

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS  
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

# Impacto das Transferências Condicionadas de Renda sobre a proficiência dos alunos do Ensino Fundamental no Brasil

Rogério Bianchi Santarrosa

Orientador: Prof. Dr. André Portela Souza

SÃO PAULO  
2011

**ROGÉRIO BIANCHI SANTARROSA**

**Impacto das Transferências Condicionadas de Renda sobre a proficiência  
dos alunos do Ensino Fundamental no Brasil**

Dissertação apresentada à Escola de  
Economia de São Paulo da Fundação  
Getúlio Vargas, como requisito para  
obtenção do título de Mestre em  
Economia

Orientador: Prof. Dr. André Portela Souza

**SÃO PAULO**

**2011**

Santarrosa, Rogério Bianchi.

Impacto das Transferências Condicionadas de Renda sobre a proficiência dos alunos do Ensino Fundamental no Brasil / Rogério Bianchi Santarrosa. - 2011.

44 f.

Orientador: André Portela Souza

Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Programas de sustentação de renda -- Brasil. 2. Políticas públicas -- Avaliação -- Brasil. 3. Ensino fundamental -- Brasil. 4. Rendimento escolar -- Avaliação -- Brasil. I. Souza, André Portela. II. Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 330.566.1(81)

**Impacto das Transferências Condicionadas de Renda sobre a proficiência dos  
alunos do Ensino Fundamental no Brasil**

Dissertação apresentada à Escola de  
Economia de São Paulo da Fundação  
Getúlio Vargas, como requisito para  
obtenção de título de Mestre em  
Economia.

Banca Examinadora:

---

Prof. Dr. André Portela Souza  
(EESP - FGV)

---

Prof. Dr. Sérgio Pinheiro Firpo  
(EESP - FGV)

---

Prof. Cláudio Ferraz  
(PUC-RIO)

## **AGRADECIMENTOS**

As primeiras palavras de gratidão sempre serão a Deus, fonte de todo o conhecimento e sabedoria, que por infinita benignidade e graça, nos permite avançar humildemente no caminho da ciência.

Agradeço ao meu orientador, André Portela, pelo incentivo e apoio não só à pesquisa que envolveu a minha dissertação, mas também aos projetos pessoais e acadêmicos que tomaram forma durante esse período. De igual forma, a todos os demais professores do mestrado acadêmico da EESP, em especial aos professores Sergio Firpo e Vladimir Ponczek, dos quais tive a oportunidade de ser monitor e receber sugestões e apoio.

Aos meus pais, Wilson e Elide pelo suporte incondicional em todos os momentos.

À minha noiva, Acza, por não apenas apoiar, mas incorporar todos os meus projetos e sonhos.

Aos meus caros colegas de turma que foram cúmplices nos momentos mais desafiadores do mestrado.

À Katia Saito pelo trabalho na prefeitura para a preparação da Base de Dados. À Secretaria Municipal de Educação de São Paulo pelo fornecimento dos dados.

À CAPES, pelo auxílio financeiro, sem dúvida, fundamental e indispensável.

## **RESUMO**

Este artigo propõe estimar o impacto dos programas de transferência condicionada de renda sobre proficiência dos alunos no Brasil. A literatura de transferência condicionada de renda já mostrou bastantes evidências do impacto desse tipo de programa social sobre acesso e matrícula escolar. Porém, muito pouco se sabe sobre o efeito dessas políticas sobre medidas finais de capital humano como proficiência. Além disso, esse estudo também se insere na literatura de avaliação de impacto de políticas públicas sobre proficiência.

Nós diagnosticamos em nosso trabalho importantes relações que envolvem a seleção desse tipo de programa e as características descritivas básicas e distintas do grupo de recipientes. Os recipientes do programa geralmente possuem características socioeconômicas menos favoráveis e notas de proficiência mais baixas, mesmo quando controlado por características socioeconômicas observáveis.

Para estimar o efeito causal, fazemos uso de uma oportunidade única de construção de um painel de alunos. Exploramos modelos de estimadores de efeito fixo, diferença em diferença e extensões, como diferenças triplas e diferenças em diferenças combinada com reponderação baseada no propensity score. Os resultados, em geral, apontam que não há impacto desse tipo programa em notas de proficiência de matemática e português.

Palavras chaves: transferências de renda, proficiência, avaliação de impacto

## **ABSTRACT**

This paper attempts to estimate the impact of conditional cash transfer on students' proficiency in Brazil. Conditional Cash Transfers literature has already showed significant evidence about the impact of those kind of social programs on school enrollment. However, we know very little about the impact of these policies on final capital human measures, such as proficiency. Furthermore, this paper relates to the literature about the impact of public policies on test scores.

We find important relationships between program selection and basic characteristics of eligible group. Eligible group has generally less favorable social and economic features and lower test scores.

We take advantage of a unique student's panel to estimate causal effect. We explore fixed effect and difference-in-difference estimators and extension, such as triple difference and difference-in-difference combined with reweighting based on propensity score estimators. In general, results show that is no impact of those kind of programs on proficiency level in math and language.

**Keywords:** cash transfers, test scores, impact evaluation

## SUMÁRIO

1. Introdução.....	10
2. Revisão da literatura: Impactos das TCRs em proficiência .....	13
3. Os Programas Brasileiros .....	15
3.1 Programa Bolsa Família.....	15
3.2 Programa Renda Mínima .....	17
4. Base de Dados .....	18
5. Metodologia .....	19
5.1 RDD (Regression Discontinuity Design).....	19
5.2 Variável Instrumental .....	20
5.3 Efeito Fixo, Diferença em diferenças e Extensões .....	20
6. Estatísticas Descritivas .....	24
7. Resultados .....	33
7.1 Estimador de Efeito Fixo .....	33
7.2 Diferença em Diferenças.....	34
7.3 Diferenças Triplas .....	38
7.4 Diferença em Diferenças com reponderação .....	39
8. Conclusão .....	40
Referências Bibliográficas.....	41

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1- Programa Bolsa-Família: benefícios, elegibilidade e condicionalidades.....	16
Tabela 3.2- Programa Bolsa-Família: benefícios, elegibilidade e condicionalidades.....	16
Tabela 6.1- Estatísticas Descritivas por Ano – PSP.....	23
Tabela 6.2- Estatísticas Descritivas por Ano – PSP.....	24
Tabela 6.3- Proficiência por Ano.....	25
Tabela 6.4- Estatísticas Descritivas por participação em TCR (2007).....	26
Tabela 6.5- Proficiência por participação em TCR.....	27
Tabela 6.6- Regressão OLS – Proficiência em Matemática.....	28
Tabela 6.7- Regressão OLS – Proficiência em Português.....	29
Tabela 6.8- Comparação Total/Painel (2007).....	31
Tabela 6.9- Proficiência em 2007 – Total x Painel.....	32
Tabela 7.1.1- Impacto TCR em Proficiência (Modelo de Efeito Fixo – 2 períodos).....	33
Tabela 7.1.2- Impacto TCR em Proficiência (Modelo de Efeito Fixo – 3 períodos).....	33
Tabela 7.2.1- Impacto TCR em Proficiência (DD).....	34
Tabela 7.2.2- Impacto TCR em Proficiência (DD) para alunos com menos de 3 irmãos.....	35
Tabela 7.2.3- Impacto de 2 anos de TCR em Proficiência (DD).....	36
Tabela 7.2.4- Teste de Robustez do Método de Diferença em Diferenças.....	37
Tabela 7.3.1- Modelo de Diferença Triplas.....	38
Tabela 7.4.1- Diferença em Diferença com Reponderação.....	39

## 1. Introdução

O objetivo desse trabalho é estimar o impacto dos programas de transferência condicionada de renda sobre proficiência. Esse estudo se relaciona e contribui com a literatura em duas direções. A primeira se refere às avaliações dos impactos dos programas de transferência condicionada de renda. Estes programas possuem impactos sobre a frequência escolar, porém, seu impacto sobre proficiência é uma questão em aberto. A segunda literatura se refere à busca de políticas que afetem a proficiência das crianças e qualidade do ensino.

Além de contribuir para a literatura nessas direções, buscaremos uma evidência ainda não totalmente definida do impacto desses programas sobre proficiência e apresentaremos, em especial, uma evidência para o caso brasileiro, no qual nenhuma avaliação mais rigorosa foi feita.

O que queremos estimar é o impacto deste tipo de transferência sobre a proficiência das crianças cujas famílias são recipientes do programa. Em outras palavras, queremos saber o quanto uma criança aprende a mais (medido através de exames de proficiência) pelo fato de ela estar inscrita no programa (isto é, a família receber a transferência e participar das condições impostas pelo programa nas áreas de saúde e educação).

Os programas de transferência condicionada de renda (TCR) são programas que concedem benefícios para as famílias, como algum recurso em dinheiro, ou até mesmo alimento, condicionado ao fato de a família cumprir certas exigências. As exigências geralmente estão associadas à frequência escolar, visitas médicas, e semelhantes.

A grande inovação desse tipo de programa é a tentativa de combater simultaneamente a pobreza de curto prazo com as transferências, tendo resultados sobre aumento de bem-estar para os pobres e redução de desigualdade, e a pobreza de longo prazo devido à condição imposta de as crianças frequentarem a escola. Isso permitiria que essas se educassem, o que poderia impactar seus ganhos futuros e, por sua vez, romper com o ciclo vicioso da pobreza.

Embora, muitas avaliações, já foram feitas a respeito dos impactos das TCRs (ver Ariel e Shady, 2009 para uma *survey*), ainda sabemos muito pouco sobre sua

eficácia de longo-prazo. Uma forma de abordarmos essa questão é verificarmos seu impacto sobre variáveis que indicam acúmulo de capital humano.

Um grande número de avaliações estima o efeito das TCRs sobre número de matrículas e frequência escolar. A maioria delas mostra impactos positivos e significativos. Utilizando métodos experimentais, na Nicarágua, o programa *Red de Protección Social* teve impacto de 13% nas matrículas (Maluccio e Flores, 2005). Glewwe e Olinto (2004) mostram que em Honduras, o *Programa de Asignación Familiar* teve impacto de aumento de 3% nas matrículas (esse programa oferecia uma bolsa relativamente menor que a nicaraguense). No México, o conhecido programa *Oportunidades* também teve impactos positivos para crianças em trânsito da educação primária para a secundária (Schultz, 2004; Behrman, Sengupta, e Todd, 2005; de Janvry e Sadoulet, 2006).

Utilizando métodos não-experimentais, Shady e Araujo (2008) estimam impacto de 10% nas matrículas para o programa *Bono de Desarrollo Humano* no Equador. Galasso (2006) estima um aumento de aproximadamente 7% na probabilidade de as crianças estarem na escola no programa *Chile Solidario*, enquanto Attanasio et al (2005) estimam impacto de 2% na Colômbia.

Além dos países latino-americanos, outros países adotaram programas semelhantes. Chaudhury and Parajuli (2008) avaliam um programa com essas características no Paquistão e concluem um aumento de 11 p.p. no acesso à escola. No Camboja, Filmer e Shady (2009a) estimam um impacto 21 p.p. para o programa *Cambodia Education Sector Support Project* (CESSP).

Embora a magnitude dos impactos varie muito entre as regiões, de forma geral as TCRs têm sido bem-sucedidas no sentido de levar as crianças pobres para a escola. Porém, esse é apenas um indicador intermediário. Uma questão alternativa é saber se as crianças que estão sendo beneficiadas por esses programas têm aprendido mais e tido melhor desempenho em testes padronizados. A literatura possui poucas avaliações nesse sentido e ainda não apresenta resultados conclusivos a esse respeito. Portanto, ao avaliar os programas de combate a pobreza de longo prazo, especialmente as TCRs, torna-se cada vez mais importante saber o impacto dessas políticas em medidas finais de capital humano.

Outra literatura com a qual esse estudo se relaciona são as avaliações sobre o impacto de diferentes políticas no desempenho dos alunos, medido através de exames padronizados.

Grande parte das avaliações realizadas mostra que aumentar recursos em insumos escolares não tem impacto significativo em desempenho nos testes padronizados. Esse é o caso dos livros-textos (Glewwe, Kremer, e Sylvie Moulin, 2002), flip charts (Glewwe, Kremer, Moulin e Eric Zitzewitz, 2004), e professores adicionais (Banerjee, Kremer e Suraj Jacob, 2004).

Hanushek (1995) sustenta que os resultados encontrados na literatura indicam que não há uma relação causal clara e sistemática entre os insumos chave e o desempenho dos estudantes. Ele sugere a busca de mecanismos de incentivos para se ter melhores resultados. Glewwe e Kremer (2005) também mostram que os resultados experimentais obtidos não são conclusivos a respeito do impacto dos insumos em aprendizado.

Estudos sugerem que as características que mais se correlacionam com o aprendizado estão relacionadas ao background familiar. Nesse sentido, seria proveitoso buscarmos alternativas de políticas que atinjam o lado da demanda. Poucas, porém, são as avaliações existentes de programas que procuram elevar o aprendizado por esse intermédio.

Vermeersch and Kremer (2004) avaliam o impacto de um programa de merenda escolar no Quênia sobre participação e proficiência. Houve aumento de nota nas provas, porém, apenas para escolas onde professores foram relativamente bem treinados antes do programa. Angrist et al. (2002) e Angrist, Bettinger, e Kremer (2005) encontraram resultados positivos nos exames de proficiência para o programa colombiano que distribuía *vouchers* para escola privada.

Kremer, Miguel, e Thornton (2009) avaliam um programa mais inovador. O programa providencia bolsas (isenção de taxas e gastos com materiais escolares) para meninas adolescentes que tivessem pontuação entre as 15% melhores nos exames administrados pelo governo. O programa apresentou impactos positivos nas notas dos exames.

As avaliações sobre programas que possuem como objetivo impactar a proficiência dos alunos via canais que operam no lado da demanda ainda são bastante escassos. Portanto, avaliações desse tipo de programa são bastante úteis diante do estado da arte do conhecimento atual sobre políticas que objetivam melhorar a qualidade do ensino. Em especial, torna-se bastante adequado avaliar o impacto sobre proficiência das TCRs que se tornaram uma importante alternativa na busca do combate eficaz da pobreza de longo prazo.

## **2. Revisão da literatura: Impactos das TCRs em proficiência**

Teoricamente, as TCRs podem impactar o aprendizado por vários canais. Por um lado o impacto pode ser positivo. Crianças cujas famílias recebem o benefício são obrigadas a terem uma frequência mínima às aulas o que pode aumentar seu aprendizado. Muitos desses programas também exigem visitas médicas e vacinações em dia para as crianças, o que pode afetar a saúde básica e gerar um maior aproveitamento escolar. O próprio aumento da renda familiar, especialmente em famílias muito pobres, pode melhorar o nível nutricional das crianças, permitir que a criança tenha acesso a materiais escolares básicos, melhorar suas condições básicas de vida, entre outros, o que pode impactar o aprendizado e os resultados obtidos nos exames de proficiência. Sabe-se também que esses programas podem reduzir o tempo dedicado ao trabalho infantil. Se o trabalho infantil tiver impacto negativo em proficiência, as TCRs podem impactar positivamente a proficiência via esse canal.

Por outro lado, pode ocorrer também impactos negativos em termos mais agregados. O aumento das matrículas escolares pode aumentar o número de alunos nas salas. Isso pode acarretar efeitos negativos em proficiência devido a maior razão aluno/professor e também via *peer effect*, uma vez que os alunos ingressantes geralmente estão na calda inferior da distribuição de habilidades.

Se as TCRs exercem, de fato, esses impactos sugeridos, ou não, é uma questão empírica. Em nosso trabalho, estamos interessados em saber o efeito das TCRs para a criança beneficiária do programa. Essa é uma questão de bastante relevância para a discussão da eficácia e dos limites desses programas, assim como uma informação

relevante na busca de políticas que objetivam o combate à pobreza de longo prazo e a melhoria da qualidade da educação.

Na literatura existem poucos trabalhos que avaliaram o impacto das TCRs em proficiência. Behrman, Sengupta e Todd (2000) avaliam o impacto de curto prazo (1 ano) do Progreso, atualmente chamado *Oportunidades*. Eles utilizam uma sub-amostra (não aleatória, para as quais possuem dados de proficiência dos alunos) da amostra experimental. Como o programa impactou a frequência escolar, levando muitas crianças que não estavam na escola a começarem a estudar, apenas comparar a notas nos exames de proficiência dos dois grupos no levaria a um viés de seleção, uma vez que a composição dos alunos foi alterada pelo programa. Sabe-se que o *Oportunidades* alterou a composição dos alunos em duas importantes características: sexo e idade. Assim utiliza-se uma ponderação para que se mantenham os dois grupos semelhantes nessas características, a fim de se corrigir o efeito composição e eliminar o viés. Não foram encontrados efeitos significativos do Programa em proficiência.

Behrman, Parker e Todd (2005) fazem uma avaliação de longo prazo do *Oportunidades*. As observações são de 6 anos depois do início do programa. O grupo de controle começou a receber o programa 2 anos depois. Nessa avaliação, o que é medido é o impacto 6 anos depois de se ter recebido o programa por dois anos adicionais. Não há problemas do efeito composição nesse caso, pois os exames não são aplicados exclusivamente a quem frequenta ou frequentou a escola. Existe um problema significativo com atrito na amostra que é bastante distinto entre os grupos de tratamento e controle. Busca-se reverter o problema através de reponderação utilizando-se a probabilidade estimada do atrito dada as características observadas. O resultado das estimações é a não rejeição da hipótese de ausência de efeito do programa sobre proficiência, apesar do grupo de controle ter 1/5 ano a mais de educação.

Ponce e Bedi (2008) avaliam o programa equatoriano *Bono de Desarrollo Humano (BDH)*. O programa é direcionado às famílias 20% mais pobres da população. Assim a estimação é feita explorando a descontinuidade (*fuzzy*) em um índice de pobreza. Os resultados mostram que não há efeitos sobre proficiência das crianças que estão na escola.

Filmer e Shady (2009b) avaliam uma TCR no Camboja (CEESP Scholarship Program - CSP). Eles também exploram a descontinuidade no score utilizado para seleção dos elegíveis. Suas estimativas são ITT (*Intention to Treatment*) e seus resultados mostram que não houve efeitos significativos sobre proficiência.

Como visto, as avaliações mais rigorosas utilizam do desenho da descontinuidade na elegibilidade dos programas. Embora as estimativas feitas explorando a descontinuidade apresentem estratégias de identificação bastante plausíveis, seus efeitos são apenas locais, isto é, são válidos para o grupo situado em torno da descontinuidade. No caso das TCRs, isso significa estimar o efeito do programa para os indivíduos no limiar da elegibilidade. Porém, teoricamente, poderíamos pensar que esses devem ser justamente aqueles que estão em situação de precisarem “menos” do programa e, portanto, responderem em menor intensidade aos incentivos gerados.

### **3. Os Programas Brasileiros**

O programa Bolsa Família é o principal programa de transferência condicionada de renda no Brasil e é bastante conhecido mundialmente. Porém, muitos estados e municípios brasileiros também adotam programas similares cujos possíveis recipientes podem acumular os benefícios, ou pelo menos escolher entre os programas, dependendo dos critérios de elegibilidade. Na cidade de São Paulo (fonte de nossa amostra), em especial, além do Bolsa Família, existe o programa *Renda Mínima* administrado pela prefeitura da cidade.

#### **3.1 Programa Bolsa Família**

O Bolsa Família é um programa federal brasileiro de transferência direta de renda com condicionalidades, que beneficia famílias em situação de pobreza e extrema pobreza. O Bolsa Família atende mais de 12 milhões de famílias em todo território nacional. A depender da renda familiar por pessoa (limitada a R\$ 140), do número e da idade dos filhos, o valor do benefício recebido pela família pode variar entre R\$ 22 a R\$ 200.

As condicionalidades são os compromissos assumidos tanto pelas famílias beneficiárias do Bolsa Família quanto pelo poder público para ampliar o acesso

dessas famílias a seus direitos sociais básicos. As famílias devem assumir e cumprir esses compromissos para continuar recebendo o benefício.

Na área de saúde, as famílias beneficiárias assumem o compromisso de acompanhar o cartão de vacinação e o crescimento e desenvolvimento das crianças menores de 7 anos. As mulheres na faixa de 14 a 44 anos também devem fazer o acompanhamento e, se gestantes ou nutrizes (lactantes), devem realizar o pré-natal e o acompanhamento da sua saúde e do bebê.

Na educação, todas as crianças e adolescentes entre 6 e 15 anos devem estar devidamente matriculados e com frequência escolar mensal mínima de 85% da carga horária. Já os estudantes entre 16 e 17 anos devem ter frequência de, no mínimo, 75%.

O Programa tem quatro tipos de benefícios: o básico, o variável, o variável vinculado ao adolescente e o variável de caráter extraordinário. O Benefício Básico, de R\$ 68, é pago às famílias consideradas extremamente pobres, com renda mensal de até R\$ 70 por pessoa, mesmo que elas não tenham crianças, adolescentes ou jovens. O Benefício Variável, de R\$ 22, é pago às famílias pobres, com renda mensal de até R\$ 140 por pessoa, desde que tenham crianças e adolescentes de até 15 anos. Cada família pode receber até três benefícios variáveis, ou seja, até R\$ 66.

O Benefício Variável Vinculado ao Adolescente (BVJ), de R\$ 33, é pago a todas as famílias do Programa que tenham adolescentes de 16 e 17 anos freqüentando a escola. Cada família pode receber até dois benefícios variáveis vinculados ao adolescente, ou seja, até R\$ 66.

Na tabela 1 abaixo, é mostrado um quadro ilustrativo da evolução dos benefícios e critérios de elegibilidade desde o início do programa até sua situação atual.

Tabela 3.1

Programa Bolsa-Família: benefícios, elegibilidade e condicionalidades

Critérios		2004 -2005	2005 - Julho/2007	Agosto/07 - Junho/08
Elegibilidade	Extremamente pobres (recebem benefício básico)	até R\$50,00	até R\$60,00	até R\$60,00
	Pobres	R\$50,00 - R\$100,00	R\$60,00 - R\$120,00	R\$60,00 - R\$120,00
Benefícios	Básico	R\$ 50,00	R\$ 50,00	R\$ 58,00
	Variável (crianças até 15 anos)	R\$ 15,00	R\$ 15,00	R\$ 18,00
	Variável Adolescente (16-17 anos)	-	-	-

Fonte: Ministério de Desenvolvimento Social e Combate à Fome

Tabela 3.2

Programa Bolsa-Família: benefícios, elegibilidade e condicionalidades

Critérios		Julho/08 – Agosto/09	A partir de Set/2009
Elegibilidade	Extremamente pobres (recebem benefício básico)	até R\$60,00	até R\$70,00
	Pobres	R\$60,00 - R\$120,00	R\$70,00 - R\$140,00
Benefícios	Básico	R\$ 62,00	R\$ 68,00
	Variável (crianças até 15 anos)	R\$ 20,00	R\$ 22,00
	Variável Adolescente (16-17 anos)	R\$ 30,00	R\$ 33,00

Fonte: Ministério de Desenvolvimento Social e Combate à Fome

### 3.2 Programa Renda Mínima

O *Renda Mínima* é um programa administrado pela prefeitura da cidade de São Paulo. Ele é bastante similar ao Bolsa Família e segue os mesmos princípios. Como se trata de um programa local, apenas os residentes na cidade de São Paulo são elegíveis ao programa. Famílias recebem a ajuda ao satisfazer as exigências quanto à saúde e frequência escolar das crianças inscritas.

O programa é dirigido a famílias com renda *per capita* igual ou abaixo de R\$175. Os benefícios variam com o número de crianças registradas até a idade de 15 anos matriculadas na escola (é possível registrar até 3 crianças). Famílias com 1, 2 ou 3 filhos registrados no programa recebem, respectivamente, \$140, R\$170 e R\$200.

Se uma família já é registrada no programa federal (Bolsa Família), ela receberá apenas o benefício líquido da prefeitura. Por exemplo, uma família pobre com 3 filhos de até 15 anos de idade matriculadas na escola receberia do programa Bolsa

Família R\$134,00. Se essa família também se inscrever no Renda Mínima (em que teria o direito de receber R\$200,00), ela receberá R\$66,00 do governo municipal.

Por causa dessa particularidade, e uma vez que trabalharemos com uma base de dados do município de São Paulo, nós consideraremos como participante de um programa de transferência condicionada de renda, um aluno que está inscrito em qualquer um dos programas.

#### **4. Base de Dados**

A Base de dados a ser utilizada para a realização desse trabalho é a Prova São Paulo. A Prova São Paulo é uma base de dados correspondente à avaliação sistêmica promovida pela Secretaria Municipal de Educação de São Paulo. As provas foram aplicadas nos anos de 2007, 2008 e 2009.

Como regra geral, fazem a prova alunos da 1ª à 8ª série do Ensino Fundamental. Todos os alunos das séries pares e uma amostragem das séries ímpares realizam as provas. Excepcionalmente, em 2007 não temos a amostragem das séries ímpares e, em 2008, alunos da 8ª série foram avaliados por amostragem.

Dois questionários são aplicados aos alunos: um de contextualização socioeconômica, entregue antecipadamente e outro sobre hábitos de estudo (respondido pelo aluno). Outros questionários são aplicados a professores, coordenadores, diretores e supervisores. Em 2008, não temos respostas do questionário socioeconômico. Temos apenas respostas dos questionários dos alunos.

Com essa base de dados, seria possível obter um painel em que teríamos uma amostra de alunos em três períodos do tempo. Também seria possível obter um painel com uma amostra maior de alunos em dois períodos do tempo.

Junto a essa base de dados, unimos as informações vindas da Secretaria Municipal de Educação com respeito à lista dos alunos cadastrados nos programas sociais, incluindo Bolsa Família e Renda Mínima.

## **5. Metodologia**

A estratégia de identificação ideal seria sob a hipótese de seleção aleatória ao programa, derivada de um experimento. Neste caso, uma diferença de médias ou uma regressão por OLS (mínimos quadrados ordinários) seriam suficientes para estimar o efeito do programa consistentemente.

Porém, não temos um experimento. Temos uma base de dados não experimental. Precisamos, portanto, pensar no procedimento que melhor faz uso dessas informações, isto é, um procedimento de estimação que nos possibilite a utilização ao máximo da base de dados, fazendo as hipóteses menos fortes quanto possível. Discutimos a seguir algumas alternativas:

### **5.1 RDD (Regression Discontinuity Design)**

As regras do Bolsa Família e Renda Mínima nos sugere uma estratégia de exploração das descontinuidades. Temos duas descontinuidades possíveis: a renda ou a idade. Explorar a descontinuidade da renda é problemático devido à pobre qualidade desse tipo de informação em nossa base de dados. As respostas do questionário socioeconômico nos dão informações de renda apenas por faixas e não por valor absoluto. Mesmo, se possível, a regra de elegibilidade dos dois programas em questão são diferentes. Adicionalmente, isso nos levaria a estimar apenas o efeito local (no limiar da elegibilidade) do programa.

Outra forma de explorar a descontinuidade é através da idade. Poderíamos, portanto, explorar a descontinuidade em torno da idade de 15 anos (antes da expansão do Bolsa Família), a partir da qual, a criança não se torna mais elegível aos programas. Com as bases de dados disponíveis, poderíamos comparar alunos da 8ª série elegíveis e não elegíveis em torno dessa idade. Isso, porém, nos levaria a estimarmos o efeito do programa para esse subgrupo de alunos, isto é, para alunos em atraso escolar na 8ª série. Algumas estimativas preliminares sugerem que esse não seria um bom desenho. Primeiramente, como já explanado, trata-se de um subgrupo bastante particular. Adicionalmente, alunos de 15 e 16 anos de idade são bastante diferentes. O segundo grupo está um ano mais atrasado que o anterior. Por fim, os programas não obedecem rigorosamente esse critério quando o aluno muda de idade.

## 5.2 Variável Instrumental

Outra alternativa é identificarmos alguma variável instrumental satisfatória. No ano de 2008, ocorreu uma expansão do programa bolsa família que incorporou adolescentes de 16 e 17 anos. Poderíamos utilizar esse fato como uma variável exógena que está correlacionada com a manutenção ou inserção do adolescente no programa. Contudo, mais uma vez, nos deparamos com um grupo bastante pequeno e muito particular na nossa amostra. Adolescentes de 16 e 17 estão 2 ou 3 anos atrasados. A idade correta para alunos da 8ª série seria 14 anos.

## 5.3 Efeito Fixo, Diferença em diferenças e Extensões

Podemos utilizar uma metodologia que nos permita explorar as vantagens de uma base de dados em painel. Essa estrutura nos permite controlarmos por efeitos fixos aditivos que sejam constantes ao longo do tempo.

Vamos considerar  $Y_{it}$  o resultado (nota) no exame de proficiência do indivíduo  $i$  no tempo  $t$ . Assumimos que essa variável de interesse é gerada segundo o processo:

$$Y_{it} = \alpha + X'_{it}\beta + \delta \cdot T_{it} + c_i + v_{it}, \quad (1)$$

onde  $X_{it}$  é um vetor de características observáveis associadas ao aluno  $i$ ,  $T_{it}$  é a participação do aluno no programa Bolsa Família,  $\delta$  é o efeito do programa na proficiência (parâmetro de interesse),  $c_i$  é um efeito fixo associado ao aluno e  $v_{it}$  é um componente idiossincrático.

Com esse modelo, mesmo que  $c_i$  esteja correlacionado com a participação no programa, podemos obter a seguinte equação:

$$\Delta Y_{it} = \Delta X'_{it}\beta + \delta \cdot \Delta T_{it} + \Delta v_{it}, \quad (2)$$

A princípio, supomos que haja apenas 2 períodos. É possível estimar os parâmetros do modelo acima consistentemente por OLS, sendo suficiente a hipótese de linearidade em (1) e de que  $E[v_{it}|X_{it}, T_{it}] = 0$ . Nesse caso, teríamos o estimador de efeito fixo.

O estimador de diferenças em diferenças (DD) é uma forma semelhante de se estimar esse efeito, permitindo que a participação no programa esteja correlacionada com algum componente que afete a proficiência, mas que seja constante no tempo.

O modelo de DD é um modelo que permite que tratados e controles possam ser diferentes em seus resultados potenciais, porém essa diferença é fixa no tempo. Isto implica que na ausência do tratamento, o grupo tratado apresentaria uma evolução paralela ao grupo de controle. Nós podemos selecionar uma amostra em que definimos como grupo tratado aqueles que passaram a participar do programa apenas no segundo período. O grupo de controle pode ser elaborado utilizando aqueles que não variaram de status durante o período.

Poderíamos estimar o parâmetro de interesse conforme o seguinte modelo:

$$Y_{it} = \alpha + X_i' \beta + d_t + \gamma Prog_i + \delta d_{t=2} \cdot Prog_i + \varepsilon_i, \quad (3)$$

onde  $d_{t=2}$  é a *dummy* de período (0 ou 1, para os períodos antes e pós intervenção respectivamente),  $Prog_i$  é uma *dummy* para o grupo de tratamento. Nesse caso,  $\delta$  é o nosso parâmetro de interesse.  $X_i$  é um vetor de controles que possui as variáveis observáveis no período inicial. Adicionar os controles  $X_i$  é uma forma de dizer que quando controlamos pelas variáveis observáveis, nós recuperamos a tendência paralela dos dois grupos.

Nós podemos também inserir um rigor adicional na análise. Como temos três períodos, é possível construir um placebo com um grupo que foi tratado apenas no 3º período e que não teve mudança de status nos dois períodos iniciais. Caso o estimador associado ao placebo dê estatisticamente diferente de zero, podemos estimar um modelo de diferenças triplas (em que permite que os grupos de tratamento e controle tenham trajetórias distintas). A especificação, nesse caso, seria:

$$Y_{it} = \alpha + \alpha_1 Prog_i + \alpha_2 t + \alpha_3 Prog_i \cdot t + \delta Prog_i \cdot d_{t=3} + \alpha_5 X_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

onde  $t$  é a variável para tempo,  $d_{t=3}$  é a *dummy* para o terceiro período. Consideraríamos como grupo com  $Prog_i=0$  aqueles que não mudaram de status (podendo distinguir entre os que ficaram como participantes do programa e/ou que não foram participantes), e como  $Prog_i=1$  aqueles que passaram a participar do programa apenas no 3º período.

Porém, a imposição de um modelo linear, como este mostrado acima pode ser uma hipótese bastante forte e uma aproximação pobre do que seria a verdadeira função

das notas dos exames de proficiência. Por exemplo, dificilmente os efeitos das variáveis que estarão no vetor  $X_{it}$  são constantes sobre os resultados esperados dos exames. Esses resultados se encontram dentro de um determinado intervalo, e, portanto, a hipótese de linearidade exigirá extrapolações que aumentam os problemas relacionados a viés.

Abadie (2005) propõe um procedimento alternativo de se estimar por Diferença em Diferenças controlando pelas covariadas, derivado diretamente das hipóteses de identificação. A idéia é que o modelo de Diferença em Diferenças talvez só tenha hipóteses razoáveis se estivermos comparando de forma mais precisa dois grupos semelhantes em observáveis, sem a extrapolação exigida em um modelo de regressão linear.

A hipótese de identificação da estratégia de DD é (o subscrito  $i$  foi retirado para reduzir a notação):

$$E[Y^0(t = 1) - Y^0(t = 0)|X, T = 1] = E[Y^0(t = 1) - Y^0(t = 0)|X, T = 0], \quad (5)$$

onde  $Y^0(t)$  representa o resultado potencial do indivíduo na ausência do tratamento no período  $t$ .  $T=1$  significa que o indivíduo recebe o programa e  $T=0$  significa que o indivíduo não recebe o programa.

Essa hipótese nos diz que, condicional às covariadas, os indivíduos tratados, caso não recebessem o tratamento, teriam a mesma variação que os não tratados, em expectativa. A partir dela, obtemos a seguinte igualdade:

$$\begin{aligned} E[Y^1(t = 1) - Y^0(t = 1)|X, T = 1] \\ = \{E[Y(t = 1)|X, T = 1] - E[Y(t = 1)|X, T = 0]\} \\ - \{E[Y(t = 0)|X, T = 1] - E[Y(t = 0)|X, T = 0]\} \end{aligned} \quad (6)$$

Essa é a mesma hipótese exigida no modelo (3). Aquele modelo, porém, impõe a forma funcional e faz extrapolações do efeito do tratamento para grupos muito diferentes daqueles que realmente são elegíveis ao programa.

Definindo  $p(x) = P[T = 1|x]$  e supondo que  $p = P[T = 1] > 0$  e  $p(x) < 1$ , com probabilidade 1, adicionalmente à hipótese do modelo de DD, é possível obter ATT (*Average Treatment Effect for the treated*):

$$\begin{aligned}
ATT &= E[Y^1(t=1) - Y^0(t=1) | T=1] \\
&= E \left[ \frac{Y(t=1) - Y(t=0)}{p} \cdot \frac{T - p(x)}{1 - p(x)} \right] \quad (7)
\end{aligned}$$

Assim o ATT pode ser estimado por:

$$\widehat{ATT} = \frac{1}{N} \sum_i \left[ \frac{\Delta Y_i}{\hat{p}} \cdot \frac{T_i - \hat{p}(x_i)}{1 - \hat{p}(x_i)} \right], \quad (8)$$

onde  $\hat{p}(x_i)$  é o propensity score estimado em um primeiro estágio para o indivíduo  $i$  e  $\hat{p} = \frac{1}{N} \sum_i T_i$ .

Vale notar que esse é um método bastante inspirado no método da reponderação sob a hipótese de ignorabilidade. Na verdade, aquele pode ser visto como um caso particular do proposto aqui, uma vez que este permite que indivíduos com características semelhantes possam se diferenciar nos seus resultados potenciais por um efeito fixo não observável.

Esse método de estimação apresenta a vantagem de flexibilizar a hipótese sobre a forma funcional das expectativas condicionais das notas nos exames de proficiência, que argumentamos ser bastante forte. Porém, temos que calcular o valor previsto do propensity score, que se for estimado parametricamente, também exigirá hipóteses sobre a forma funcional. Por outro lado, após estimarmos o *propensity score* é possível verificar se a amostra está balanceada nas covariadas entre grupo de tratamento e grupo de controle.

Outra vantagem do método é a possibilidade de se estimar o *propensity score* adicionando as variáveis dependentes defasadas. No modelo (2), isso não poderia ser feito, a não ser que fossem tratadas com variáveis instrumentais. Se esse for um controle relevante, a não adição dessa variável é uma fonte de viés. Essa pode ser uma grande vantagem desse método, uma vez que o controle com variáveis dependentes defasadas foi uma importante maneira de se reduzir o viés na literatura de avaliação de métodos não experimentais (Dehejia e Wahba, 1999, 2002; Smith e Todd, 2001, 2005). Na verdade, ao utilizar esse método, estamos permitindo que exista um viés quando comparamos grupo de tratamento e controle pelo método da reponderação, mas que esse viés é constante ao longo do tempo. Heckman et al

(1998) realiza um procedimento parecido utilizando *matching* e consegue replicar com mais precisão resultados experimentais.

## 6. Estatísticas Descritivas

A tabela 6.1 mostra algumas estatísticas descritivas gerais das informações vindas da base de dados da Prova São Paulo. A tabela apresenta as séries representadas, o número de observações, idade média, distribuição por sexo e distribuição das características da escolaridade dos pais. Observa-se também que não temos informações sobre escolaridade e renda para o ano de 2008.

Tabela 6.1: Estatísticas Descritivas por Ano - PSP

	2007	2008	2009
	2a, 4a, 6a (todos); e 8a (amostra)	2a, 4a, 6a (todos); e 3a, 5a, 7a e 8a (amostra)	2a, 4a, 6a and 8a (todos); e 3a, 5a e 7a (amostra)
Alunos			
Observações	267.948	231.323	331.476
Idade média	11,29	-	10,91
Sexo (% Masculino)	51,34%	53,14%	51,63%
<b>Escolaridade do Pai</b>			
até 4a série	29,2%	-	31,39%
4a-8a	25,1%	-	29,41%
Ensino Médio	20,8%	-	28,24%
Ensino Superior	3,9%	-	5,77%
Sem resposta/não sabe	21,0%	-	5,19%
<b>Escolaridade/Mãe</b>			
até 4a série	24,1%	-	27,23%
4a-8a	24,7%	-	31,27%
Ensino Médio	23,0%	-	33,78%
Ensino Superior	3,4%	-	5,82%
Sem resposta/não sabe	24,7%	-	1,90%

Fonte: Prova São Paulo

A tabela 6.2 apresenta a distribuição da amostra por faixa de renda e o número médio de pessoas por domicílio para os anos de 2007 e 2009.

Tabela 6.2: Estatísticas Descritivas por Ano - PSP

	<b>2007</b>		<b>2009</b>
<b>Renda Domicílio</b>		<b>Renda Domicílio</b>	
até R\$380,00	18,87%	até R\$850,00	36,01%
R\$381,00 - R\$760,00	27,51%	R\$851,00 - R\$1275,00	22,57%
R\$761,00 - R\$1900,00	17,84%	R\$1276,00 - R\$2125,00	12,24%
R\$1901,00 - R\$3800,00	3,59%	R\$ 2126,00 - R\$4250,00	4,16%
R\$ 3801,00 - R\$7600,00	0,62%	mais de R\$4250,00	1,22%
mais de R\$7600,00	0,16%	não sabem/não responderam	23,80%
não sabem/não responderam	31,41%	-	
<b>número médio de pessoas no domicílio</b>	<b>4,94</b>	<b>número médio de pessoas no domicílio</b>	<b>4,90</b>

Fonte: Prova São Paulo

A tabela 6.3 apresenta um sumário com os níveis de proficiência (média e desvio padrão) por cada série e ano. Essa tabela nos permite visualizar a evolução das notas por ano e por série.

As tabelas 6.4 e 6.5 ilustram estatísticas descritivas dos participantes e não participantes dos programas de transferência para o ano de 2007. Os dados mostram que esses dois grupos são bastante distintos em variáveis observáveis. Na tabela 6.4 é possível perceber que os participantes do programa são mais velhos, possuem pai e mãe com menor nível de escolaridade, menor faixa de renda familiar e maior número de pessoas no domicílio.

A tabela 6.5 discrimina as informações de proficiência (média e desvio padrão) para participantes e não participantes dos programas. As estatísticas são feitas para todos os anos e séries disponíveis. Percebe-se que os participantes dos programas tendem a ter menor média de notas do que os não participantes para todas as séries e anos. Isso é esperado devido ao fato de os participantes virem de famílias socioeconomicamente mais vulneráveis.

Tabela 6.3: Proficiência por Ano

	2007	2008	2009
<b>2a série</b>			
Português	127,74 (38,57)	130,82 (38,91)	144,93 (41,97)
Matemática	133,94 (42,47)	140,28 (34,81)	140,80 (38,38)
<b>3a série</b>			
Português	- -	154,30 (41,45)	172,89 (46,47)
Matemática	- -	168,32 (39,86)	173,20 (47,07)
<b>4a série</b>			
Português	166,99 (44,01)	168,83 (45,83)	174,42 (44,22)
Matemática	173,39 (39,29)	183,08 (40,37)	181,12 (44,02)
<b>5a série</b>			
Português	- -	181,02 (42,58)	176,98 (44,33)
Matemática	- -	191,30 (36,94)	181,49 (41,87)
<b>6a série</b>			
Português	209,81 (41,77)	198,49 (45,55)	199,05 (44,93)
Matemática	210,29 (31,35)	206,04 (35,69)	200,60 (41,70)
<b>7a série</b>			
Português	- -	207,21 (46,81)	209,88 (46,32)
Matemática	- -	212,58 (36,40)	210,97 (44,73)
<b>8a série</b>			
Português	241,03 (38,91)	222,84 (50,12)	228,96 (45,87)
Matemática	247,88 (31,29)	238,93 (30,84)	237,26 (42,55)

Nota: Valores médios das notas dos exames de proficiência da Prova São Paulo. Desvio padrão entre parênteses.

Fonte: Prova São Paulo

Tabela 6.4: Estatísticas Descritivas por participação em TCR (2007)

	<b>Não Programa</b>	<b>Programa</b>
Observações	227.230	44.159
Idade média	11,27	11,33
Sexo (% Masculino)	51,4%	52,0%
<b>Escolaridade do Pai</b>		
Não estudou	3,9%	6,6%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Incompleto	15,3%	20,7%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Completo	8,6%	10,0%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Incompleto	15,5%	16,2%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Completo	9,5%	8,7%
Ensino Médio Incompleto	6,7%	4,9%
Ensino Médio Completo	15,3%	9,0%
Ensino Superior Incompleto	2,3%	0,8%
Ensino Superior Completo	2,1%	0,5%
Sem resposta/não sabe	20,7%	22,6%
<b>Escolaridade da Mãe</b>		
Não estudou	2,9%	4,3%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Incompleto	11,7%	16,9%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Completo	8,3%	10,1%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Incompleto	15,0%	17,8%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Completo	9,3%	9,0%
Ensino Médio Incompleto	6,9%	5,5%
Ensino Médio Completo	17,2%	11,0%
Ensino Superior Incompleto	2,2%	0,7%
Ensino Superior Completo	1,7%	0,3%
Sem resposta/não sabe	24,6%	24,5%
<b>Renda total Domicílio</b>		
até R\$380,00	16,9%	30,0%
R\$381,00 - R\$760,00	27,5%	27,3%
R\$761,00 - R\$1900,00	19,6%	7,9%
R\$1901,00 - R\$3800,00	4,1%	0,6%
R\$ 3801,00 - R\$7600,00	0,7%	0,1%
mais de R\$7600,00	0,2%	0,1%
não sabem/não responderam	31,0%	33,5%
<b>número médio de pessoas no domicílio</b>	4,86	5,44

Fonte: Prova São Paulo

Tabela 6.5: Proficiência por participação em TCR

	2007		2008		2009	
	Não programa	Programa	Não programa	Programa	Não programa	Programa
<b>2a série</b>						
Português	129 (39)	119 (37)	132 (39)	122 (38)	146 (42)	136 (41)
Matemática	135 (42)	124 (42)	141 (35)	134 (33)	142 (38)	134 (37)
<b>3a série</b>						
Português	-	-	156 (42)	145 (41)	174 (47)	164 (46)
Matemática	-	-	170 (40)	158 (39)	174 (47)	164 (46)
<b>4a série</b>						
Português	169 (44)	153 (43)	171 (46)	154 (45)	176 (44)	162 (43)
Matemática	175 (39)	162 (38)	185 (40)	172 (40)	183 (44)	170 (43)
<b>5a série</b>						
Português	-	-	160 (44)	147 (42)	179 (45)	164 (42)
Matemática	-	-	175 (38)	166 (36)	183 (42)	169 (40)
<b>6a série</b>						
Português	212 (31)	200 (40)	201 (45)	186 (45)	200 (45)	187 (44)
Matemática	212 (31)	203 (30)	207 (36)	199 (34)	202 (42)	191 (40)
<b>7a série</b>						
Português	-	-	209 (47)	198 (46)	212 (46)	197 (46)
Matemática	-	-	213 (37)	207 (36)	212 (45)	201 (43)
<b>8a série</b>						
Português	242 (39)	233 (37)	224 (51)	214 (47)	230 (46)	219 (44)
Matemática	249 (32)	242 (29)	240 (31)	235 (28)	238 (43)	229 (39)

Fonte: Prova São Paulo

As tabelas 6.6 e 6.7 apresentam resultados de regressões por Mínimos Quadrados Ordinários para cada ano para proficiência em matemática e português. Em cada ano, as regressões são rodadas apenas com a participação no programa (prog) como variável explicativa e também com várias outras variáveis explicativas, as quais são dummies de série, raça, idade, escolaridade do pai e da mãe, dummies para situação de emprego do pai e da mãe (empregado, autônomo, negócio próprio, temporário, aposentado, desempregado, outra situação) e se frequentou pré-escola. Para o ano de 2008, as únicas variáveis de controle são dummies de série, sexo e pré-escola. O objetivo dessas regressões é apenas verificar o ajuste dos dados e a correlação dos níveis de proficiência com o programa.

Tabela 6.6: Regressão OLS – Proficiência em Matemática

	2007		2008		2009	
Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_M	(3) profic_M	(4) profic_M	(5) profic_M	(6) profic_M
prog	-8.338*** (0.307)	-4.257*** (0.228)	-6.953*** (0.264)	-7.248*** (0.239)	-6.206*** (0.267)	-3.590*** (0.296)
serie3				29.74*** (0.433)		
serie4		45.99*** (0.470)		44.43*** (0.250)		17.20*** (0.272)
serie5				36.58*** (0.330)		
serie6		85.76*** (0.795)		66.59*** (0.241)		34.81*** (0.277)
serie7				74.71*** (0.461)		
serie8		128.6*** (1.152)		99.21*** (0.426)		69.90*** (0.296)
Controles	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Observations	240,677	171,099	230,712	173,407	299,307	179,162
R-squared	0.003	0.597	0.003	0.387	0.002	0.311

Nota: Regressão por OLS de notas dos exames de Matemática sobre participação do programa e variáveis de controle. Variáveis de controle incluem, quando indicada, dummies para escolaridade dos pais, situação de emprego, idade, faixas de renda, sexo, e se o aluno fez pré-escola. Variáveis socioeconômicas dos pais não incluídas nas regressões de 2008. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Verifica-se que a correlação do programa com a participação do programa sem nenhum controle é negativa. Ao se adicionar os controles, a correlação cai, porém, continua negativa e significativa. Isto é, mesmo controlando por escolaridade dos

pais, situação de emprego e faixa de renda, existe uma correlação negativa entre participação no programa e proficiência. Este fato revela a questão da seleção do programa, atraindo os menos habilitados ou em condições piores e a importância de termos especial cuidado com o viés de seleção. Uma possível explicação para isso é o fato de o programa atrair para escola alunos que não estariam estudando caso não participassem do programa e não estivessem sujeitos aos seus requerimentos e incentivos.

Tabela 6.7: Regressão OLS – Proficiência em Português

	2007		2008		2009	
Variáveis	(1) profic_L	(2) profic_L	(3) profic_L	(4) profic_L	(5) profic_L	(6) profic_L
prog	-9.768*** (0.321)	-5.617*** (0.257)	-10.19*** (0.285)	-10.15*** (0.281)	-8.378*** (0.269)	-5.102*** (0.305)
serie3				26.23*** (0.456)		
serie4		50.27*** (0.587)		40.61*** (0.277)		10.10*** (0.272)
serie5				32.30*** (0.383)		
serie6		98.61*** (1.045)		70.65*** (0.283)		33.65*** (0.284)
serie7				81.58*** (0.589)		
serie8		137.9*** (1.522)		97.30*** (0.666)		62.07*** (0.305)
Controles	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Observations	243,880	166,438	243,588	166,498	300,698	175,514
R-squared	0.004	0.574	0.005	0.362	0.003	0.306

Nota: Regressão por OLS de notas dos exames de Matemática sobre participação do programa e variáveis de controle. Variáveis de controle incluem, quando indicada, dummies para escolaridade dos pais, situação de emprego, idade, faixas de renda, sexo, e se o aluno fez pré-escola. Variáveis socioeconômicas dos pais não incluídas nas regressões de 2008. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Quando montamos o painel, nós selecionamos as observações (alunos) que aparecem nos 3 períodos na nossa amostra. Ou seja, ao montar o painel com as observações, nós teremos uma subamostra daquela que temos inicialmente para os três períodos. Uma forma de avaliar a representatividade da nossa amostra final é

comparar estatísticas descritivas da base inteira com o subgrupo gerado na construção do painel de alunos. Na tabela 6.8, nós comparamos as médias e distribuição das características de toda a população inserida na base para o período de 2007 com as características do subgrupo selecionado para o painel (que aparece nos três períodos) para o mesmo ano. Na tabela 6.9, fazemos a mesma coisa para as notas nos exames por disciplina e série. A primeira consideração a se fazer é que existe uma diferença natural esperada que se deve ao fato de uma quantidade muito pequena de alunos que estavam na 8ª série em 2007 estarem na base de dados em 2008 e 2009. Isso só ocorreria na situação de repetência por dois anos consecutivos. Esse fenômeno ocorre na nossa amostra, porém, o número de casos é relativamente bem reduzido.

Na tabela 6.8, percebe-se que a amostra obtida com o painel apresenta maior proporção de recipientes do programa e que a escolaridade dos pais e faixa de renda familiar é em média menor. Na tabela 6.9, esse fato é corroborado pelas notas do painel em 2007 também serem em média menor. Entretanto, se estamos interessados em estimar o ATT, efeito do tratamento sobre os tratados, esse problema pode ter um caráter mais secundário, pois é justamente um grupo com características similares àquelas dos recipientes do programa que desejamos.

Tabela 6.8: Comparação Amostra total/Painel (2007)

	<b>Total</b>	<b>Painel</b>
Observações	271.389	61.303
% Programa	16%	21%
Idade média	11,28	10,64
Sexo (% Masculino)	51,5%	57,7%
<b>Escolaridade do Pai</b>		
Não estudou	4,4%	6,2%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Incompleto	16,2%	19,8%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Completo	8,8%	9,7%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Incompleto	15,6%	16,1%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Completo	9,4%	8,7%
Ensino Médio Incompleto	6,4%	5,8%
Ensino Médio Completo	14,3%	10,7%
Ensino Superior Incompleto	2,0%	1,4%
Ensino Superior Completo	1,8%	1,1%
Sem resposta/não sabe	21,0%	20,5%
<b>Escolaridade da Mãe</b>		
Não estudou	3,1%	4,8%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Incompleto	12,6%	16,6%
Ensino Fundamental (1a à 4a série) Completo	8,6%	10,0%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Incompleto	15,5%	16,9%
Ensino Fundamental (1a à 8a série) Completo	9,2%	9,0%
Ensino Médio Incompleto	6,7%	6,0%
Ensino Médio Completo	16,2%	12,2%
Ensino Superior Incompleto	1,9%	1,2%
Ensino Superior Completo	1,5%	0,8%
Sem resposta/não sabe	24,6%	22,6%
<b>Renda total</b>		
até R\$380,00	19,1%	25,7%
R\$381,00 - R\$760,00	27,5%	27,6%
R\$761,00 - R\$1900,00	17,7%	13,4%
R\$1901,00 - R\$3800,00	3,6%	2,2%
R\$ 3801,00 - R\$7600,00	0,6%	0,4%
mais de R\$7600,00	0,2%	0,2%
não sabem/não responderam	31,4%	30,5%
<b>número médio de pessoas no domicílio</b>	<b>4,95</b>	<b>5,3%</b>

Fonte: Prova São Paulo

Tabela 6.9: Proficiência em 2007 - Total x Painei

	Total	Painei
<b>2a série</b>		
Português	127 (39)	121 (40)
Matemática	134 (42)	126 (45)
<b>4a série</b>		
Português	166 (44)	141 (40)
Matemática	173 (39)	155 (37)
<b>6a série</b>		
Português	210 (42)	198 (43)
Matemática	210 (31)	202 (32)
<b>8a série</b>		
Português	241 (39)	205 (31)
Matemática	248 (31)	223 (24)

Fonte: Prova São Paulo

## 7. Resultados

### 7.1 Estimador de Efeito Fixo

Primeiramente, nós estimamos o modelo (2) para o painei com observações para o ano de 2007 e 2009. Nesse caso, nós utilizamos apenas esses dois períodos. Isso nos traz a vantagem de ter um número maior de observações (aqueles que aparecem na base de dados em 2007 e 2009, sem necessariamente aparecer em 2008) e também o fato de nesses dois períodos termos questionário socioeconômico aplicado. A tabela 7.1.1 mostra os resultados das regressões desse modelo. As estimações (1) e (2) são das regressões de, respectivamente, proficiência em matemática (*profic\_M*) e proficiência em Português/Linguagem (*profic\_L*) sobre participação do programa, sem uso de nenhuma outra covariada. Já as estimações (3) e (4) adicionam como variáveis explicativas *dummies* para série, número de pessoas no domicílio e

*dummies* para situação de emprego. Nenhum dos estimadores é estatisticamente significativo.

Tabela 7.1.1 – Impacto TCR em Proficiência (Modelo de Efeito Fixo – 2 períodos)

Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_L	(3) profic_M	(4) profic_L
prog	-0.379 (0.619)	-0.424 (0.600)	0.114 (0.736)	-0.0408 (0.717)
Covariadas	Não	Não	Sim	Sim
Observations	539,984	544,578	402,979	406,206
R-squared	0.000	0.000	0.447	0.445
Número de alunos	395,790	398,918	319,406	321,989

Nota: Estimador de efeito fixo, com e sem covariadas. Desvio-padrão robusto entre parênteses. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

A tabela 7.1.2 apresenta as mesmas estimações utilizando os três períodos do painel. Nesse caso, as covariadas são apenas a *dummies* de série. Percebe-se que o estimador da regressão (2) é significativo a 5%, porém a significância desaparece ao se adicionar as covariadas.

Tabela 7.1.2 – Impacto TCR em Proficiência (Modelo de Efeito Fixo – 3 períodos)

Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_L	(3) profic_M	(4) profic_L
prog	-0.590 (0.406)	-0.893** (0.398)	0.0241 (0.383)	-0.510 (0.382)
Covariadas	Não	Não	Sim	Sim
Observations	770,696	788,166	770,696	788,166
R-squared	0.000	0.000	0.115	0.074
Número de alunos	510,600	519,726	510,600	519,726

Nota: Estimador de efeito fixo, com e sem covariadas. Desvio-padrão robusto entre parênteses. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

## 7.2 Diferença em Diferenças

Estimamos o modelo de diferença em diferenças com base na equação (3). Consideramos dois períodos – 2007 e 2009. Nas regressões, vamos considerar como tratados aqueles que tiveram variação positiva na participação do programa entre

esse período. Como grupo de controle, isto é, aqueles cuja *dummy* de tratamento será definida como zero, consideramos nas regressões (1) e (2) aqueles cuja a variação na participação foi zero, independente de estar ou não participando do programa. Já nas estimações (3) e (4) consideramos como grupo de controle apenas aqueles que tiveram variação nula na participação do programa, mas foram participantes. Esse grupo de controle pode ser mais comparável, pois nesse caso consideraríamos que, apesar de a participação no programa ser endógena, a diferença de períodos pode ser considerada exógena. O parâmetro de interesse é o associado à interação entre o programa e o período em que ocorre a variação (em negrito). Os resultados não são significativos para matemática nem português. As covariadas são representadas por *dummies* de série, pré-escola, escolaridade dos pais, faixa de renda e situação de emprego.

Tabela 7.2.1 – Impacto TCR em Proficiência (DD)

Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_L	(3) profic_M	(4) profic_L
Prog1	-3.616*** (0.578)	-4.010*** (0.639)		
dt2	-7.249*** (0.450)	-11.53*** (0.574)	-11.40*** (0.808)	-16.49*** (0.894)
Prog1xdt2	<b>0.533</b> <b>(0.880)</b>	<b>0.802</b> <b>(0.950)</b>		
Prog2			-0.436 (0.642)	-0.177 (0.710)
Prog2xdt2			<b>0.910</b> <b>(0.977)</b>	<b>1.618</b> <b>(1.054)</b>
Grupo de controle	dProg=0	dProg=0	dProg=0 e Prog=1	dProg=0 e Prog=1
Tratamento	dProg=1	dProg=1	dProg=1	dProg=1
Covariadas	Sim	Sim	Sim	Sim
Observations	211,483	206,430	34,053	33,245
R-squared	0.444	0.446	0.442	0.434

Nota: Estimador de diferença em diferenças com covariadas utilizando diferentes amostras para grupo de controle.

Desvio-padrão robusto entre parênteses. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Pode-se imaginar também que muitos que estão no grupo de controle estejam recebendo o programa indiretamente. Por exemplo, um aluno que não está inscrito no programa, mas seus irmãos estão, está sendo beneficiado indiretamente pelo programa. Para contornar esse possível problemas, geramos esses resultados para

um subgrupo representado por famílias com no máximo três filhos. Isso é feito, pois é bastante improvável que uma família, que já tenha filhos inscritos no programa, deixe de inscrever outro, uma vez que haja a possibilidade e este já esteja freqüentando a escola. Portanto, repetimos as regressões acima para o subgrupo de alunos com menos de 3 irmãos. Os resultados permaneceram praticamente inalterados (tabela 7.2.2).

Tabela 7.2.2 – Impacto TCR em Proficiência (DD) para alunos com menos de 3 irmãos

Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_L	(3) profic_M	(4) profic_L
Prog1	-2.179** (1.065)	-2.260* (1.181)		
dt2	-5.471*** (0.735)	-9.253*** (0.918)	-9.300*** (1.754)	-14.71*** (1.935)
Prog1xdt2	<b>0.186</b> <b>(1.658)</b>	<b>0.835</b> <b>(1.785)</b>		
Prog2			1.111 (1.235)	1.132 (1.370)
Prog2xdt2			<b>-0.193</b> <b>(1.906)</b>	<b>1.657</b> <b>(2.052)</b>
Grupo de controle	dProg=0	dProg=0	dProg=0 e Prog=1	dProg=0 e Prog=1
Tratamento	dProg=1	dProg=1	dProg=1	dProg=1
Covariadas	Sim	Sim	Sim	Sim
Observations	71,206	69,810	8,026	7,845
R-squared	0.446	0.458	0.450	0.445

Nota: Estimador de diferença em diferenças com covariadas utilizando diferentes amostras para grupo de controle.

Desvio-padrão robusto entre parênteses. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Outra alternativa que temos para a utilização desse método é tentativa de estimar um impacto mais prolongado do programa, isto é, o efeito sobre notas de ficar dois anos submetidos ao programa. Para isso, utilizamos como grupo de tratamento pessoas que passaram a participar do programa em 2008 e continuaram participando em 2009. O grupo de controle seria pessoas que não participam do programa em nenhum dos três anos. Adicionamos na regressão as mesmas covariadas de controle que nos casos anteriores.

Tabela 7.2.3 – Impacto de 2 anos de TCR em Proficiência (DD)

Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_L
Prog	-4.080*** (1.364)	-3.470** (1.487)
dt3	6.498*** (0.559)	8.688*** (0.653)
Progxdt3	<b>0.0683</b> <b>(1.980)</b>	<b>1.098</b> <b>(2.221)</b>
Constant	111.8*** (2.469)	103.1*** (2.448)
Observations	55,970	54,280
R-squared	0.356	0.341

Nota: Estimador de diferença em diferenças com covariadas. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Uma vez que nós temos uma amostra de três períodos, é possível criar um placebo para testar a hipótese imposta pelo modelo de diferença em diferenças. Ou seja, podemos estimar um pseudo impacto sobre um grupo que passa a participar do programa apenas em 2009. Porém, estimamos esse “impacto” utilizando o método de diferença em diferenças nos períodos 2007 e 2008. Semelhante aos outros casos, o grupo de controle para esse placebo pode ser tanto aqueles que não mudam de status em nenhum período, ou mais especificamente somente aqueles que participam do programa durante os três períodos. Um resultado estatisticamente diferente de zero para a interação do programa com o segundo período mostraria que a hipótese do modelo diferença em diferenças não é satisfeita. A tabela 7.2.4 não rejeita a hipótese do modelo de diferença em diferenças. Também adicionamos as mesmas covariadas.

Tabela 7.2.4 – Teste de Robustez do Método de Diferença em Diferenças

Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_L	(3) profic_M	(4) profic_L
Prog1_pseudo	-3.971*** (1.298)	-3.256** (1.524)		
dt2	-5.585*** (0.780)	-18.03*** (0.874)	-4.929*** (1.754)	-18.69*** (1.979)
Prog1_pseudoxdt2	<b>0.0111</b> <b>(1.937)</b>	<b>-2.847</b> <b>(2.311)</b>		
Prog2_pseudo			-0.623 (1.393)	0.539 (1.617)
Prog2_pseudoxdt2			<b>-2.250</b> <b>(2.062)</b>	<b>-3.650</b> <b>(2.440)</b>
Pseudo_Tratamento	dprog07-08=0 dprog08-09=1	dprog07-08=0 dprog08-09=1	dprog07-08=0 dprog08-09=1	dprog07-08=0 dprog08-09=1
Controle	dprog07-08=0 dprog08-09=0	dprog07-08=0 dprog08-09=0	prog07-08=1 prog09=1	prog07-08=1 prog09=1
Observations	61,429	59,334	9,838	9,529
R-squared	0.364	0.374	0.372	0.373

Nota: Estimador de diferença em diferenças utilizando os anos de 2007 e 2008, em que não houve variação na participação para o grupo de tratamento. Erros padrões robustos entre parênteses.

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

### 7.3 Diferenças Triplas

Apesar de não ser necessário devido aos resultados obtidos acima, nós estimamos um modelo que permite que o grupo tratado e o grupo de controle não sejam apenas diferentes em nível, mas também em tendência, desde que a diferença entre essas tendências sejam potencialmente iguais (isto é, mantidas ao longo do tempo) na ausência do tratamento. Assim, nós estimamos o modelo (4), em que o grupo de tratamento é aquele que se passa a participar do programa no terceiro período. O grupo de controle pode ser aqueles que não mudam de status em nenhum período ou, mais especificamente, aqueles que sempre permanecem no programa. Os resultados mostrados pela tabela 7.3.1 indicam não haver impacto do programa sobre matemática. O programa não possui impacto sobre proficiência em português quando se considera como grupo de controle todos os que não mudaram de status, porém, o estimador aparece como positivo e

significante quando o grupo de controle é determinado por aqueles que não mudam de status, mas que são recipientes do programa ao longo do tempo.

Tabela 7.3.1 – Modelo de Diferenças Triplas

Variáveis	(1) profic_M	(2) profic_L	(3) profic_M	(4) profic_L
Prog1	-7.233** (3.025)	-1.181 (3.549)		
T	0.223 (0.225)	1.060*** (0.254)	-0.976 (0.623)	-1.176* (0.669)
Prog1xt	1.786 (1.958)	-3.034 (2.327)		
Prog1xdt3	<b>-3.259</b> <b>(3.538)</b>	<b>5.564</b> <b>(4.164)</b>		
Prog2			-0.751 (3.177)	5.059 (3.712)
Prog2xt			-0.445 (2.046)	-4.386* (2.420)
Prog2xdt3			<b>1.074</b> <b>(3.678)</b>	<b>8.922**</b> <b>(4.314)</b>
Constant	125.0*** (1.956)	116.1*** (2.178)	123.4*** (5.234)	129.1*** (5.752)
Observations	93,336	90,192	15,016	14,539
R-squared	0.340	0.343	0.348	0.351

Nota: Estimador de diferenças triplas, em que grupo tratado é considerado aqueles que mudam de status no último período a favor do programa. Erros padrões entre parênteses. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

#### 7.4 Diferença em Diferenças com reponderação

Por fim, nós estimamos o ATT pelo método proposto na equação (8). É possível obter o estimador rodando uma regressão por OLS da variação da proficiência na variável de tratamento e na constante. A variação da proficiência refere-se ao período de 2008 e 2009. Primeiramente, estimamos o *propensity score* utilizando como variáveis explicativas para determinação da probabilidade de mudança de status na participação no programa as *dummies* de série, raça, sexo, escolaridade dos pais, situação de emprego, idade, faixa de renda, trabalho infantil, pré-escola, e as notas de proficiência dos anos 2007 e 2008. Das aproximadamente 50 *dummies* incluídas na estimação do *propensity score*, apenas 3 apresentaram-se não balanceadas. Estimamos o ATT considerando como grupo de tratamento aqueles que foram inscritos no programa de 2008

para 2009. Como grupo de controle, primeiramente, utilizamos aqueles que não tiveram variação. Em outra estimativa, utilizamos aqueles que já eram recipientes e assim permaneceram. Para o primeiro grupo de controle, o efeito do programa é significativo a 10%, conforme mostra a Tabela 7.4.1. Para o restante das estimações, não existe nenhuma rejeição da hipótese nula.

Tabela 7.4.1 – Diferença em diferenças com reponderação

Variáveis	(1) dprofic_M	(2) dprofic_L	(3) dprofic_M	(4) dprofic_L
Prog1	-0.656 (1.477)	2.467* (1.453)		
Prog2			-0.0204 (1.580)	0.842 (1.556)
Constant	11.01*** (0.279)	15.11*** (0.268)	10.38*** (0.626)	16.74*** (0.618)
Observations	13,124	13,215	2,797	2,824
R-squared	0.000	0.001	0.000	0.000

Nota: Método de diferença em diferenças com reponderação. Os erros padrões não considera o fato de o propensity score ter sido estimado em um primeiro estágio.

## 8. Conclusão

Os programas de transferência condicionada de renda tornaram-se bastante famosos, pois foram muito bem sucedidos em atrair as crianças pobres para a escola. Porém, com o intuito de se promover políticas que afetem a pobreza de longo prazo de forma sistemática, é preciso mensurar melhor quais são as reais conquistas desse tipo de política, e também suas limitações.

Assim, a análise do impacto dessas políticas em alguma medida final, e não apenas intermediária de capital humano é uma alternativa de se dar um passo adicional em direção ao impacto de longo prazo. O grande desafio depois de levarmos os pobres para a escola é saber se eles estão aprendendo. Nesse sentido, torna-se importante mensurarmos o impacto dos programas de transferência de renda sobre proficiência.

Por outro lado, pesquisadores de educação tem se desdobrado para desvendar o que ocorre na verdadeira função de produção de conhecimento e habilidades. Várias políticas no nível da escola foram mal sucedidas em aumentar proficiência e idéias de políticas voltadas às famílias vêm à tona. Mais uma vez, mensurar se existe e,

caso exista, qual a dimensão do impacto de um dos mais conhecidos tipos de programas sociais no mundo em proficiência é de grande relevância.

Infelizmente, não dispomos de base experimental ou de um desenho que nos permitisse uma identificação explícita. Porém, ao utilizar de uma base de dados em que podemos acompanhar o mesmo aluno ao longo do tempo e suas variações na inscrição do programa nos permite avançarmos consideravelmente no entendimento das correlações, seleção e efeito causal entre o programa e os níveis de proficiência.

Em suma, o programa claramente atrai pessoas de um nível socioeconômico inferior. Os alunos participantes dos programas estão abaixo, na escala de proficiência, dos seus pares, inclusive aqueles que possuem pais com nível de escolaridade, emprego e renda similar.

Quanto à tentativa de estimar o efeito causal, os programas de transferência condicionada de renda não impactam a proficiência em matemática. Isso se manteve inalterado em todas as especificações e modelos sugeridos. Quanto à proficiência em português a maioria das evidências sugere impacto nulo. Em apenas alguns casos parece haver algum impacto positivo, porém bastante marginal.

## **Referências Bibliográficas**

ABADIE, A., (2005): “Semiparametric Difference-in-Differences Estimators,” *Review of Economic Studies*, 72(1), 1-19.

ANGRIST, JOSHUA, ERIC BETTINGER, ERIK BLOOM, ELIZABETH KING AND MICHAEL KREMER (2002). “Vouchers for Private Schooling in Colombia: Evidence from a Randomized Natural Experiment” *American Economic Review* 92(5): 1535-58.

ANGRIST, JOSHUA, ERIC BETTINGER, AND MICHAEL KREMER (2006). “Long-Term Educational Consequences of Secondary School Vouchers: Evidence from Administrative Records in Colombia.” *American Economic Review* 96(3): 847-72.

- ATTANASIO, ORAZIO, EMLA FITZSIMMONS, AND ANA GÓMEZ. “The Impact of a Conditional Education Subsidy on School Enrollment in Colombia.” Unpublished manuscript, Institute for Fiscal Studies, London, 2005.
- BANERJEE, ABHIJIT, SURAJ JACOB, AND MICHAEL KREMER, “Promoting School Participation in Rural Rajasthan: Results from Some Prospective Trials,” MIT Department of Economics Working Paper, 2004.
- BEHRMAN, JERE R., SUSAN W. PARKER, AND PETRA E. TODD. “Long-Term Impacts of the Oportunidades Conditional Cash Transfer Program on Rural Youth in Mexico.” Discussion Paper 122, Ibero-America Institute for Economic Research, Göttingen, Germany, 2005
- BEHRMAN, JERE R., PIYALI SENGUPTA, AND PETRA TODD. “The Impact of PROGRESA on Achievement Test Scores in the First Year.” Unpublished manuscript, International Food Policy Research Institute, Washington, DC, 2000.
- \_\_\_\_\_. 2005. “Progressing through PROGRESA: An Impact Assessment of a School Subsidy Experiment in Rural Mexico.” *Economic Development and Cultural Change* 54 (1): 237–75.
- CHAUDHURY, NAZMUL, AND DILIP PARAJULI (2008). “Conditional Cash Transfers and Female Schooling: The Impact of the Female School Stipend Program on Public School Enrollments in Punjab, Pakistan.” *Journal of Applied Economics*.
- DE JANVRY, ALAIN, AND ELISABETH SADOULET (2006). “Making Conditional Cash Transfer Programs More Efficient: Designing for Maximum Effect of the Conditionality.” *World Bank Economic Review* 20 (1): 1–29.
- DEHEJIA, R., WAHBA, S., (1999). Causal effects in nonexperimental studies: reevaluating the evaluation of training programs. *Journal of the American Statistical Association* 94 (448), 1053–1062.
- \_\_\_\_\_. 2002. Propensity score matching methods for nonexperimental causal studies. *Review of Economics and Statistics* 84 (1), 151–161.

- FILMER, DEON, AND NORBERT SCHADY. (2009a). "Who Benefits? Scholarships, School Enrollment and Work of Recipients and Their Siblings." Unpublished manuscript, World Bank, Washington, DC.
- . 2009b. "School Enrollment, Selection and Test Scores". Policy Research Working Paper. Impact Evaluation Series No. 34. The World Bank.
- FISZBEIN, ARIEL, AND NORBERT SCHADY. 2009. *Conditional Cash Transfers: Reducing Present and Future Poverty*. Washington, D.C., The World Bank.
- GALASSO, EMANUELA. 2006. "With Their Effort and One Opportunity: Alleviating Extreme Poverty in Chile." Unpublished manuscript, World Bank, Washington, DC.
- GLEWWE, PAUL, AND MICHAEL KREMER. 2006. "Schools, Teachers, and Education Outcomes in Developing Countries." In *Handbook of Education Economics*, ed. Eric A. Hanushek and Finis Welch, 945-1017. Amsterdam, The Netherlands: New Holland-Elsevier.
- GLEWWE, PAUL, MICHAEL KREMER E SYLVIE MOULIN, "Textbooks and Test Scores: Evidence from a Prospective Evaluation in Kenya," BREAD Working Paper, Cambridge, MA, 2002.
- GLEWWE, PAUL, MICHAEL KREMER, SYLVE MOULIN AND ERIC ZITZEWITZ, "Retrospective vs. Prospective Analyses of School Inputs: The Case of Flip Charts in Kenya," *Journal of Development Economics*, LXXIV (2004), 251–268.
- GLEWWE, PAUL, AND PEDRO OLINTO. 2004. "Evaluating the Impact of Conditional Cash Transfers on Schooling: An Experimental Analysis of Honduras." Unpublished manuscript, University of Minnesota, Minneapolis.
- HANUSHEK, ERIC A., "Interpreting Recent Research on Schooling in Developing Countries," *World Bank Research Observer*, X (1995), 227–246.

- KREMER, MICHAEL, EDWARD MIGUEL, AND REBECCA THORNTON (2009). "Incentives to Learn." Forthcoming, *Review of Economics and Statistics*, August 2009, 91(3): 437–456.
- MALUCCIO, JOHN A., AND RAFAEL FLORES. 2005. "Impact Evaluation of a Conditional Cash Transfer Program: The Nicaraguan *Red de Protección Social*." Research Report 141, International Food Policy Research Institute, Washington, DC.
- PONCE, JUAN, AND ARJUN S. BEDI. 2008. "The Impact of a Cash Transfer Program on Cognitive Achievement: The Bono de Desarrollo Humano of Ecuador." Discussion Paper 3658, Institute for the Study of Labor, Bonn, Germany.
- SCHADY, NORBERT, AND MARÍA CARIDAD ARAUJO. 2008. "Cash Transfers, Conditions, and School Enrollment in Ecuador." *Economía* 8 (2): 43–70.
- SCHULTZ, T. PAUL. 2004. "School Subsidies for the Poor: Evaluating the Mexican PROGRESA Poverty Program." *Journal of Development Economics* 74 (1): 199–250.
- SMITH, J. A. AND P. E. TODD, (2001), "Reconciling Conflicting Evidence on the Performance of Propensity-Score Matching Methods," *American Economic Review, Papers and Proceedings*, 91:112-118.
- SMITH, J. A. AND P. E. TODD, (2005), "Does Matching Address LaLonde's Critique of Nonexperimental Estimators," *Journal of Econometrics*, 125(1-2), 305-353.
- VERMEERSCH, CHRISTEL, AND MICHAEL KREMER (2004). "School Meals, Educational Achievement, and School Competition: Evidence from a Randomized Evaluation." Policy Research Working Paper 3523, World Bank, Washington, DC.