Rôle à long terme : Effet sur la poursuite d'études supérieures

Table 7  
Lottery Estimates of Effects on College Enrollment

	Within 6 Months		Within 18 Months	
	Noncharter Mean (1)	Effect (2)	Noncharter Mean (3)	Effect (4)
Any postsecondary enrollment	.497	.028 (.066)	.596	.075 (.081)
2-year	.123	-.107** (.046)	.186	-.108* (.061)
4-year	.374	.134** (.064)	.410	.183** (.073)
4-year public	.143	.141*** (.053)	.148	.145** (.060)
4-year private	.231	-.007 (.069)	.262	.038 (.081)
4-year Massachusetts public	.123	.121** (.049)	.126	.115** (.057)
N		3,205		2,599

Effet sur la probabilité d'intégrer un établissement du supérieur, respectivement dans les 6 mois ou 18 mois suivant la sortie du lycée, et mesurés pour différents types de cursus (privé/public, 2 ans/4 ans...)

# Rôle à long-terme : effet sur le décrochage scolaire

Table 8  
Lottery Estimates of Effects on College Persistence

	Any Postsecondary Enrollment		2-Year College Enrollment		4-Year College Enrollment	
	Noncharter Mean (1)	Effect (2)	Noncharter Mean (3)	Effect (4)	Noncharter Mean (5)	Effect (6)
A. Within 6, 18, and 30 months of expected high school graduation:						
One academic semester ( <i>N</i> = 3,205)	.497	.028 (.066)	.123	-.107** (.046)	.374	.134** (.066)
Three academic semesters ( <i>N</i> = 2,599)	.367	.105 (.073)	.067	-.018 (.040)	.300	.123* (.069)
Five academic semesters ( <i>N</i> = 1,887)	.299	.005 (.078)	.048	-.006 (.032)	.251	.011 (.071)
B. Within 18, 30, and 42 months of expected high school graduation:						
One academic semester ( <i>N</i> = 2,599)	.596	.075 (.081)	.186	-.108* (.061)	.410	.183** (.073)
Three academic semesters ( <i>N</i> = 1,887)	.473	-.018 (.081)	.125	-.080 (.049)	.348	.042 (.078)
Five academic semesters ( <i>N</i> = 1,382)	.376	.068 (.103)	.088	-.009 (.061)	.282	.077 (.106)

**Comment expliquer l'effet des Charter Schools ? Est-il intrinséquement lié à la nature du contrat de ces écoles avec l'Etat ?**



## Charter Schools en zone urbaine / rurale

TABLE 4—LOTTERY ESTIMATES OF CHARTER EFFECTS

Subject	All charter schools		Urban charter schools		Nonurban charter schools	
	First stage (1)	2SLS (2)	First stage (3)	2SLS (4)	First stage (5)	2SLS (6)
<i>Panel A. Middle school</i>						
Math	1.02*** (0.040)	0.213*** (0.028)	1.03*** (0.051)	0.321*** (0.031)	1.01*** (0.074)	-0.123*** (0.047)
N	16,543		11,941		4,602	
ELA	1.02*** (0.040)	0.075*** (0.025)	1.04*** (0.051)	0.146*** (0.028)	1.00*** (0.074)	-0.144*** (0.039)
N	16,285		11,649		4,636	
<i>Panel B. High school</i>						
Math	0.565*** (0.085)	0.273*** (0.071)	0.508*** (0.090)	0.339*** (0.077)	1.13*** (0.197)	-0.020 (0.071)
N	4,050		3,519		531	
ELA	0.565*** (0.086)	0.206*** (0.060)	0.508*** (0.090)	0.264*** (0.067)	1.14*** (0.196)	-0.046 (0.059)
N	4,103		3,567		536	

- Effet positif marqué pour les Charter Schools urbaines
- Effet négatif pour les Charter Schools rurales.

# Comparaison Charter Schools rurales et urbaines, biais de variables omises ?

TABLE 3—DESCRIPTIVE STATISTICS FOR STUDENTS

	Traditional public school students		Charter students		Charter lottery applicants	
	Urban (1)	Nonurban (2)	Urban (3)	Nonurban (4)	Urban (5)	Nonurban (6)
<i>Panel A. Middle schools (5th–8th grade)</i>						
Female	0.486	0.488	0.501	0.478	0.496	0.509
Black	0.183	0.027	0.381	0.035	0.479	0.022
Hispanic	0.319	0.038	0.246	0.039	0.233	0.025
Special education	0.191	0.165	0.167	0.158	0.176	0.185
Subsidized lunch	0.687	0.146	0.642	0.211	0.686	0.103
Limited English proficiency	0.160	0.017	0.082	0.022	0.085	0.008
Baseline math score	-0.427	0.210	-0.322	0.259	-0.356	0.305
Baseline ELA score	-0.466	0.232	-0.312	0.275	-0.375	0.391
Years in charter	0.00	0.00	2.09	1.97	1.59	1.25
Observations (students)	171,703	415,794	8,388	9,070	4,155	1,701
Observations (schools)	262	400	17	11	9	8
<i>Panel B. High schools (10th grade)</i>						
Female	0.499	0.494	0.557	0.545	0.548	0.538
Black	0.189	0.028	0.527	0.021	0.614	0.028
Hispanic	0.275	0.034	0.183	0.010	0.257	0.017
Special education	0.172	0.156	0.166	0.109	0.178	0.114
Subsidized lunch	0.612	0.126	0.608	0.146	0.717	0.123
Limited English proficiency	0.094	0.009	0.024	0.004	0.035	0.003
Baseline math score	-0.420	0.268	-0.371	0.321	-0.320	0.440
Baseline ELA score	-0.392	0.278	-0.318	0.412	-0.315	0.552
Years in charter	0.00	0.00	1.77	1.81	0.64	1.30
Observations (students)	132,774	357,733	2,676	909	3,029	351
Observations (schools)	104	316	6	2	4	2

- Significativement plus d'élèves issus de minorités dans les Charter Schools urbaines au collège et au lycée
- Même constat pour les élèves de milieux modestes qui bénéficient de repas subventionnés

Mais on ne peut pas expliquer toute la différence urbain/rural avec ces comparaisons socio-démographiques. Ces établissements se distinguent aussi par leur philosophie, avec des approches « No-Excuses » pratiquées en zone urbaine.

# Rôle de l'approche No-excuse : corrélations

TABLE 9—CORRELATES OF NO EXCUSES IDENTIFICATION AND CHARTER SCHOOL EFFECTIVENESS

Characteristic	Mean (1)	No Excuses		Math effect		ELA effect	
		Coefficient (2)	t-stat (3)	Coefficient (4)	t-stat (5)	Coefficient (6)	t-stat (7)
<i>Panel A. School philosophy</i>							
No Excuses	0.364	—		0.247	4.810	0.145	3.692
Discipline and comportment	0.391	0.660	4.126	0.297	5.944	0.175	4.097
Strict adherence to school-wide standards	0.565	0.569	3.218	0.236	3.672	0.096	1.790
College preparation	0.783	0.545	2.219	0.272	3.180	0.129	1.927
Traditional reading and math skills	0.565	0.386	1.929	0.182	2.516	0.039	0.679
Measurable results (achievement gains)	0.522	0.159	0.718	0.192	2.600	0.075	1.304
Common core values	0.500	0.114	0.513	-0.047	-0.531	-0.103	-1.812
Individually-tailored instruction	0.261	0.016	0.067	0.005	0.059	-0.017	-0.261
STEM	0.682	-0.166	-0.710	0.028	0.341	0.047	0.799
Speech and writing development	0.478	-0.200	-0.961	-0.018	-0.222	-0.010	-0.175
Qualitative achievement	0.348	-0.279	-1.248	-0.019	-0.214	-0.034	-0.554
Leadership	0.087	-0.429	-1.150	-0.077	-0.527	-0.173	-1.826
Cultural awareness	0.304	-0.473	-2.310	-0.123	-1.463	-0.137	-2.560
Social and physical well-being	0.565	-0.474	-2.480	-0.127	-1.611	-0.103	-1.935

- Corrélation positive significative entre l'approche No excuses et les scores en maths/anglais
- Corrélation positive significative entre la mise en place d'une routine de discipline, de standards, de cours et préparations supplémentaires
- Ces pratiques sont très fortement corrélées à l'approche No-Excuse

# « No Excuses » sans Charter Schools : Effet des Turn-around

TABLE 9—GRANDFATHERING IV ESTIMATES OF BPS TURNAROUND EFFECTS

	Comparison group mean (1)	OLS (2)	2SLS	
			First stage (3)	Attendance effect (4)
<i>Panel A. Dearborn/Harbor (UP design)</i>				
Math (N = 1,915)	-0.149	0.019 (0.028)	0.971 (0.043)	0.022 (0.035)
ELA (N = 1,921)	-0.063	0.089 (0.033)	0.981 (0.043)	0.174 (0.040)
<i>Panel B. Orchard Gardens (RSD design)</i>				
Math (N = 2,246)	-0.234	0.307 (0.042)	1.113 (0.046)	0.367 (0.048)
ELA (N = 2,256)	-0.179	0.352 (0.044)	1.114 (0.046)	0.397 (0.052)

Turnaround : intervention dans une école pour en modifier la pédagogie, sans transformation en Charter School

Panel A : intervention légère

Panel B : intervention profonde avec pratiques similaires à « No Excuses »

# Rôle de la redevabilité : Comparaison des Charter Schools et Pilot Schools

Table 1: Teacher Characteristics by School Type

	Traditional BPS Schools (1)	Pilot, Charter, Exam or Alternative School				Lottery Sample	
		Charter (2)	Pilot (3)	Exam (4)	Alternative (5)	Charter (7)	Pilot (8)
<i>I. Elementary School (3rd and 4th grades)</i>							
Teachers licensed to teach assignment	86.0%	60.0%	73.2%	-	70.6%	-	71.9%
Core classes taught by highly qualified teachers	90.6%	61.3%	78.2%	-	56.6%	-	77.8%
Student/Teacher ratio	15.7	11.4	15.9	-	6.9	-	15.8
Proportion of teachers 32 and younger	26.6%	64.5%	51.8%	-	27.3%	-	50.4%
Proportion of teachers 49 and older	39.9%	8.0%	11.9%	-	31.6%	-	11.1%
Number of schools	72	3	7	-	2	-	5
<i>II. Middle School (6th, 7th, and 8th grades)</i>							
Teachers licensed to teach assignment	77.8%	53.9%	65.8%	90.8%	48.6%	54.4%	65.5%
Core classes taught by highly qualified teachers	84.8%	70.4%	70.2%	94.5%	45.4%	73.1%	69.8%
Student/Teacher ratio	16.1	11.9	19.5	21.1	5.2	11.9	19.6
Proportion of teachers 32 and younger	27.1%	74.5%	55.0%	30.0%	28.6%	81.1%	54.4%
Proportion of teachers 49 and older	36.0%	4.8%	13.6%	43.3%	27.8%	1.3%	13.9%
Number of schools	28	11	7	3	4	5	6
<i>III. High School (10th grade)</i>							
Teachers licensed to teach assignment	80.9%	57.6%	64.1%	90.7%	75.8%	57.7%	73.5%
Core academic teachers identified as highly qualified	85.7%	78.6%	72.7%	94.3%	80.6%	82.1%	83.6%
Student/Teacher ratio	17.6	10.9	16.0	21.1	8.9	10.6	17.5
Proportion of teachers 32 and younger	31.9%	66.9%	44.7%	30.0%	29.7%	64.3%	41.3%
Proportion of teachers 49 and older	40.3%	6.9%	15.0%	43.9%	25.3%	8.2%	7.7%
Number of schools	22	8	7	3	4	4	2

Pilot Schools : Alternative aux Charter Schools. Disposent d'une indépendance comparable à celle des Charter Schools, mais font face à moins de critères de performance et à un risque de fermeture moindre.

# Rôle de la redevabilité : régression

Table 5: Lottery Results, Robustness Checks

Level	Subject	Charter Lotteries				Pilot Lotteries			
		Demo controls (1)	Demo & baseline score controls (2)	Overidentified model, demo controls (3)	High school w/HCA as pilot, demo controls (4)	Demo controls (5)	Demo & baseline score controls (6)	No K-8 pilot applicants, demo controls (7)	High school w/HCA as pilot, demo controls (8)
Middle School	ELA	0.149*** (0.052) 2,416	0.144*** (0.044) 2,365	0.134*** (0.051) 2,416	-	0.006 (0.043) 3,390	-0.035 (0.112) 2,414	-0.079 (0.110) 2,645	-
	Math	0.405*** (0.066) 2,582	0.386*** (0.054) 2,528	0.370*** (0.061) 2,582	-	-0.059 (0.048) 3,851	-0.251** (0.106) 2,733	-0.233** (0.119) 3,075	-
High School	ELA	0.187*** (0.055) 1,947	0.186*** (0.049) 1,629	0.162*** (0.053) 1,947	0.112 (0.076) 1,683	0.007 (0.073) 1,007	-0.053 (0.059) 949	-	0.111* (0.065) 1,367
	Math	0.274*** (0.071) 1,929	0.226** (0.060) 1,892	0.251*** (0.065) 1,929	0.303** (0.084) 1,664	-0.011 (0.101) 996	0.007 (0.070) 983	-	0.086 (0.077) 1,355
	Writing Topic	0.267*** (0.078) 1,931	0.281** (0.083) 1,616	0.248*** (0.070) 1,931	0.225** (0.112) 1,670	0.173* (0.093) 997	0.151* (0.089) 934	-	0.214** (0.075) 1,354
	Writing Composition	0.168*** (0.062) 1,931	0.132** (0.059) 1,616	0.146*** (0.055) 1,931	0.156* (0.089) 1,670	0.111 (0.086) 997	0.097 (0.080) 934	-	0.131** (0.065) 1,354

# En résumé

- Angrist et ses co-auteurs rapportent un effet significatif des Charters Schools sur la performance des élèves, et cette observation est robuste
- Ces effets se répercutent également dans les études supérieures
- L'approche No-Excuse semble jouer un rôle important dans la performance des Charter Schools. Cet effet persiste même lorsque l'approche est reprise hors du contexte Charter Schools
- La redevabilité des Charter Schools à l'Etat semble également être un facteur de leur réussite