

Área de interesse: Economia Regional e Agrícola

Uma Avaliação do Programa de Qualificação Profissional Bolsa Futuro:
Efeitos Médios e Heterogêneos

Autor:

Felipe Resende Oliveira – Endereço: Av. Prof. Moraes Rego, 1235 - Cidade Universitária, Recife, PE, 50670-901, Brasil. E-mail: felipexresende@gmail.com.

Coautores :

Guilherme Resende Oliveira – Instituto Mauro Borges de Estatísticas e Estudos Socioeconômico (IMB), Av. Republica do Líbano no 1945, 3o andar, Setor Oeste, Goiânia, GO, 74.125-125, Brasil. E-mail: resendego@yahoo.com.br.

Rafael Terra de Meneses – Universidade de Brasília (UnB), Departamento de Economia, FACE. Brasília, DF, 70910-900, Brasil. E-mail: rterra@yahoo.com.br.

Uma Avaliação do Programa de Qualificação Profissional Bolsa Futuro: Efeitos Médios e Heterogêneos

Resumo

O estudo verifica os impactos econômicos do programa de educação profissional do Governo do Estado de Goiás, Bolsa Futuro, por meio de métodos não experimentais de avaliação de políticas públicas. Os resultados do *propensity score matching* sugerem que o programa Bolsa Futuro aumenta a percentual de emprego formal dos participantes, enquanto o método de diferenças em diferenças indica efeito nulo. Ambas as estimações indicam que a política não eleva a remuneração média dos seus egressos. Entretanto, um teste de robustez pelo método de regressão quantílica com efeitos fixos revela efeitos heterogêneos, positivos e significativos sobre os trabalhadores de menor remuneração e nulo para os do último quartil de renda.

Palavras chave: avaliação de impacto, educação profissional; renda e empregabilidade.

Abstract

This study analyses the economic impacts of technical education program do Government of State of Goiás, Bolsa Futuro, using no experimental methods of public politics evaluation field. The results of propensity score matching suggest that the program improves the perceptual of formal employment of its participants, while the differences and differences method indicates null effect. Both estimates show that the program do not raises the mean wages of egress. However, a test of robustness by the quantile regress with fixed effects revels heterogeneous effects, positives and significant about the workers of low income and null to the workers of the last quartile of salary.

Key-words: impact evaluation, technical education; income and employability.

1. INTRODUÇÃO

A área de avaliação de políticas públicas se desenvolveu recentemente no Brasil. Ainda são escassos os estudos nacionais que avaliam programas de qualificação profissional, com destaque para o Planfor¹. Esta pesquisa analisa como a oferta de educação profissional em Goiás, com foco no Programa Bolsa Futuro, maior programa estadual de qualificação profissional do Brasil, afeta os seus egressos no mercado de trabalho. Por meio dos dados identificados e a RAIS/MTE - Relação Anual de Informações Sociais do Ministério do Trabalho e Emprego, o estudo aplica métodos não experimentais sobre os grupos de tratamento e controle para verificar o impacto na renda e empregabilidade. Portanto, avalia se o programa de qualificação é efetivo no que diz respeito à inserção no mercado de trabalho.

Além de verificar os impactos da política de qualificação profissional sobre os concluintes, seus efeitos são examinados por quantis, isto é, de acordo com a distribuição condicional dos salários, revelando a situação de heterogeneidade do impacto. Isto é feito por meio da metodologia de regressão quantílica com dados com

¹ Avaliado por Fernandes, Menezes-Filho e Zylberstajn (2002); Silveira-Neto (2002); Severnini e Orellano (2010). Outras exceções são: Neri (2010), Águas (2011) e Gontijo e Amaral (2015).

painel (KOENKER, 2004), que é robusta a *outliers* e vai além de estimar a tendência central dos parâmetros das regressões clássicas.

A pesquisa de Barros *et al.* (2006) mostra que, apesar de o Brasil ser um dos países mais desiguais do mundo, onde o 1% mais rico da população acumula a mesma renda que os 50% mais pobres, a desigualdade de renda caiu nas últimas décadas. Seu trabalho investiga os fatores que influenciaram esta tendência e conclui que o declínio resultou da evolução da renda não derivada do trabalho e de mudanças na distribuição da remuneração dos trabalhadores.

De acordo com Barros (2011), o capital humano é um dos principais determinantes dos salários, e a diferença de capital humano é um dos fatores mais determinantes da desigualdade regional. Neste sentido, Goiás possui divergências entre seus municípios. O Censo/IBGE de 2010 mostrava uma taxa de alfabetização geral de aproximadamente 90%, com municípios chegando a 96% e 76%. Segundo a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD), do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), em 2013 quase 60% da população goiana (com 10 anos ou mais) apresentava escolaridade inferior ao ensino médio completo.

Ramos (2007) também afirma que a educação teve um desempenho importante para a queda da desigualdade de rendimentos individuais entre os anos de 1995 a 2005. O autor ainda avalia sua relação com o desemprego, constatando que o seu aumento no fim da década de 90 se deu de modo heterogêneo, afetando em maior grau as pessoas mais pobres e menos escolarizadas. A fonte de dispersão salarial tem seu poder explicativo dominado fortemente pela variável escolaridade, a qual contribuiu substancialmente (cerca de um terço) para a queda da desigualdade no mercado de trabalho.

Neri (2011) decompõe os determinantes das variações da desigualdade da renda, encontrando papel fundamental das variáveis educacionais. Entre os anos de 2003 e 2009, os 50% mais pobres aumentaram sua renda real per capita a um ritmo chinês (69%) enquanto os 10% mais ricos enriqueceram apenas 12,8%, explicando a queda da desigualdade. Neste caso, ele decompõe os fatores que afetam a renda e ressalta a educação, apontando que se fosse apenas por ela, *ceteris paribus*, a variação da renda da base da pirâmide social teria crescido seis vezes mais que o incremento do topo.

Menezes Filho e Oliveira (2014) quantificam o papel da educação na queda recente da desigualdade da renda e afirmam que a educação contribuiu consideravelmente com a queda dos índices de Gini entre os anos de 2001 e 2009, no mercado de trabalho e na renda familiar per capita. Eles fazem uma cuidadosa revisão de literatura sobre os trabalhos que tratam da desigualdade de renda e educação no Brasil e mostram a evolução da educação nas últimas duas décadas, encontrando que a renda do trabalho passou a ser importante para diminuir a desigualdade a partir de 1999. Entretanto, reforçam a importância dos programas governamentais de transferência direta de renda no combate à desigualdade social, que elevaram a renda, principalmente, dos mais pobres. Enquanto a renda dos 10% mais ricos cresceu 20% entre 2001 e 2009, a dos 10% mais pobres aumentou 118%. Apesar da desigualdade educacional ainda ser alta, os autores revelam que a escolaridade dos grupos mais pobres cresceu mais do que as dos mais ricos. De acordo com o estudo, mais de 40% da redução do índice de Gini no mercado de trabalho entre 2001 e 2009 é explicada pela educação. Já na renda familiar, 26% da variação se deram em função do fator educacional.

Desde os anos 60 pesquisas analisam o papel dos programas de qualificação profissional como instrumento de combate à desigualdade e pobreza. O estudo clássico de LaLonde (1995) faz uma cuidadosa revisão de literatura de alguns programas de treinamento norte-americanos. Este afirma que os efeitos dos programas de treinamento sobre as características produtivas dos participantes resultam em benefícios diretos como maiores salários e menor desemprego. Por outro lado, há benefícios externos indiretos como o aumento na arrecadação e menor dependência dos benefícios sociais. Estes efeitos variam de acordo com o grupo analisado, especialmente no que diz respeito ao gênero e faixa etária.

Outro estudo clássico é o de Dehejia e Wahba (1999), que usa o método *propensity score* para estimar o impacto do tratamento sobre os ganhos financeiros do programa de treinamento profissional avaliado por LaLonde. A depender de algumas hipóteses, o método oferece um diagnóstico razoável para grupos de comparação não experimentais por meio do pareamento entre tratados e controles, o que foi testado e corroborado para os mesmos dados usados por Lalonde (1995).

De acordo com Cassiolato e Garcia (2014) o crescimento da rede brasileira de ensino técnico-profissional não acompanhou a expansão econômica e a diversificação da estrutura produtiva do pós-guerra, especialmente quando se verifica o período recente. Contexto bastante favorável à aprovação do Pronatec e do programa Bolsa Futuro, que surgiram como solução para atender a demanda por qualificação profissional e de expansão da rede no Brasil e em Goiás, respectivamente.

No Brasil, a educação profissional se refere aos cursos de qualificação que abrangem o nível básico, técnico e tecnológico. Estes não se encaixam no conceito de educação formal, presente no ensino escolar institucionalizado, hierarquicamente estruturado e com objetivos determinados. O ensino profissionalizante tem cunho social de emancipação de políticas assistenciais, sendo um mecanismo legítimo de inserção no mercado de trabalho, de maneira mais imediata e alinhado às necessidades dos negócios, além de permitir conciliar trabalho e estudo.

Neri (2010) destaca que a escassez de estudos empíricos acerca da avaliação de impactos da educação profissional pode ser em parte justificada pela relativa escassez de fonte primária de informação de qualidade. O resultado são políticas educacionais e mercado de trabalho relativamente desconectados e desinformados sobre os ganhos potenciais. De acordo com seu estudo, 12% da população em idade ativa das 6 principais metrópoles, em 2004, haviam concluído o ensino profissionalizante, saltando para 22% em 2010. Por meio do método de diferença em diferenças, ele encontra que os concluintes de cursos profissionalizantes estavam, em média, mais ocupados, formalizados e tinham maiores salários vis a vis as demais pessoas, com algumas variações dentro do período abordado e tipo de curso.

Águas (2011) utiliza os microdados da PNAD de 2007² e adota o método de Heckman (1979), para analisar a educação profissional no Brasil. A autora encontra que impactos positivos e significativos nos rendimentos dos homens e nulo para as mulheres, indicando a existência de diferenciais de rendimentos entre os gêneros. Gontijo e Amaral (2015) analisam o ensino profissionalizante em Minas Gerais com foco na empregabilidade e rendimento dos indivíduos, por meio da Pesquisa por Amostra de

² Em 2007, em convênio com o Ministério da Educação (MEC), o IBGE introduziu na PNAD uma pesquisa suplementar sobre Educação profissional e aspectos complementares da educação de jovens e adultos.

Domicílios de Minas Gerais (PAD-MG) e encontram correlações positivas entre o ensino profissional e ambas as variáveis acima.

A análise empírica não experimental realizada neste estudo, que usa grupos de tratamento e controle, indica efeitos positivos e não significativos do programa Bolsa Futuro, no que diz respeito à empregabilidade e remuneração média, de acordo com os métodos de MQO (Mínimos Quadrados Ordinários) e dados em painel com efeitos fixos, que controlam a heterogeneidade individual não observável. Adicionalmente, a regressão quantílica com efeitos fixos mostra que os impactos são heterogêneos, sendo positivos e maiores para os trabalhadores de menor remuneração. Por outro lado, os empregados do maior quartil de renda, não tiveram seus salários impactados pelo programa.

O artigo está dividido em seis seções, além desta introdução. A seção seguinte apresenta o programa Bolsa Futuro. A seção 3 trata da revisão de literatura, em que consta a apresentação de resultados de avaliações encontrados por outros autores. A seção 4 revela a base de dados e descreve a amostra. A seção 5 discute os métodos abordados na análise dos dados. A seção 6 apresenta e discute os resultados obtidos pelos métodos aplicados. E por fim, a seção 7 traz as considerações finais do trabalho.

2. PROGRAMA BOLSA FUTURO

O programa Bolsa Futuro foi criado pela Lei Estadual nº 17.406/2011 e regulamentado pelo Decreto nº 7.470/2012, com o objetivo de amenizar os problemas ligados à falta de capacitação da mão de obra em Goiás. É coordenado e monitorado pela antiga Secretaria de Estado de Ciência e Tecnologia (SECTEC). Seu principal objetivo é a expandir a oferta de cursos de educação profissional de formação inicial e continuada; ampliar a estrutura da rede de educação técnica no Estado; integrar e expandir a estrutura dos diferentes níveis de ensino; e, ampliar as oportunidades educacionais dos trabalhadores por meio da melhoria da formação e qualificação profissional.

A primeira etapa do programa Bolsa Futuro se direcionou aos beneficiários de programas sociais (Programa Renda Cidadã e Bolsa Família) e às famílias de baixa renda. O aluno devia ter acima de 16 (dezesseis) anos e escolaridade igual a 5 ou mais anos. Apesar da estratégia apresentada, o programa consiste em cursos de qualificação profissional com carga horária entre 164 e 264 horas, em caráter virtual, isto é, de Ensino à Distância (EaD), portanto abrange o nível básico. Durante a vigência do curso, alguns alunos de baixa renda receberam mensalmente um incentivo financeiro de R\$ 75,00, com o limite de sete parcelas, além da gratuidade do curso³.

Qualquer pessoa que cumprisse o requisito poderia se inscrever no site do programa⁴ e iniciar o curso. Entretanto, a segunda etapa, iniciada no ano de 2014, permitiu acesso à comunidade em geral, sendo ou não beneficiária dos programas Renda Cidadã e Bolsa Família. Os cursos têm um núcleo comum e um núcleo específico, dos quais, obrigatoriamente, os alunos devem cursar o núcleo comum e dois cursos do núcleo específico de sua livre escolha. O núcleo comum proporciona um nivelamento dos

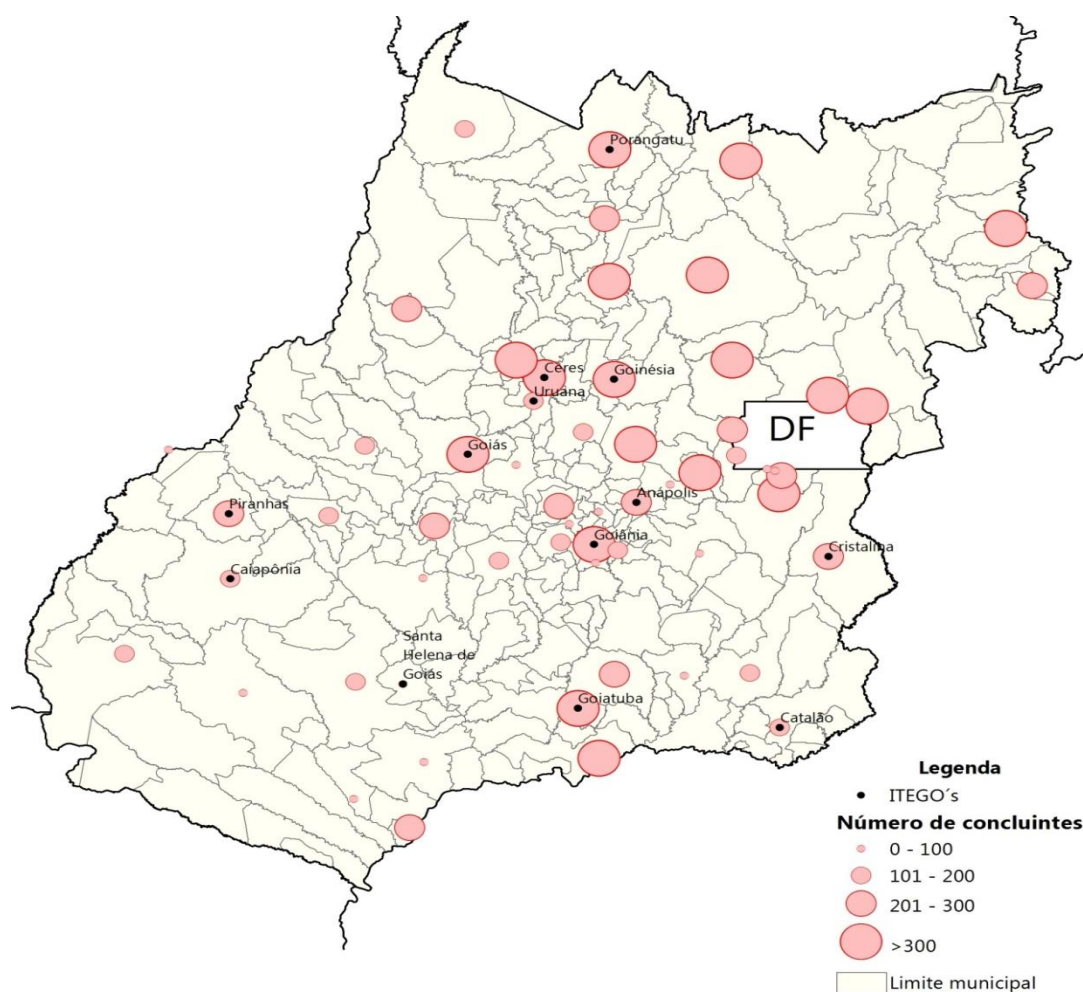
³ Para manter a continuidade do recebimento desse incentivo, deve ter frequência mensal, mínima, de 75%. Aos que obtêm no curso, média final igual ou superior a 8,0, existe uma bonificação equivalente a um mês do incentivo financeiro, ou seja, há um incentivo claro para o aluno se dedicar aos estudos.

⁴ www.bolsafuturo.go.gov.br

conhecimentos de português e matemática e dá uma orientação geral sobre comunicação e informação, postura profissional e responsabilidade socioambiental. Já o núcleo específico é direcionado para qualificar pessoas para várias ocupações no mercado de trabalho de diferentes áreas: comércio, agropecuária, funções de apoio, indústria e infraestrutura (ver cursos na tabela 3 na subseção 4.1).

Assim, a segunda etapa do programa foi regulamentada pelo Decreto nº 7.959/2013 e reuniu todos os programas de qualificação profissional do Governo do Estado, à distância ou presencial. Todos os cursos foram lançados no SISTEC (Sistema Nacional de Informações da Educação Profissional e Tecnológica), permitindo maior disponibilidade e acesso por todo o Estado. A rede pública estadual de educação profissional se distribuía espacialmente conforme a figura 1, que representa o número de egressos do programa Bolsa Futuro por município. Ao total, 13 escolas certificadoras, representada pelos Institutos Tecnológicos de Goiás (Itego), estavam espalhadas por todo o Estado e faziam parte da rede. Além disso, a rede de ensino do programa é formada pelos Colégios Tecnológicos (Cotec's). Logo, havia 46 municípios com polos que ofereciam cursos por todas as regiões do Estado. Desta forma, o programa alcançou um total de 59 municípios.

Figura 1: Rede Pública Estadual de Educação Profissional e Tecnológica de Goiás. Número de egressos do programa Bolsa Futuro em 2013.



3. REVISÃO DE LITERATURA

A literatura sobre os efeitos da educação na renda, na desigualdade social e a avaliação de programas educacionais é vasta. De acordo com Kroth e Dias (2012) a literatura de capital humano é dividida em duas áreas: a microeconômica, que visa mensurar os retornos financeiros do indivíduo com investimentos em educação, sendo Mincer (1974) o precursor; e a macroeconômica, que busca compreender como o capital humano contribui para gerar crescimento econômico. Este estudo, e a literatura de avaliação em geral, têm enfoque microeconômico.

Entre os trabalhos publicados internacionalmente e nacionalmente, destacam-se Fishlow (1972), um dos primeiros no Brasil, o qual chama atenção para o efeito da educação no aumento da desigualdade nos anos 60. Langoni (1973), pioneiro no Brasil a relacionar educação e desigualdade, destaca o papel daquela como fator chave para a redução das divergências regionais, já que a diferença educacional das décadas passadas contribuiu fortemente para a desigualdade de renda. Ashenfelter (1978), em seu estudo clássico, faz uma estimativa dos efeitos na remuneração de indivíduos que cursaram ensino profissional nos EUA encontrando impactos positivos das capacitações, apesar de queda nos rendimentos no ano do treinamento.

Na área internacional o estudo de Card e Sullivan (1988) ressaltou que os impactos precisos desses programas são controversos, especialmente na ausência de aleatorização dos grupos de tratamento e controle. Os autores sugerem uma comparação das variáveis de resultados dos grupos antes e após o treinamento, de modo a dar robustez às análises realizadas. Contudo, Dehejia e Wahba (1999) usam os mesmos dados de LaLonde (1995) e mostram que o método de *propensity score* gera estimativas similares aos métodos experimentais, principalmente se verificada a premissa de seleção em observáveis.

Choi e Kim (2012) usam os métodos de pareamento, modelos de efeito fixo e variáveis instrumentais para verificar o impacto de programas públicos de treinamento na Coreia sobre o emprego. Pelo primeiro método, encontra-se um aumento da probabilidade de 7,5% em conseguir um emprego. No modelo de efeitos fixos esta chance diminui para 4,3%. E com o método de variáveis instrumentais, de maneira geral os resultados foram estatisticamente insignificantes, porém, ao separar por subgrupos encontrou-se que homens e trabalhadores com escolaridade aumentam a probabilidade de conseguir emprego em 0,7% e 1,1%, respectivamente.

Poucos estudos publicados no Brasil avaliam a educação não formal. A falta de informações (ou a confidencialidade) a respeito dos participantes dificulta as análises. Algumas avaliações foram feitas sobre o Planfor (Plano Nacional de Qualificação do Trabalhador), outras usaram pesquisas amostrais para verificar o efeito da educação profissional genericamente, e algumas avaliaram o efeito de projetos sociais, como o Programa Jovens Urbanos, desenvolvido pela Fundação Itaú Social.

Resende e Wyllie (2005) apresentam um trabalho utilizando a Pesquisa sobre Padrão de Vida (PPV) do IBGE e medem os retornos da educação convencional. A base de dados fornecia a opinião dos indivíduos sobre a educação recebida e mostrou seu efeito

salarial, que foi positivo e significativo, com retornos por ano de educação estimados em 12,6% e 15,9%, para homens e mulheres, respectivamente.

Silveira Neto (2002) analisa os efeitos do programa de qualificação profissional Planfor no estado de Pernambuco sobre a renda e o emprego. O Planfor foi desenvolvido pela Secretaria de Formação Profissional do MTE e a partir de uma série de atividades educacionais, principalmente, cursos de qualificação, foi o mais abrangente e importante programa público de treinamento de trabalhadores do país até o ano de sua implementação, 1995. Em linhas gerais, o estudo não encontrou efeitos do programa na amostra total e de ocupados. Por outro lado, verificou impactos positivos sobre os não ocupados, para ambas as variáveis.

Hermeto e Rios-Neto (2007) também levantaram os impactos do Planfor na probabilidade de o indivíduo permanecer desempregado. Eles fizeram uma avaliação experimental por meio do método de análise de sobrevivência, encontrando que a curva de sobrevivência do grupo de controle é diferente da curva do grupo de tratamento, sugerindo um período maior no desemprego dos não capacitados. Fernandes, Menezes-Filho e Zylberstajn (2002) avaliaram o Planfor por meio do estimador utilizado de *propensity score*, entretanto, não encontraram impactos efetivos sobre seus participantes.

Outra avaliação sobre o Planfor foi feita por Severnini e Orellano (2010). De acordo com os autores, os cursos técnicos oferecidos reduziram a probabilidade de desemprego com impacto positivo sobre os rendimentos, sendo o impacto maior no caso em que o curso foi feito dentro da própria empresa. Os autores também usam a PPV (IBGE) em uma aplicação do modelo de multinomial logístico, atribuindo a diferença de renda ao viés de seleção causado pela maior habilidade dos trabalhadores selecionados ou outras características não observáveis.

Vasconcelos e Meneses-Filho (2010) avaliam por meio de indicadores de empregabilidade o Programa Jovens Urbanos 3ª edição, no ano de 2009, que ofereceu atividades de formação para jovens. O relatório mostrou que, independente da conclusão do programa, a participação trouxe impacto estatisticamente significativo sobre a probabilidade de emprego e sobre a renda pessoal dos participantes. A metodologia de avaliação também levou em conta tratamentos heterogêneos para o caso de diferença na duração e atividades realizadas, e combinou os métodos de *propensity score* com o mínimos quadrados ordinários (MQO) para chegar ao efeito médio do tratamento sobre os tratados.

O estudo de Águas (2011) utiliza a equação de Mincer (1974) com o método de Heckman (1979), para corrigir o viés de seletividade amostral sobre a educação profissional. Portanto, ressalta-se que os resultados expostos devem ser interpretados com atenção, dado que provavelmente não houve uma seleção aleatória dos indivíduos que fizeram ou não os cursos profissionalizantes. Logo, os efeitos se relacionam a características não observáveis dos indivíduos que ingressaram nos cursos profissionais. Os resultados indicam que a educação profissional é um fator explicativo importante nos rendimentos. Os impactos foram positivos e significativos para os homens e nulo para as mulheres. Ademais, o aproveitamento desse curso no mercado de trabalho é mais bem remunerado caso o indivíduo trabalhe na sua área de especialização.

Gontijo e Amaral (2015) verificam a contribuição do ensino profissionalizante na empregabilidade e no rendimento dos indivíduos que cursaram a qualificação

profissional, comparativamente aos indivíduos que nunca cursaram este tipo de ensino. Eles utilizaram dados de 2009 e 2011 da PAD-MG e encontraram efeito positivo do ensino profissionalizante para ambas variáveis acima.

4. BASE DE DADOS

As bases de dados utilizadas no estudo foram as informações de cadastro do Programa Bolsa Futuro, fornecidas pela antiga Secretaria de Ciência e Tecnologia, as quais continham as matrículas por CPF – Cadastro de Pessoa Física, curso, status, data de conclusão, localização na participação (polo), recebimento de benefícios, assim como informações socioeconômicas de cada aluno. As informações referentes ao mercado de trabalho formal, como renda, emprego e outras socioeconômicas, pertencem à RAIS. Os dados de cadastro foram cruzados com a RAIS por meio do CPF.

4.1. ANÁLISE DESCRITIVA DOS ALUNOS DE 2013

A meta do programa de atingir 50.000 matrículas no ano inicial foi cumprida. Das 56.483 inscrições, houve repetição de algumas pessoas que se matricularam em mais de um curso, totalizando mais de 28 mil beneficiários, portanto, uma média de dois cursos por pessoa. Assim, para simplificar a análise abaixo, matrículas e alunos serão tratados como sinônimos. As tabelas desta subseção se referem aos alunos matriculados até 31.12.13, portanto, que não necessariamente concluíram o curso.

Em relação aos alunos matriculados no programa em 2013, a maior parte é composta por mulheres, que, em média, são mais escolarizadas que os homens⁵. A tabela 1 apresenta o número de participantes, que pode estar relacionado à atual situação no mercado de trabalho, que favorece os homens e leva as mulheres a buscarem alternativas que podem aumentar suas chances de contratação. Apesar da maior parte dos matriculados não ter declarado o Estado civil, pode-se dizer que estes são solteiros na sua maioria e a idade média dos matriculados foi de 29 anos.

Tabela 1: Número de matrículas por Estado civil e gênero

Estado Civil / Gênero	Feminino	Masculino	Total
Solteiro	13.575	5.259	18.834
Casado	6.926	2.054	8.980
Divorciado	1.067	156	1.223
Não declarado	21.046	6.400	27.446
Total	42.614	13.869	56.483

Fonte: autor / Núcleo Bolsa Futuro (SECTEC)

⁵ As mulheres cadastradas no programa tinham em média 11,4 anos de escolaridade, enquanto os homens 11,1 anos.

Assim como esperado, mais de 90% dos alunos do programa Bolsa Futuro têm apenas Ensino Fundamental ou Médio, sendo o último predominante entre os inscritos. A tabela 2 também apresenta o status de matrícula dos alunos, onde se vê que em torno de 30% dos inscritos concluíram o curso⁶. A percentagem de conclusão é maior conforme a escolaridade – cerca de um quarto dos alunos que tinham Ensino Fundamental concluíram o curso, enquanto 40% dos pós-graduados terminaram.

Por outro lado, mais da metade dos alunos não havia iniciado o curso até meados de 2014, isto é, não tinham feito nenhuma atividade prevista na plataforma virtual. Além disso, outra parte estava com o curso em andamento na data da extração das informações, e menos de 10% tinham cancelado a inscrição.

Tabela 2: Número de matrículas por escolaridade e status

Escolaridade / status	Andamento	Cancelado	Concluído	Não iniciado	Total
Ens. Fundamental	2.685	1.677	4.856	9.418	18.636
Ens. Médio	4.895	2.386	10.998	15.833	34.112
Graduação	265	171	685	751	1.872
Pós-graduação	30	21	89	84	224
Não declarado	172	86	222	1.159	1.639
Total	8.047	4.341	16.850	27.245	56.483

Fonte: autor / Núcleo Bolsa Futuro (SECTEC)

A respeito da oferta de cursos, apesar desta ser igual para todo o Estado de Goiás, devido ao caráter virtual ou EaD, a demanda variou de região a região, conforme apresentou a figura 1. Percebe-se que todos tiveram um percentual de conclusão acima de 20% com destaque para Informática, único a atingir 40%.

⁶ Até a data de 28/07/14, ou seja, mais de seis meses do fim de 2013, tempo suficiente para conclusão do curso.

Tabela 3: Número de matrículas por curso, status e percentual de conclusão

Curso	Andamento	Cancelado	Concluído	Não iniciado	Total	% conc.
Eletricista/Encanador	392	358	687	1.578	3.015	22,8%
Cuidador de Idosos e Crianças	482	305	1.266	1.637	3.690	34,3%
Destilador de Álcool	209	296	583	931	2.019	28,9%
Informática para o Trabalho	2.792	57	6.070	5.528	14.447	42,0%
Operador de Caldeiras	109	148	210	548	1.015	20,7%
Porteiro e Zelador	201	149	612	996	1.958	31,3%
Recepção de Hotel e Atendente de Bar	450	342	1.180	1.990	3.962	29,8%
Secretariado e Rotinas Administrativas	1.769	1.210	2.672	6.445	12.096	22,1%
Técnicas Agrícolas	471	443	1.049	1.859	3.822	27,4%
Técnicas de Vendas	932	845	2.031	4.829	8.637	23,5%
Reprodução Animal e Produtividade do Gado	240	188	490	904	1.822	26,9%
Total	8.047	4.341	16.850	27.245	56.483	29,8%

Fonte: autor / Núcleo Bolsa Futuro (SECTEC)

Para se avaliar um projeto é necessário que se tenha o grupo de tratamento e o de controle. O grupo de tratamento é formado pelas pessoas que participam do programa⁷. Já o grupo de controle é formado por pessoas não participantes do programa e sua formação deve buscar se aproximar das características existentes no grupo tratado. Para este trabalho o grupo de tratamento foi formado pelas pessoas que concluíram o curso em 2013. Por outro lado, o grupo de controle foi constituído pelas pessoas inscritas no programa que estavam com o curso em andamento até meados de 2014, não iniciaram ou cancelaram a participação no curso em 2013⁸.

A tabela 4 apresenta as características dos grupos de tratamento e controle, antes e após o pareamento. A composição dos grupos era diferente antes do pareamento, entretanto se torna semelhante após o *matching*. Inicialmente, 75% do grupo de tratamento havia recebido benefício financeiro, enquanto apenas 29% do grupo de controle havia recebido bolsa. Contudo, a metodologia de *matching*, que visa reduzir o viés de seleção na comparação entre os grupos, tornou esse percentual igual. Nas demais variáveis, as semelhanças eram maiores e aumentaram após o pareamento.

⁷ Outros grupos de tratamento e de controle foram testados, conforme apresentado adiante.

⁸ Vale salientar que o programa foi analisado apenas pelos alunos de 2013, já que a RAIS de 2014 não estava disponível no momento da execução deste trabalho.

Tabela 4: Composição dos grupos de tratamento e controle, antes e após pareamento para o *propensity score matching*

Variável	Não pareado (N) Pareado (P)	Média		Teste T	
		Tratamento	Controle	t	p> t
Benefício	N	0.7547	0.2961	119.01	0
	P	0.731	0.731	0	1.00
Gênero	N	0.292	0.375	-11.71	0
	P	0.301	0.272	2.32	0.02
Cor	N	0.235	0.247	-1.82	0.07
	P	0.214	0.193	1.94	0.05
Indústria	N	0.197	0.235	-6.16	0
	P	0.174	0.152	2.18	0.03
Serviços	N	0.7586	0.7116	7.09	0
	P	0.792	0.822	-2.86	0.00
Idade	N	32.84	30.45	16.33	0
	P	34.08	33.82	0.95	0.34
Idade2	N	1,180.90	1,028.60	14.90	0
	P	1,265.10	1,242.90	1.14	0.26
Analfa	N	0.0000	0.0004	-2.56	0.01
	P	-	-	.	.
EnsFudC	N	0.0966	0.1121	-5.86	0
	P	0.288	0.284	0.33	0.74
EnsMed	N	0.1602	0.1750	-4.57	0
	P	0.501	0.514	-0.97	0.33
EnsSup	N	0.0252	0.0191	4.84	0
	P	0.098	0.102	-0.49	0.62
Posgrad	N	0.6753	0.6473	6.84	0
	P	-	-	.	.

Fonte: autor / Núcleo Bolsa Futuro (SECTEC)

5. METODOLOGIA

Na maior parte dos modelos econométricos ligados à área educacional, existe viés de seletividade amostral, como é o caso do viés de variável omitida da motivação do indivíduo ou sua habilidade inata. Assim, tanto o modelo de regressão de mínimos quadrados aplicados na equação de Mincer (1974), quanto o de probabilidade de empregabilidade (probit), não levariam ao real impacto do programa.

Apesar de a participação no programa Bolsa Futuro ser livre, os alunos não foram selecionados aleatoriamente – se assim fosse, uma simples comparação de médias forneceria o impacto da capacitação. Logo, buscou-se amenizar o viés de autoseleção, uma vez que os inscritos são naturalmente diferentes do resto da população, assim como os concluintes são diferentes dos que abandonaram o curso. Uma das formas de corrigir essa questão, além do próprio modelo de estimação com uso do pareamento, foi por

meio da comparação do grupo de controle e tratamento apenas entre indivíduos que se inscreveram no programa, haja vista a necessidade de dar maior consistência ao modelo. Portanto, foram selecionadas apenas as pessoas interessadas em fazer o curso.

A hipótese do estudo é que a qualificação profissional afeta a empregabilidade (Emp) e remuneração (W) do beneficiário, portanto, alguns dos modelos econométricos verificados são os seguintes:

$$\text{Ln}(W_i) = \beta X_i + \delta D_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

$$Emp_i = \beta X_i + \delta D_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

$$\text{Prob}(Emp_i=1 | X_i) = \beta X_i + \delta D_i + \varepsilon_i \quad (3)$$

$$Y_{it} = X_{it}\alpha + \delta D_{it} + \rho T_{it} + \sigma(D_{it} \times T_{it}) + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Os modelos de efeitos aleatórios e fixos não são representados nas equações acima. O vetor X representa as características observadas do indivíduo (covariadas), denotado pelo subscrito i . D é a variável binária que indica se o indivíduo i foi tratado, assumindo o valor um, e valor nulo no caso de não tratamento, controle. O subscrito t , foi acrescentado na notação para denotar o período de tempo que o indivíduo i se encontra, usado especialmente na estimação de diferenças em diferenças (Dif-Dif). A variável T assume valor um no período pós-programa e zero, caso contrário. O termo de erro é denotado por ε . E por fim, o termo $\sigma(D_{it} \times T_{it})$ representa o efeito causal do programa, condicional nas covariadas.

A equação (1) se refere à equação minceriana, que estima o logaritmo dos salários com dados individuais. A diferença é a inserção do termo referente ao efeito do programa Bolsa Futuro, que busca medir o seu impacto por meio do coeficiente δ . A equação (2) se assemelha à anterior, entretanto, sua estimação visa encontrar o efeito do programa na empregabilidade. A equação (3) se refere ao modelo probabilístico, que também busca levantar o efeito do programa na empregabilidade, variável indicadora.

Além disso, é realizada uma estimação por meio do método de diferenças em diferenças (dif-dif), que compara os salários de antes e após o programa dos diferentes grupos. Considera-se que o método de diferenças em diferenças é mais adequado para a presente análise, pois este considera a heterogeneidade individual, minimizando o viés de seleção, causado especialmente por fatores como a motivação e outras capacidades inatas dos indivíduos que são difíceis de mensurar, como a inteligência ou habilidade.

O método de dif-dif pode ser estimado por meio da aplicação da equação (4), o que equivale a um MQO empilhado com uma *dummy* de interação entre período e tratamento. Ou ainda pelas estimações *within* de efeitos fixos e aleatórios (a depender do teste de Hausman) entre dois períodos, sendo que neste caso o termo de erro inclui também a heterogeneidade não observável do indivíduo i . A apresentação formal do dif-dif e sua aplicação é feita por Silveira Neto (2002), portanto não será apresentada neste estudo. Além disso, para maiores detalhes sobre este e os outros modelos, consultar Cameron e Trivedi (2005).

No caso da estimação por meio do *propensity score matching* (PSM), a equação referente à sua estimação não foi apresentada dado rigor metodológico necessário.

Entretanto, a metodologia adotada é a mesma de Rosenbaum e Rubin (1983) ou Dehejia e Wahba (1999), o qual faz uma descrição mais cuidadosa do PSM e pressupostos do modelo, portanto, para outros detalhes consultar estes estudos. As variáveis utilizadas e os resultados de todos os modelos são apresentados e comentados na próxima seção.

As variáveis dependentes foram *Emp*, a qual se refere à empregabilidade e $\ln(W)$, referente ao logaritmo da remuneração real (R\$). As independentes foram as covariadas (*X*), além das indicadoras de período (*T*) e tratamento (*D*). Todas as variáveis são definidas abaixo.

- *Emp* – Indicador (*dummy*) de vínculo ativo em 31/12;
- *Remuneração* – Remuneração do trabalhador em dezembro (valor real a preços de 2013⁹);
- *Tratamento* – Um, se concluiu o curso do Programa Bolsa Futuro e zero, caso contrário;
- *Idade e idade ao quadrado*¹⁰ – Idade e idade ao quadrado do indivíduo, em anos;
- *Dummy de Escolaridade* – Por etapa de ensino: Analfabeto, Ens. Fundamental Incompleto (base), Ens. Fundamental Completo, Ens. Médio, Ens. Superior e Pós-graduação¹¹;
- *Dummy de Benefício* – Um, se recebeu bolsa de estudo e zero, caso contrário;
- *Dummy de Gênero* – Um, caso masculino e zero, caso contrário;
- *Dummy de Cor* – Um, se branco e zero, caso contrário;
- *Dummies de Setor* – Agricultura, Indústria e Serviços, de acordo Classe de Atividade Econômica, segundo classificação CNAE - versão 2.0;

5.2. REGRESSÃO QUANTÍLICA COM DADOS EM PAINEL

Outro método que levanta reflexões nesta análise é o de regressão quantílica (QR) com dados em painel (QRPD). Esse tópico foi mais profundamente estudado por Koenker (2004), Koenker e Xiao (2001) e Lamarche (2010), além de extensões feitas por Harding e Lamarche (2009), Galvao e Montes-Rojas (2010), Kato et al. (2010), entre outros. O primeiro trabalho é um dos pilares do método de painel quantílico. O mesmo autor também inseriu o método computacional no *software* livre R, o que permitiu a análise empírica desse estudo.

Algumas aplicações exploram uma classe ampla de efeitos dos regressores, sobretudo, controlando os efeitos específicos individuais (heterogeneidade não observada), isto é, os chamados efeitos fixos. Assim, um dos desafios dessas aplicações é considerar a estrutura longitudinal dos dados, permitindo que os efeitos individuais deem ao estudo um maior poder de explicação e interpretativo. O objetivo é estimar os quantis condicionais de y_{it} dado x_{it} , isto é, analisar o logaritmo da remuneração dado o valor de seus determinantes nos distintos quantis de y_{it} , com a estrutura longitudinal.

⁹ Atualizado pelo Índice de Preços ao Consumidor Ampliado – IPCA/IBGE, que em 2012 foi de 5,84%.

¹⁰ A idade na equação de Mincer é uma *proxy* da experiência.

¹¹ De acordo com os critérios de seleção, os modelos com variáveis de educação categorizadas se ajustaram melhor que os modelos com a variável contínua “anos de escolaridade”.

Quando o modelo de QR é combinado com dados em painel controlando os efeitos fixos (FE), a estimação se torna complicada. Nesse caso, o efeito fixo nos parâmetros a serem estimados tem a mesma estimativa independente do quantil. No entanto, se houver um grande número de parâmetros de FE a ser estimado, cada parâmetro α_i (coeficiente dos FE) provocará a perda de um grau de liberdade na estimação, perda essa que poderia ser evitada se fosse considerado aleatório, o que provavelmente não ocorrerá aqui, pois se considerará o efeito específico de cada pessoa sobre a sua remuneração.

Logo, se examina a extensão do modelo acima para o modelo de função resposta condicional aos quantis. Nesta formulação os α_i 's provocam um efeito deslocamento nos parâmetros de localização nos quantis condicionais de resposta, os erros têm médias zero e são ortogonais às variáveis independentes, e os efeitos das variáveis dependentes, x_{it} , podem depender do quantil de interesse, Θ , mas os α_i 's não. A diferença entre o método longitudinal e seccional pode acabar refletindo nos efeitos das variáveis independentes em todos os quantis.

Um dos problemas de QRPD, geralmente, consiste num número grande de observações de indivíduos sobre um número relativamente pequeno de períodos de tempo, o nosso caso (aproximadamente 10.000 pessoas durante 2 períodos), pois a introdução de um grande número de efeitos individuais pode inflar significativamente as variabilidades das estimativas dos efeitos das covariadas, ou seja, exagerar a variância dos estimadores das variáveis independentes. Por isso, há um cuidado especial aqui, isto é, implementa-se de um método alternativo de estimação, onde uma das formas de resolução do problema é através de uma penalização nos parâmetros dos efeitos fixos estimados, o que leva a uma regularização (encolhimento) dos efeitos individuais para um valor menos inflado pelos efeitos distorcivos, citados acima, nas variâncias.

$$\min_{(\alpha, \beta)} \sum_{k=1}^q \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_i} w_k \rho_{\tau_k}(y_{ij} - \alpha_i - x_{ij}^{\top} \beta(\tau_k)) + \lambda \sum_{i=1}^n |\alpha_i|.$$

A tentativa de estimação em QRPD é proposta por Koenker (2004) e Lamarche (2010) através do emprego do termo de regularização, que serve para encolher o vetor de efeitos fixos, por meio do parâmetro λ , o qual controla o grau desse encolhimento¹². Ou seja, é feito o uso de um novo estimador para o caso acima envolvendo o encolhimento dos α_i 's para um valor determinado. No estudo presente, em que T é pequeno relativamente a N , o encolhimento pode ser importante para controlar a variabilidade introduzida pelo grande número de parâmetros α_i a serem estimados. Se $\lambda \rightarrow 0$, encontra-se o mesmo estimador de efeitos fixos descrito anteriormente, e se $\lambda \rightarrow \infty$, os α_i 's $\rightarrow 0$, $\forall i = 1, 2, \dots, N$, obtendo a estimativa de um modelo sem efeitos fixos. Ressalta-se que α_i é independente dos quantis, ou seja, $\alpha_i(\boldsymbol{\tau}) = \alpha_i$, hipótese adotada por Koenker (2004).

É clara a importância da escolha ótima do parâmetro de regularização λ . Apesar de Koenker (2004) afirmar que um grau de encolhimento é desejável, encontrar precisamente seu valor fora das condições ideais de normalidade é uma tentativa obscura, podendo inclusive levar a espécie de combinação linear de estatística de ordem, análoga a ponderações das médias de estimativas de regressão quantílica.

¹² Para métodos de penalização, ver Koenker (2004) e Lamarche (2010).

O estudo de Lamarche (2010) buscou encontrar um estimador robusto para a seleção do melhor λ . Seu trabalho mostra que as evidências de um experimento de Monte-Carlo revelam que os estimadores penalizados de FE podem reduzir significativamente a variabilidade dos estimadores, e mais importante, sem introdução de viés no processo de penalização. Sob certas condições, o estimador β é assintoticamente não enviesado, o que implica numa escolha de λ de modo a minimizar a variância assintótica do estimador, na classe dos estimadores de QR penalizados. Ele mostrou que existe o parâmetro de penalização ótimo, $\lambda^* = \sigma_u / \sigma_\alpha$, e que este é único sob condições de regularidade. Assim, concluiu que é possível ter um estimador que é, em média, mais eficiente que o de FE e o de QR empilhada. Já Koenker (2004) e Lamarche (2010) também fizeram experimentos de Monte Carlo e concluíram que os estimadores penalizados de QR têm um viés irrelevante.

6. RESULTADOS

Os resultados para os estimadores MQO, probit, dif-dif, efeitos fixos e aleatórios são reportados, embora a ênfase esteja nos métodos de dif-dif e efeitos fixos. O caso do MQO sem variáveis de controle, equivale ao teste de diferença de médias entre os grupos, e aponta que não existe efeito estatisticamente significativo na probabilidade de estar empregado no fim de 2013, conforme apresenta a tabela 5. Quando se adicionam as variáveis de controle (segunda coluna), as quais também contribuem para explicar o emprego, o coeficiente se torna significativo e aponta efeito de 4,3% no aumento da empregabilidade. O modelo probit vai na mesma direção, com um efeito significante de 13,1%. Sabe-se que essas estimativas acima são inconsistentes para explicar o impacto do programa, conforme mostra Heckman (1979).

Ressalta-se que a maioria das variáveis de controle (no dif-dif) teve seu comportamento conforme apresenta a literatura, isto é, em média foi encontrado um maior salário para os homens, assim como as pessoas mais velhas e mais escolarizadas, com um comportamento análogo para a empregabilidade – os diplomas de Ensino Médio e Curso Superior têm efeitos positivos e significativos na remuneração média. Em nenhum dos métodos o benefício da bolsa foi significante para elevar a chance de estar empregado ao fim do ano. Talvez o incentivo reduza a necessidade de o aluno buscar a inserção imediata no mercado de trabalho, mas pode elevar suas chances futuras, já que o benefício influencia positivamente na capacitação, e conseqüentemente, no emprego futuro.

O método de dif-dif é o mais indicado por considerar a heterogeneidade individual, minimizando o viés de seleção. Estes fatores não observados estão correlacionados tanto com a participação no programa quanto com a empregabilidade e a remuneração do indivíduo, de modo que o impacto estimado tende a sub ou superestimar o efeito da qualificação profissional sobre as variáveis dependentes. Os resultados do dif-dif indicam que o programa não teve efeitos positivos e estatisticamente significativos sobre a empregabilidade e a renda, assim como as estimativas por efeitos fixos.

Tabela 5: Resultados das regressões para a variável dependente vínculo ativo

	MQO sem controle	MQO com controle	Probit	Dif-Dif com iteração	Efeitos aleatórios	Efeitos fixos
Trat	- 0.00703 (-1.32)	0.0431*** (4.19)	0.131*** (4.26)	0.0324*** (3.07)	0.0323*** (3.04)	
Ano2013xTrat				0.0109 (0.82)	0.0114 (0.91)	0.0104 (0.77)
Benefício		-0.00142 (-0.14)	-0.00228 (-0.08)	0.00242 (0.34)	0.00201 (0.27)	
Gênero		0.0431*** (4.34)	0.123*** (4.19)	0.0250*** (3.54)	0.0244*** (3.29)	-0.0559 (-1.04)
Cor		- 0.0551*** (-5.16)	- 0.159*** (-5.16)	- 0.0308*** (-4.06)	- 0.0319*** (-4.06)	- 0.0876*** (-4.25)
Indústria		0.0136 (0.62)	0.0372 (0.60)	0.00625 (0.40)	0.00278 (0.17)	-0.0935** (-2.30)
Serviços		0.130*** (6.27)	0.365*** (6.21)	0.106*** (7.11)	0.103*** (6.69)	-0.0157 (-0.39)
Idade		0.0114*** (4.29)	0.0284** (3.50)	0.00695** (3.60)	0.00650** (3.21)	-0.204*** (-9.01)
Idade2		- .0000813* *	- 0.000157	- 0.0000254	- 0.0000200	0.00148** *
Analfa		(-2.17) -0.424** (-2.30)	(-1.35) -1.325** (-1.99)	(-0.93) -0.0542 (-0.46)	(-0.70) -0.0635 (-0.52)	(4.47) -0.232 (-0.91)
EnsFudC		0.0323** (2.12)	0.0948** (2.10)	0.0212** (1.99)	0.0193* (1.75)	-0.0214 (-0.78)
EnsMed		0.0410*** (2.83)	0.119*** (2.79)	0.0298*** (2.93)	0.0289*** (2.74)	0.0282 (0.97)
EnsSup		0.0574*** (2.67)	0.179*** (2.72)	0.0437*** (2.82)	0.0408** (2.54)	-0.0550 (-1.35)
Posgrad		-0.207 (-0.65)	-0.565 (-0.63)	-0.224 (-0.75)	-0.225 (-0.75)	
Ano2013				-0.120*** (-14.79)	-0.119*** (-15.49)	
Constante	0.256** * (77.24)	0.276*** (5.43)	- 0.621*** (-4.11)	0.503*** (13.57)	0.515*** (13.32)	5.664*** (14.01)
Obs.	28240	10246	10246	17819	17819	17819

* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

Estadística T entre parênteses.

Em relação aos efeitos na remuneração média, a diferença de médias entre os grupos de tratamento e controle revela uma diferença de 5,9% nos salários, causado pela conclusão do curso. Ao se considerar as variáveis de controle, os impactos caíram para 4,3%. Entretanto, pode-se dizer que o programa também não teve efeitos estatisticamente significantes, já que os métodos mais confiáveis para este contexto apontam para esta conclusão. Como métodos mais robustos de avaliação, inclusive alguns dos mais aceitos academicamente pelos motivos mencionados¹³, estão as estimações de dif-dif, de efeitos fixos¹⁴ e com a *dummy* de iteração, consideram os fatores não observáveis fixos no tempo na estimação.

Tabela 6: Resultados das regressões para a variável dependente logaritmo da remuneração

	MQO sem controle	MQO com controle	Dif-Dif com iteração	Efeitos aleatórios	Efeitos fixos
Trat	0.0597*** (4.52)	0.0434*** (3.25)	0.0268** (2.00)	0.0298** (2.29)	
Ano2013xTrat			0.0184 (1.05)	0.0136 (1.07)	0.00713 (0.52)
Benefício		-0.0459*** (-3.51)	-0.0558*** (-5.88)	-0.0567*** (-5.26)	
Gênero		0.211*** (16.13)	0.211*** (22.28)	0.208*** (19.58)	0.287*** (4.40)
Cor		0.0313** (2.16)	0.0294*** (2.84)	0.0811*** (7.41)	0.433*** (16.22)
Indústria		0.0361 (1.18)	0.0474** (2.16)	0.0652*** (2.82)	0.178*** (3.18)
Serviços		-0.0933*** (-3.23)	-0.0717*** (-3.47)	-0.0369* (-1.69)	0.0936* (1.69)
Idade		0.0348*** (10.07)	0.0349*** (13.75)	0.0347*** (12.17)	0.0526** (2.20)
Idade2		-	-	-	-0.000419
		0.000276*** (-5.69)	0.000270*** (-7.58)	0.000273*** (-6.76)	
Analfa		-0.297 (-0.60)	-0.141 (-0.76)	-0.167 (-0.98)	-0.193 (-0.73)
EnsFudC		-0.117*** (-5.78)	-0.0905*** (-6.31)	-0.108*** (-7.24)	-0.176*** (-5.45)
EnsMed		0.106*** (5.49)	0.103*** (7.56)	0.103*** (7.09)	0.0706** (2.03)
EnsSup		0.393*** (14.44)	0.429*** (21.35)	0.368*** (17.39)	0.135*** (3.01)
Posgrad		-0.113 (-0.23)	-0.106 (-0.21)	-0.147 (-0.30)	
Ano2013			-0.0161 (-1.48)	-0.00655 (-0.82)	

¹³ Além do modelo de Heckman (1979), que busca contornar o viés de seleção em um procedimento de dois estágios.

¹⁴ Apesar de apresentar os resultados por efeitos aleatórios, o teste de Hausman, indica o uso de efeitos fixos para ambas as regressões.

Constante	6.724*** (826.63)	5.877*** (87.03)	5.858*** (117.97)	5.820*** (107.02)	5.231*** (11.73)
Obs.	7310	7310	13584	13584	13584

* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

Estatística T entre parênteses.

Dado o objetivo de identificar o efeito causal, foram feitos vários testes de robustez, como: teste com diferentes grupos de tratamento e controle, em quem os resultados foram similares aos apresentados – por exemplo, o grupo de tratamento formado pelos alunos em andamento e concluintes, e o de controle pelos alunos que cancelaram a matrícula ou não iniciaram o curso; testes de falsificação ou testes de período pré-tratamento falso, os quais indicaram que não ocorreu uma tendência pré-existente de diferenciação entre os salários dos grupos de tratamento e controle¹⁵. Portanto, a qualidade e robustez dos resultados do trabalho não estão relacionadas apenas com a quantidade de métodos diferentes empregados, mas especialmente com esses testes e diferentes grupos testados, que fortalecem a estratégia de identificação adotada.

Graficamente, tem-se que em dezembro de 2012 o grupo de controle tinha um salário médio de R\$ 667 e em 2013 de R\$ 688, ou seja, houve um incremento de 3,2%. Por outro lado, o grupo dos tratados, isto é, os concluintes do programa Bolsa Futuro em 2012 já tinham uma remuneração média maior (R\$ 722). E em 2013 estes aumentaram seu salário médio para R\$ 766, com uma variação de R\$ 44 ou 6,1%. Uma das formas de examinar o efeito do programa é analisando o diferencial entre os dois grupos, ou seja, verificar o que teria acontecido com o grupo que se matriculou, mas que não fez o curso (grupo de controle), se este tivesse partido do mesmo patamar salarial que os concluintes (tratamento). Logo, o gráfico abaixo apresenta a trajetória paralela do que teria acontecido com o grupo de controle se este tivesse os salários da mesma proporção que o grupo de tratamento no início do período, sendo o diferencial ao fim do intervalo o efeito do programa. Por fim, ressalta-se que a regressão de dif-dif leva em conta o efeito de outras variáveis explicativas chegando a um resultado similar para a variável dependente – neste caso, salário.

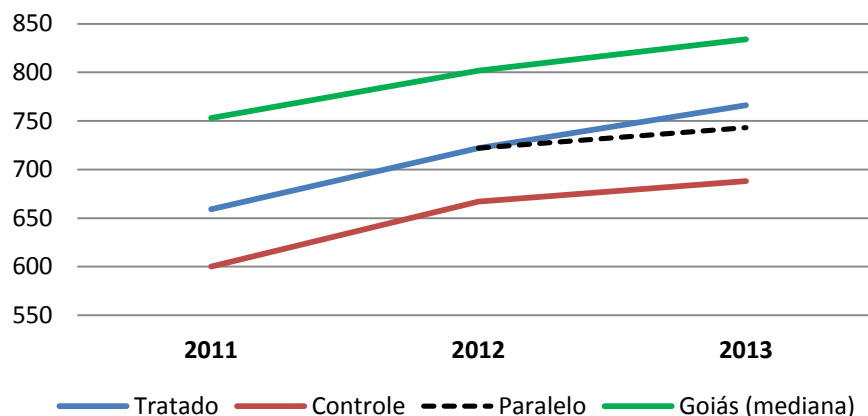
O salário médio e mediano dos goianos em 2013 estava em torno de R\$ 1.200 e R\$ 830, respectivamente, o que indica que mesmo que o programa contribua para reduzir o gap salarial dos seus beneficiários, ainda existe um hiato que separa o salário desse grupo com o dos demais participantes da economia. Além disso, o gráfico abaixo é importante para ilustrar as trajetórias de remuneração entre os grupos, primeiramente, apresentando a similaridade entre a remuneração média do grupo de controle e da remuneração mediana dos empregados em Goiás.

E segundo, para revelar a superação de uma possível desvantagem do método de dif-dif, o qual não consegue lidar com mudança temporária de fatores não observáveis do indivíduo que afeta a decisão de participação do programa. Heckman e Smith (1999) detectam que muitos trabalhadores que fazem curso de treinamento sofrem choques negativos de renda antes do início do programa, o que a literatura nomeou de

¹⁵ As estimativas de diferenças em diferenças, efeitos fixos e MQO entre os anos de 2010 e 2011, mostraram que os grupos de tratamento e controle se comportaram semelhantemente no que diz respeito à remuneração média e empregabilidade.

Ashenfelter's dip e não aconteceu neste caso. Assim, além de influenciar as pessoas a fazerem o curso, essa queda sobre-estimaria o impacto do programa.

Gráfico 1: Evolução da remuneração média em 31 de dezembro (a preços de 2013) por grupo



Por fim, os resultados do PSM, que também reduzem o viés de seleção no que diz respeito às variáveis observáveis, indicam uma diferença, entre o grupo que foi tratado e o de controle, estatisticamente significativa na empregabilidade de 4,1%. A diferença na remuneração, após o pareamento, apesar de positiva não foi significativa, indicando que o programa não teve efeito no aumento dos salários no ano de 2013.

Tabela 7: Resultados das estimações do efeito médio sobre os tratados (ATT) – por variável dependente****

Variável	Tratado	Controle	Diferença	Erro Padrão	Estatística T
Empregabilidade	0,7357	0,6943	0,0414*	0,0244	1,70
Ln (remuneração)	6,7834	6,7479	0,0355	0,3118	1,11

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

**** Os resultados da estimação do propensity score estão no anexo.

Por fim, ressalta-se que a o efeito analisado na empregabilidade e na remuneração é válido apenas para o mercado formal de trabalho, de modo que o curso possa ter tido um impacto no ingresso dos alunos no mercado informal, assim como na renda não declarada. Neste caso, chama-se atenção que, em média os trabalhadores do setor formal ganham mais do que os do setor informal, como demonstram diversos estudos, a exemplo de Suliano e Siqueira (2012), que encontrou diferença superior a 20%.

6.1. EFEITOS HETEROGÊNEOS ENTRE QUANTIS

Poucos estudos no Brasil utilizaram a metodologia de regressão quantílica com dados com painel, entre eles destaca-se Moura e Neri (2008), que aplicaram o método de

Koenker (2004). As estimativas anteriormente apresentadas não captaram efeitos estatisticamente significativos do programa por serem regressões da média condicional. Entretanto, a regressão quantílica, robusta a *outliers*, vai além de estimar a tendência central. A regressão quantílica analisa a variável de interesse, logaritmo da remuneração média, por quantil, ou seja, traça a distribuição dos salários condicional ao conjunto de variáveis explicativas, relevante no contexto de heterogeneidade dos alunos.

Os resultados são apresentados por quantis 25, 50 e 75, para os diferentes fatores de penalização, os quais se aproximam dos resultados de efeitos fixos ou aleatórios, conforme exposto na metodologia. De acordo com Koenker (2004), apesar da escolha do parâmetro λ ótimo ser um problema em aberto da literatura, existe uma sugestão de λ^* que minimiza a variância assintótica para a regressão quantílica penalizada, $\lambda^* = 0,82$, portanto, próximo a um¹⁶.

A estratégia empírica é análoga à do método de dif-dif, o qual conta com uma variável de período, uma referente ao tratamento e outra formada pela interação entre tratamento e período, a qual revela os impactos da política. Embora o efeito do programa seja diferente entre os quantis e conforme o fator de penalização usado, se observa que os coeficientes não são estatisticamente significativos para as estimativas com menores termos de regularização, isto é, para os resultados que se assemelham com os encontrados pelas regressões de efeitos fixos, o que está em acordo com as estimativas anteriores.

Por outro lado, na estimação que utiliza o penalizador próximo ao ótimo, λ^* , percebe-se que os coeficientes referentes ao tratamento (*ano2013 x trat1*) diminuem conforme os quantis, de modo que é significativo para o quantil 25, com um efeito de 5,1% sobre os salários. Para a mediana o impacto é de 1,8%. Já para o quantil 75, não foi estatisticamente significativo. Logo, infere-se que o programa Bolsa Futuro gera efeito positivo nos salários para os empregos com remunerações mais baixas, efeito que é menor para salários intermediários, mas que ainda é positivo e estatisticamente significativo. E não teve impacto para os empregos com rendimentos mais altos.

Tabela 8: Resultados da regressão quantílica com dados em painel – quantis 25, 50 e 75 e diferentes fatores de penalização (lambdas 10, 1 e 0.1).

Quantil	Variáveis	Lambda = 0.1		Lambda = 1		Lambda = 10	
		Coefficiente	Teste T	Coefficiente	Teste T	Coefficiente	Teste T
25	(Intercept)	6.03569** *	66.534	5.76583** *	132.95 4	5.62522** *	58.771
	trat1	0.02014**	2.004	0.03386** *	5.478	0.03442**	2.509
	ano2013	0.02695** *	3.280	- 0.05627** *	- 13.446	-0.02658**	-2.240
	ano2013Xtrat1	0.00933	0.876	0.0518***	7.753	0.03009**	1.986
	beneficio	-	-	-0.036***	-6.287	-0.02735**	-2.406

¹⁶ Os resultados para $\lambda=100$ foram similares aos de $\lambda=10$, assim como os de $\lambda=0.01$ se assemelharam aos de $\lambda=0.1$, com pequenas diferenças sobre os erros-padrões, mas que não alteraram a significância das variáveis.

		0.04048**	12.185				
		*					
	homem	0.16502**	8.841	0.1454***	15.677	0.11058**	8.767
		*				*	
	branco	0.22789**	8.046	0.06214**	8.080	0.0416***	3.606
	industria	0.07018	1.015	0.03386	1.061	0.07215*	1.680
	servicos	0.02905	0.433	0.03212	1.112	0.06442	1.504
	idade	0.0197***	6.540	0.03114**	18.939	0.03441**	6.890
				*		*	
	idade2	-0.00011**	-2.535	-	-	-	-
	Analfa	-0.07351	-0.950	0.00025**	10.223	0.00032**	-4.844
				*		*	
	EnsFudC	-0.12473**	-3.696	0.03008	0.613	0.11936	1.244
		*		-		-	
	EnsMed	0.12473**	2.224	0.11461**	9.022	0.14952**	5.924
		*		*		*	
	EnsSup	0.06038**	2.175	0.10189**	12.898	0.0735***	9.181
				*		*	
	Posgrad	0.07768**	-7.471	0.31366**	-3.374	0.22086**	4.104
		-		*		*	
		0.27067**		-0.0426***		0.06311**	
		*				*	
	(Intercept)	6.04518**	67.593	6.0776***	163.70	6.10348**	99.751
		*		*	3	*	
	trat1	0.02864**	9.254	0.01736**	3.569	0.02027	1.623
		*		*			
	ano2013	0.01746**	18.980	0.00487**	2.603	0.00441	0.513
	ano2013Xtrat	*		*			
	1	0.00083	0.601	0.01848**	5.877	0.01711	1.305
				*			
	beneficio	-	-	-	-	-	-
		0.04048**	12.185	0.04117**	-7.952	0.03971**	-4.041
		*		*		*	
	homem	0.16502**	8.841	0.17107**	24.927	0.17679**	15.167
		*		*		*	
	branco	0.22789**	8.046	0.03584**	4.883	0.0185*	1.715
	industria	*		*	0.791	0.02154	0.503
		0.07018	1.017	0.0205			
				-			
	servicos	0.02905	0.434	0.06746**	-2.901	-0.07039*	-1.739
				*		*	
	idade	0.0197***	6.540	0.02492**	14.936	0.02342**	8.105
				*		*	
	idade2	-0.00011**	-2.535	-	-	-	-
	Analfa	-0.083	-1.117	0.00019**	-7.715	0.00016**	-3.626
		*		*	-0.972	*	-0.476
				-0.0824		-0.09133	

50

		-	-	-		
	EnsFudC	0.12473** *	-3.696	0.05734** *	-5.024	0.05602** *
	EnsMed	0.06038**	2.224	0.08266** *	7.532	0.07486** *
	EnsSup	0.07768**	2.176	0.3141***	12.792	0.37375** *
	Posgrad	- 0.27067** *	-7.471	- 0.07275** *	-5.954	- 0.08516** *
75	(Intercept)	6.01951** *	67.170	6.28617** *	141.06 2	6.28953** *
	trat1	0.03535** *	6.371	0.01462**	2.132	0.00675 0.437
	ano2013	0.01331** *	6.023	0.05507** *	8.656	0.00103 0.108
	ano2013Xtrat 1	-0.0045	-0.746	-0.00895	-0.937	0.02594* 1.736
	beneficio	-0.041***	11.947	0.04555** *	-8.099	0.06529** *
	homem	0.18425** *	9.377	0.18403** *	21.831	0.24918** *
	branco	0.22428** *	7.876	0.02711** *	2.970	-0.01232 -1.168
	industria	0.07565	1.094	0.03849	1.170	-0.07102* -1.785
	servicos	0.03004	0.445	-0.0873***	-2.956	- 0.23821** *
	idade	0.02094** *	6.852	0.01815** *	9.576	0.03111** *
	idade2	-0.00011**	-2.475	- 0.00013** *	-4.574	- 0.00019** *
	Analfa	-0.08053	-1.063	-0.03438	-0.247	0.02215 0.111
	EnsFudC	- 0.11549** *	-3.400	- 0.04424** *	-3.336	-0.02229 -1.213
	EnsMed	0.06635**	2.444	0.08897** *	7.099	0.10008** *
	EnsSup	0.10953** *	2.846	0.31537** *	11.532	0.54304** *
	Posgrad	- 0.29065** *	-7.976	- 0.09821** *	-6.621	- 0.30412** *

* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Assim como este estudo, Sacchida, Loureiro e Mendonça (2004) verificam as fontes de viés que afetam a tradicional equação minceriana e tentam contorná-las por meio de diferentes técnicas econométricas. Eles encontram que os coeficientes estimados são próximos e apresentam o mesmo sinal, na maioria dos casos, dos verificados para as variáveis de controle deste trabalho.

Os resultados obtidos por algumas estimações mostram que há resultados positivos e estatisticamente significantes para os salários e empregabilidade dos participantes do programa. O PSM corrobora o efeito positivo do programa na empregabilidade. Por outro lado, os métodos mais robustos, de diferenças em diferenças, refutam os resultados encontrados pela metodologia de MQO, no caso da remuneração média, indicando efeito médio nulo do programa. O método de diferenças em diferenças é considerado mais robusto aos demais analisados aqui por considerar os fatores não observáveis, portanto, as evidências de que o curso não gerou impactos na empregabilidade e na remuneração média dos concluintes são mais fortes. Alguns testes de robustez corroboraram a estratégia de identificação adotada.

Por outro lado, o método de regressão quantílica com efeitos fixos revela efeitos heterogêneos, em alguns casos positivos e significativos, levando a concluir que o programa afeta a remuneração, especialmente dos mais pobres. O programa Bolsa Futuro gera efeito positivo nos salários para os empregos com remunerações mais baixas, isto é, do quantil 25. Embora positivo e significativo, o efeito é menor para salários intermediários, caso da mediana. E não foi estatisticamente significativo para os rendimentos do quantil 75.

Ressalta-se que a avaliação focou nos resultados do mercado de trabalho formal e de curto prazo, isto é, no efeito imediato de um ano. Portanto, são inconclusivas, a respeito dos seus impactos nos indivíduos. Assim, cabe realizar análise para os formandos do ano de 2014 a partir da disponibilização da próxima RAIS/MTE, e das próximas etapas do programa. O programa também tem efeitos em variáveis não observáveis e socioemocionais, como a autoestima e a cidadania dos indivíduos, elevando os seus benefícios sociais.

Apesar de não estimar essa diferença para o Estado de Goiás, espera-se que o efeito do programa Bolsa Futuro varie entre as regiões do Estado, a depender do curso, da oferta e demanda de mão de obra, escolaridade, entre outros fatores. Os resultados apresentados indicam efeito diferenciado entre os cursos. Suliano e Siqueira (2012) concluem que um ano a mais de estudo eleva o salário em até 16% na região Nordeste e 13% na Sudeste, portanto, uma diferença de 3% entre os efeitos.

Entre as limitações do trabalho estão: a capacidade de mensurar as externalidades geradas pela empregabilidade das pessoas, pois foram analisados apenas os impactos privados dos estudantes, sem verificar os ganhos das empresas; verificar o impacto do programa em um prazo maior, já que este estudo se limitou aos efeitos de curto prazo; verificar os impactos por grupos de beneficiários, já que os efeitos podem diferir dependendo do público; entre outras. Entretanto, essas limitações não diminuem o esforço de se fazer avaliações, sobre este e outros programas. Como trabalho futuro fica a sugestão de continuar a análise para os próximos anos e de verificar a viabilidade econômica do programa para o Governo do Estado, já que o aumento de produtividade, refletido no aumento dos salários, justifica os gastos com a qualificação profissional.

REFERÊNCIAS

ÁGUAS, M. Ensino profissional e rendimentos do trabalho: uma análise para o Brasil. **Nota Técnica**, n. 47, Rio de Janeiro: Ipea, p. 17-28, 2011.

ASHENFELTER, Orley. Estimating the effect of training programs on earnings. **The Review of Economics and Statistics**, p. 47-57, 1978.

BARROS, Alexandre Rands. **Desigualdades Regionais no Brasil. Natureza, Causas, Origens e Soluções**. Campus, 2011.

BARROS, R. P.; CARVALHO, M.; FRANCO, S.; MENDONÇA, R. Uma análise das principais causas da queda recente na desigualdade de renda brasileira. Texto para Discussão N° 1203, IPEA, Rio de Janeiro, agosto de 2006.

CAMERON, A. Colin; TRIVEDI, Pravin K. **Microeconometrics: methods and applications**. Cambridge university press, 2005.

CARD, D.; SULLIVAN, D. Measuring the Effect of Subsidized Training Programs on Movements In and Out of Employment. **Econometrica**, Vol. 56, No. 3, pp. 497-530, May, 1988.

CASSIOLATO, Maria Martha; GARCIA, Ronaldo Coutinho. PRONATEC: múltiplos arranjos e ações para ampliar o acesso à educação profissional. 2014.

CHOI, Hyung-Jai; KIM, Jooseop. Effects of public job training programmes on the employment outcome of displaced workers: results of a matching analysis, a fixed effects model and an instrumental variable approach using Korean data. **Pacific Economic Review**, v. 17, n. 4, p. 559-581, 2012.

DEHEJIA, Rajeev H.; WAHBA, Sadek. Causal effects in nonexperimental studies: Reevaluating the evaluation of training programs. **Journal of the American Statistical Association**, v. 94, n. 448, p. 1053-1062, 1999.

FERNANDES, R.; MENEZES-FILHO, N. A.; ZYLBERSTAJN, H. Avaliando o PLANFOR: O Programa do Sindicato dos Metalúrgicos de São Paulo. Universidade de São Paulo, 2002.

FISHLOW, Albert. Brazilian size distribution of income. **The American Economic Review**, p. 391-402, 1972.

GALVAO, Antonio F.; MONTES-ROJAS, Gabriel V. Penalized quantile regression for dynamic panel data. **Journal of Statistical Planning and Inference**, v. 140, n. 11, p. 3476-3497, 2010.

GONTIJO, B. A.; AMARAL, E. F. Associação do Ensino Profissionalizante com rendimento e emprego: Minas Gerais (2009 E 2011). **Planejamento e Políticas Públicas**, n. 44, jan/jun, 2015.

HARDING, Matthew; LAMARCHE, Carlos. A quantile regression approach for estimating panel data models using instrumental variables. **Economics Letters**, v. 104, n. 3, p. 133-135, 2009.

HECKMAN, James J. Sample selection bias as a specification error. **Econometrica: Journal of the econometric society**, p. 153-161, 1979.

HECKMAN, James J.; SMITH, Jeffrey A. **The pre-program earnings dip and the determinants of participation in a social program: implications for simple program evaluation strategies**. National bureau of economic research, 1999.

HERMETO, Ana Maria Oliveira; RIOS-NETO, Eduardo Luiz Gonçalves. Uma avaliação experimental dos impactos da política de qualificação profissional no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 61, n. 3, p. 353-378, 2007.

HOWLETT, M.; RAMESH, M.; PERL, A. Avaliação de políticas: policy-making como aprendizagem. In: **Política Pública: seus ciclos e subsistemas: uma abordagem integral**. Tradução técnica: Francisco G. Heidemann. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. p. 199 – 219. Título original: Studying public policy: policy cycles and policy subsystems.

KATO, Kengo; GALVAO, A. F.; MONTES-ROJAS, Gabriel V. Asymptotics and bootstrap inference for panel quantile regression models with fixed effects. **Unpublished manuscript**, 2010.

KOENKER, Roger. Quantile regression for longitudinal data. **Journal of Multivariate Analysis**, v. 91, n. 1, p. 74-89, 2004.

KOENKER, Roger. Quantile Regression. *Econometric Society Monograph Series* 38. 2005.

KOENKER, Roger; BASSETT JR, Gilbert. Regression quantiles. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, p. 33-50, 1978.

KOENKER, Roger; XIAO, Zhijie. Inference on the quantile regression process. **Econometrica**, p. 1583-1612, 2002.

KROTH, Darlan Christiano; DIAS, Joilson. Os efeitos dos investimentos público e privado em capitais físico e humano sobre o produto per capita dos municípios da região sul: uma análise em painéis de dados dinâmicos. **Nova Economia**, v. 22, n. 3, p. 621-649, 2012.

LAMARCHE, Carlos. Robust penalized quantile regression estimation for panel data. **Journal of Econometrics**, v. 157, n. 2, p. 396-408, 2010.

LALONDE, Robert J. The promise of public sector-sponsored training programs. **The Journal of Economic Perspectives**, p. 149-168, 1995.

LANGONI, C. G. Distribuição de Renda e Desenvolvimento Econômico no Brasil. Rio de Janeiro, Expressão e cultura, 1973.

MENEGUIN, Fernando B.; FREITAS, Igor Vilas Boas de. Aplicações em avaliação de políticas públicas: metodologia e estudos de caso. **Brasília: Senado Federal**, 2013.

MENEZES-FILHO, N. A.; OLIVEIRA, A. P. A Contribuição da Educação para a Queda na Desigualdade de Renda per Capita no Brasil. Policy Paper nº 9, Centro de Políticas Públicas – Insper, Janeiro, 2014.

MINCER, Jacob. Schooling, Experience, and Earnings. *Human Behavior & Social Institutions* No. 2. 1974.

MOURA, Rodrigo Leandro de; NERI, Marcelo Côrtes. Efetividade do "salário mínimo estadual": uma análise via regressões quantílicas para dados longitudinais. **Economia Aplicada**, v. 12, n. 2, p. 239-273, 2008.

NERI, Marcelo Cortes. Desigualdade de renda na década. **FGV CPS, Rio de Janeiro**, 2011.

NERI, MARCELO. A Educação Profissional e Você no Mercado de Trabalho. Rio de Janeiro: FGV/CPS, 2010.

RAMOS, Lauro. A desigualdade de rendimentos do trabalho no período pós-Real: o papel da escolaridade e do desemprego. **Economia aplicada**, v. 11, n. 2, p. 281-301, 2007.

RESENDE, Marcelo; WYLLIE, Ricardo. Retornos para educação no Brasil: evidências empíricas adicionais. **Economia aplicada**, v. 10, n. 3, p. 349-365, 2006.

RIBEIRO, Jorge Alberto Rosa; FARENZENA, Nalú; GRABOWSKI, Gabriel. Financiamento da educação básica e profissional. **Indicadores Econômicos FEE**, v. 39, n. 3, 2011.

ROSENBAUM, P.; RUBIN, D. **The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects**, *Biometrika*, 70, 1, 41-55, 1983.

SACHSIDA, Adolfo; LOUREIRO, Paulo Roberto Amorim; MENDONÇA, Mário Jorge Cardoso de. Um estudo sobre retorno em escolaridade no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 58, n. 2, p. 249-265, 2004.

SEVERNINI, Edson Roberto ; ORELLANO, V. I. F. O efeito do ensino profissionalizante sobre a probabilidade de inserção no mercado de trabalho e sobre a renda no período pré-PLANFOR. **Revista EconomiA**, v. 11, p. 155-174, 2010.

SILVEIRA-NETO, R. Eficácia e viés de seleção em programas de qualificação em trabalhadores em situação economicamente desvantajosa: evidências para o estado de Pernambuco. **Revista Econômica do nordeste**, v. 4, n. 1, p. 1-22, 2002.

SMITH, Jeffrey A.; HECKMAN, James J. The pre-programme earnings dip and the determinants of participation in a social programme. **Economic journal**, v. 109, n. 457, p. 313-348, 1999.

SULIANO, Daniel Cirilo; SIQUEIRA, Marcelo Lettieri. Retornos da educação no Brasil em âmbito regional considerando um ambiente de menor desigualdade. **Economia Aplicada**, v. 16, n. 1, p. 137-165, 2012.

VASCONCELOS, L.; MENESES-FILHO, N. A. Relatório de avaliação econômica. **13. Jovens Urbanos**, 3ª edição, Fundação Itaú Social, 2010.

ANEXO

Tabela 9: Resultados do pareamento pelo *propensity score matching*

	PSM vizinho mais próximo
Benefício	1,1315*** (0,2742)
Gênero	-0,0700** (0,0304)
Cor	0,0357 (0,0325)
Indústria	0,0716 (0,0674)
Serviços	0,0316 (0,0634)
Idade	0,0334*** (0,0081)
Idade2	-0,0003*** (0,0001)
Analfa	-0,6686 (0,6588)
EnsFunC	0,0076 (0,0465)
EnsMed	0,0340 (0,4409)
Constante	-1.6516*** (0,1559)

* p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01