

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

MARCELO ARAÚJO CASTRO

**GANHOS INFORMACIONAIS DO ENEM:
IMPACTOS SOBRE O DESEMPREGO**

SÃO PAULO

2012

MARCELO ARAÚJO CASTRO

**GANHOS INFORMACIONAIS DO ENEM:
IMPACTOS SOBRE O DESEMPREGO**

Dissertação apresentada à Escola de Economia
de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas
(EESP/FGV) como requisito parcial
para obtenção do título de mestre em economia.

Campo de Conhecimento:
Microeconometria Aplicada
Orientador: Prof. Dr. Sergio Pinheiro Firpo

SÃO PAULO

2012

Castro, Marcelo Araújo
Ganhos informacionais do ENEM: Impactos sobre o desemprego /
Marcelo Araújo Castro - 2012
67 f.

Orientador: Sergio Pinheiro Firpo
Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Avaliação educacional - Brasil. 2. Exame Nacional do Ensino Médio. 3. Ensino médio - Brasil. 4. Mercado de trabalho - Brasil. 5. Desemprego - Brasil. 6. Mobilidade de mão-de-obra - Brasil. Firpo, Sergio Pinheiro. II. Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 331.6.062(81)

MARCELO ARAÚJO CASTRO

**GANHOS INFORMACIONAIS DO ENEM:
IMPACTOS SOBRE O DESEMPREGO**

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

Campo de Conhecimento:
Microeconometria Aplicada

Data da aprovação: ____/____/____

Banca examinadora:

Prof. Dr. Sergio Firpo

Prof. Dr. Vladimir Ponczek

Prof. Dr. Braz Camargo

Prof. Dr. Maurício Reis

SÃO PAULO

2012

Resumo

Este estudo analisa os impactos de um exame que indica a qualidade da educação de ensino médio no Brasil, o Exame Nacional do Ensino Médio, o ENEM, sobre a rotatividade no mercado de trabalho, a partir do início da divulgação pública das notas médias das escolas. A hipótese testada é se a divulgação das notas médias das escolas aumentou de forma significativa o conjunto de informações disponíveis ao público sobre a produtividade real dos trabalhadores, o que geraria um efeito, *ceteris paribus*, de reduzir a taxa de desligamento nos meses iniciais de trabalho. As principais conclusões são que uma maior variação das notas das escolas no ENEM em uma cidade parece estar correlacionada com mais desligamentos para trabalhadores de nível médio antes da divulgação, e esse efeito parece ter diminuído devido à divulgação. Foram encontradas evidências de impactos sobre a decisão de participação na força de trabalho.

Palavras-chaves: *school accountability*, Exame Nacional do Ensino Médio, mercado de trabalho, desemprego, rotatividade.

Código JEL: C13, I20, J31 e J64

Abstract

This study analyzes the impacts of a test that indicates the quality of school education in Brazil, the National Exam of Secondary Education, on turnover in the labor market from the beginning of public disclosure of average scores schools. The hypothesis tested is whether disclosure of the average scores of schools has increased significantly the number of public available information on the actual productivity of workers, which would generate an effect, *ceteris paribus*, to reduce the rate of shutdown in the early months of work. The main conclusions are that a greater variation in scores of schools in ENEM in a city seems to be correlated with more layoffs for workers of average schooling before the release, and this effect seems to have decreased due to the increase in the available information. We found evidence of impacts on the decision to participate in the workforce.

Keywords: school accountability, National Exam of Secondary Education (ENEM), labor market, unemployment, turnover.

Código JEL: C13, I20, J31 e J64

Às minhas avós,
que partiram recentemente.

Sumário

1. Introdução	11
2. Análise descritiva	14
2.1. Descrição dos dados utilizados	14
2.2. Educação e ENEM	16
2.3. O mercado de trabalho brasileiro a partir da década de 90.....	22
3. Análise dos resultados	31
3.1. Estratégia empírica.....	31
3.2. Impactos sobre a rotatividade	34
3.2 Impactos sobre a decisão de entrar na força de trabalho	41
3.3. Impactos na curva de “U invertido”	44
3.4. Outra especificação	48
4. Conclusões.....	51
Referências.....	53
Apêndice A: Mais fatos estilizados sobre desemprego.....	57
Apêndice B: Mais especificações	59

Lista de tabelas

Tabela 1: Comparação entre notas médias do ENEM e escolaridade do pai.....	19
Tabela 2: Comparação entre notas médias do ENEM e fatores observáveis.....	20
Tabela 3: Taxa de desemprego por cor e gênero.....	21
Tabela 4: Proporção na PEA por níveis de escolaridade – 2002 a 2010.....	27
Tabela 5: Média da idade dos trabalhadores da PEA, por nível de escolaridade.....	30
Tabela 6: Impactos sobre a taxa de desligamento dos trabalhadores de ensino médio (entre 9 e 11 anos de escolaridade) - diferenças em diferenças.....	36
Tabela 7: Impactos sobre a probabilidade de encontrar emprego.....	38
Tabela 8: Impactos sobre a probabilidade de estar na PEA.....	41
Tabela 9: Impactos na taxa de desemprego por diferenças em diferenças corrigindo por heterocedasticidade.....	45
Tabela 10: Taxa de desemprego por nível de escolaridade.....	57
Tabela 11: Impactos da diferença do R^2 na regressão dos salários sobre a probabilidade de desligamento.....	60
Tabela 12: Impacto da variação explicada mensal dos salários sobre emprego e desemprego.....	62
Tabela 13: Efeitos dos coeficientes de determinação (R^2) da equação de salários sobre as probabilidades de desemprego.....	64
Tabela 14: Impactos da variação explicada dos salários sobre o desemprego – regressões mensais.....	66

Lista de figuras

Gráfico 1: Taxa de desemprego por anos de escolaridade - 2002 a 2010.....	23
Gráfico 2: Probabilidade de encontrar um emprego por anos de escolaridade.....	25
Gráfico 3: Taxa de desligamento nos primeiros 16 meses de trabalho – escolaridade média e alta.....	26
Gráfico 4: Taxa de participação na PEA por anos de escolaridade – variação mensal.....	28
Gráfico 5: Composição da PEA por anos de escolaridade.....	29
Gráfico 6: Efeito da divulgação sobre probabilidade mensal de conseguir um emprego.....	40
Gráfico 7: Impacto da variação do ENEM sobre probabilidade de estar na PEA.....	43
Gráfico 8: Impacto da variação do ENEM sobre probabilidade de desemprego.....	47
Gráfico 9: Efeito da variação explicada das notas individuais sobre desemprego.....	50
Gráfico 10: Desemprego por nível de escolaridade.....	58

1. Introdução

O principal objetivo nesse trabalho é analisar o efeito de uma política pública específica, a divulgação das notas médias das escolas no Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM), realizado anualmente pelo Ministério da Educação (MEC) em todo o país, sobre a rotatividade no mercado de trabalho. A hipótese é que só os trabalhadores que estudaram até o ensino médio (9 a 11 anos de escolaridade) deveriam ser afetados pela divulgação do ENEM, uma vez que o objetivo do exame é avaliar a qualidade somente desse nível de ensino. Usamos como controle o conjunto dos outros trabalhadores ou um subgrupo composto pelos trabalhadores de escolaridade entre 5 e 8 anos, que apresentam taxas de desemprego historicamente parecidas com os trabalhadores com escolaridade de 9 a 10 anos. As notas médias das escolas passaram a ser divulgadas anualmente a partir de 2006, sempre relativas ao ano anterior. Apesar de as notas não serem comparáveis entre os anos (pois o ENEM não seguia até 2009 a Teoria da Resposta ao Item - TRI, o que possibilitaria essa comparação¹) e de que não fosse o objetivo inicial do exame, elaborações de *ranking's* das notas médias das escolas foi inevitável, de modo que um das perguntas subjacentes a esse estudo é se a nota do ENEM é de fato um sinal da qualidade relativa da educação, em termos de retornos no mercado de trabalho.

Considerando que o ENEM é uma *proxy* da qualidade da educação e de fatores não observáveis no mercado, espera-se que maior variação das notas do ENEM estava correlacionada a maiores variações no salário devido ao aprendizado do mercado com a experiência - o que levaria a maiores taxas de desligamento. A divulgação do ENEM, considerando-a de acesso irrestrito, deveria ter reduzido as taxas de desligamento. Os incentivos para os trabalhadores buscarem trabalho ou estarem na força de trabalho podem ter sido alterados, portanto, iremos analisar também impactos sobre os fluxos de participação na força de trabalho e nas probabilidades que um desempregado encontra emprego.

Procura-se dessa forma analisar alguns determinantes do desemprego aberto, em especial as probabilidades de desligamento, entre grupos de trabalhadores definidos pelos anos de escolaridade. O mercado de trabalho brasileiro apresenta desde a década de 1990 uma

¹ Para mais detalhes sobre teorias de resposta ao item, ver Samejima (1997).

característica peculiar: uma maior taxa de desemprego entre os indivíduos da PEA que haviam adquirido um nível médio de escolaridade (5 a 10 anos de escolaridade formal), em relação aos trabalhadores de nível de escolaridade alto (mais de 10 anos) e baixo (até 4 anos) (Amadeo et al., 1995; Barros et al., 1995; Fernandes & Pichetti, 1999 e Camargo, 2004). Os trabalhadores de nível de escolaridade mediano são os mais representados na força de trabalho, e junto a isso, eles apresentam maiores probabilidades de estarem desempregados. Como esse é um grupo em que se considera que há uma grande escassez de informação no mercado de trabalho, é de se esperar um forte impacto da divulgação de informações relevantes ao mercado.

É importante considerar que existem diferentes distribuições de idades entre os grupos de escolaridade. Em geral, os trabalhadores de escolaridade mediana são jovens de até 25 anos, enquanto os trabalhadores de baixa escolaridade concentram-se em idades maiores que 40. Controlando pela composição etária, Camargo e Reis (2005) mostram que a diferença do desemprego entre os grupos não se mantinha com a mesma intensidade entre 1998 e 2001- mas mesmo assim não conseguem achar uma relação puramente negativa entre escolaridade e taxa de desemprego. É importante considerar os desenvolvimentos no mercado de trabalho controlando pelos anos de experiência profissional. Auxiliarmente, esse estudo tentará analisar o desemprego dos jovens de escolaridade média como um problema de incerteza no mercado de trabalho, e possíveis correlações desse fenômeno com a divulgação.

O capítulo 2 será dedicado à descrição dos bancos de dados que foram usados para as análises empíricas. Além disso, serão discutidos alguns fatos estilizados sobre a educação brasileira e algumas estatísticas do mercado de trabalho, como as taxas de desligamento, a participação na força de trabalho (População Economicamente Ativa - PEA) por nível educacional e a composição da PEA por grau de escolaridade dos trabalhadores, além de uma breve análise da distribuição do desemprego pelos grupos de educação. Os resultados são detalhados no capítulo 3. Começamos descrevendo a estratégia empírica em detalhes; na ausência de dados com a nota da escola de cada trabalhador, usaremos a variação do ENEM em cada cidade para inferir sobre os efeitos da divulgação. Serão analisados impactos sobre a probabilidade de desligamento nos meses iniciais de emprego, sobre a probabilidade de um desempregado de nível médio começar um emprego e sobre a probabilidade de transição para inatividade (entrada e saída da PEA). Outras especificações serão realizadas para analisar possíveis impactos na taxa de desemprego e avaliar maneiras alternativas de medir os efeitos da

divulgação – por exemplo, consideramos que quanto maior a variação das notas individuais do ENEM explicada pelas notas médias das escolas, maior o impacto da divulgação em uma cidade. Por fim, as conclusões finais serão feitas no capítulo 4.

2. Análise descritiva

2.1. Descrição dos dados utilizados

Utilizamos os dados da Pesquisa Mensal de Emprego (PME) do anos 2002 a 2011. A PME é uma pesquisa mensal do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) que coleta informações sobre o mercado de trabalho, e que começou a funcionar como um painel rotativo a partir de 2002². São coletados dados de seis das principais regiões metropolitanas do país: São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte, Salvador, Recife e Porto Alegre. A pesquisa coleta informações sobre a progressão do indivíduo na força de trabalho, como salário, condições de escolaridade, setor, estado de desemprego e participação na força de trabalho, etc. Os dados mensais da PME estão disponíveis no sítio do IBGE na internet.

É importante considerar os erros de reportação na PME. Eles ocorrem muito pois em geral apenas uma pessoa do domicílio responde por todas as outras, e as informações mudam em cada mês. Com isso, é possível que a rotatividade esteja sobrestimada nas nossas análises: devido à reportação errada do *status* “empregado” ou “desempregado” no painel da PME, as taxas de desligamento e contratação deve aparecer com valores maiores do que realmente são. A estimação do efeito causal da divulgação não é prejudicada, no entanto, devido à exogeneidade desse evento³.

Além da PME, foi utilizado um segundo banco de dados constituído pelas notas dos alunos de ensino médio no Exame Nacional do Ensino Médio, o ENEM, nos 6 estados cobridos pela PME para os anos de 2001 a 2008, disponível no sítio do Instituto Nacional de Estudos e

² Cada domicílio da amostra é entrevistado por quatro meses seguidos, permanecendo os oito meses subsequentes fora da amostra e depois retornando por mais quatro meses, perfazendo um total de 16 meses até que o domicílio saia completamente da amostra. Usamos um algoritmo de emparelhamento para a construção de um painel a nível de indivíduo, utilizando as informações coletadas a nível de domicílio. A técnica de emparelhamento utilizada, que busca minimizar o erro de reportação na pesquisa, pode ser encontrada em Soares et al (2002).

³ Não existem evidências que os erros de reportação tenham qualquer correlação com o início da divulgação em 2006.

Pesquisas Educacionais (INEP), do Ministério da Educação, na internet⁴. Informações como renda, idade e gênero também são disponibilizados. O ENEM foi criado em 1998 para avaliar o ensino de nível médio no Brasil. Em 2009 ele passou a ser utilizado para o acesso a universidades federais por meio do Sistema de Seleção Unificada (SISU). A porcentagem dos concluintes de ensino médio que realizaram o exame aumentou progressivamente de cerca de 50% em 2001 para cerca de 70% em 2006⁵.

Em 2006, passaram a ser divulgadas as notas médias das escolas em português e matemática, além da nota média na prova objetiva. O INEP também passou a divulgar essas 2 notas corrigidas pela proporção de concluintes de cada escola que realizaram a prova, supondo que todos os alunos fizeram a prova. Isso é feito comparando a base dos alunos que fizeram o ENEM no final do ano com os alunos cadastrados em cada escola no Censo Escolar realizado no início do ano, e estimando uma forma funcional sobre como a proporção de alunos se relaciona com as notas (INEP/MEC, 2006). Optou-se por mostrar os resultados com a nota global em português e matemática, considerando-se que essas são as notas que ganham maior visibilidade na mídia e o principal resultado da escola. Além disso, como trabalhamos com uma base de dados bastante extensa, a correlação entre as diferentes notas deve ser alta. De fato, a maioria das análises foram realizadas utilizando-se os outros tipos de notas divulgadas e não foram encontradas diferenças substanciais nos resultados.

Os dois bancos de dados permitem analisar isoladamente o mercado de trabalho e a educação de ensino médio no Brasil. Devido à ausência de dados que permitissem o acompanhamento do jovem desde os anos finais do colégio até o início da carreira profissional, analisaremos o experimento da divulgação do ENEM sobre subgrupos definidos por variáveis nas duas bases: ano e cidade. Essas variáveis praticamente não apresentam erros de medida nos bancos de dados, o que possibilita um agrupamento mais preciso. A divisão pela data é importante para se analisar os efeitos da divulgação após 2005⁶.

⁴ Alunos e escolas diferentes são identificados por códigos diferentes no banco de dados, mas as identidades deles não são divulgadas.

⁵ Dados do ENEM e do Censo Escolar.

⁶ Para controlar pelos fatores sazonais da economia que impactam o mercado de trabalho, foram utilizadas 2 variáveis auxiliares com informações anuais: a taxa de inflação, segundo o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), medido pelo IBGE, e a taxa de crescimento do Produto Interno Bruto (PIB), calculada pelo mesmo instituto.

2.2. Educação e ENEM

O Brasil é um país com média de anos de estudos ainda muito baixa. Apesar dos enormes avanços nas últimas décadas, especialmente no ensino fundamental, o país permanece com uma média de escolaridade muito baixa na comparação internacional (OCDE, 2010). De fato, o problema da escassez de capital humano é hoje considerado um dos maiores entraves ao crescimento econômico brasileiro (Pessoa et al, 2009). Além dos problemas no acesso, a educação brasileira apresenta qualidade muito ruim: o país está entre aqueles que apresentam pior desempenho em avaliações educacionais no ensino fundamental e médio, como o *Programme for International Student Assessment - PISA*, realizado pela OCDE (Organização para a Cooperação e o Desenvolvimento Econômico) com adolescentes de 15 anos de diferentes países e que mede a proficiência em português e matemática.

Existe uma longa literatura que alerta para a necessidade de se criar avaliações externas aos cursos, que sejam justas, produzam consequências sobre os alunos e que sejam uma medida confiável do desempenho (Bishop, 1995). O Exame Nacional do Ensino Médio enquadra-se nessa categoria de exame. Uma oportunidade única para analisar os impactos na progressão individual do aluno no mercado de trabalho com a variação no acesso à informação sobre a qualidade da educação foi dada com a divulgação das notas médias das escolas, em 2006, relativas ao ENEM de 2005. O exame é realizado para alunos com ensino médio concluído ou em fase de conclusão, e, apesar da participação ser voluntária, o número de alunos participantes aumentou bastante ao longo dos anos. De fato, os incentivos para os alunos prestarem a prova são cada vez maiores, pois a partir de 2009 ela passou a ser utilizada no processo de seleção de grande parte das universidades públicas federais. Isso faz com que o ENEM ganhe importância como uma avaliação externa por mais uma característica: cobertura quase completa dos alunos que se pretende avaliar (Bishop, 1995).

A produtividade do aluno na escola, expressa, por exemplo, pelas notas em matemática e português, está correlacionada com a produtividade média da escola. Com isso, informações sobre o conjunto da escola, como a média, podem fornecer informações também sobre a qualidade de seus alunos. O ENEM não é, no entanto, o exame ideal para a realização de análises

sobre o mercado de trabalho ao longo dos anos, principalmente porque a sua metodologia não seguia a Teoria da Resposta ao Item até o ano de 2009, o que permitiria a comparação das notas entre as escolas (Samejima, 1997). Sendo assim, a análise desse trabalho estará focada na diferença entre a variação do ENEM entre as cidades *em cada ano*.

Além disso, a nota do ENEM pode sofrer um forte viés devido à seleção dos alunos que aplicam na prova: os piores alunos da escola podem ser desencorajados a fazer a prova pela coordenação das escolas, e o contrário ocorre com os melhores - seleção conhecida na literatura como *gaming*⁷. Desse modo, a média da escola no ENEM pode não refletir a real qualidade dos alunos da escola. Esse viés pode ter aumentado com o tempo, depois que o ENEM passou a ser divulgado. Não existem motivos para supor que havia um forte incentivo para as escolas buscarem uma nota elevada no ENEM antes da divulgação, pois nesse caso a nota não tinha grande importância para a escola, ou pelo menos qualquer incentivo dessa natureza não estava correlacionada com o evento da divulgação em si. O Ministério da Educação não utiliza oficialmente o ENEM como critério de classificação ou bonificação das escolas. As escolas cujos alunos competem em um sistema de vestibular – em geral escolas particulares – devem ser as maiores interessadas em aparecer com uma alta nota no ENEM. Realizamos especificações alternativas em que são consideradas apenas as notas das escolas públicas⁸, mas não houve grandes diferenças. Os efeitos da divulgação do ENEM passaram a ser maiores para as escolas quando, em 2009, a prova passou a ser utilizada no processo seletivo de importantes universidades federais e as taxas de participação na prova elevaram-se definitivamente.

O problema de *gaming* é um desafio para qualquer tipo de avaliação externa na educação, mas não deve alterar os resultados, pois serão utilizadas nas análises as variáveis de dispersão das notas das escolas no ENEM, e não valores absolutos. Além disso, como os incentivos materiais para o *gaming* são difusos e a amostra é muito grande, acreditamos que esses desvios, na média, não distorcem completamente a distribuição de notas do ENEM.

O ENEM é uma prova aplicada de modo irrestrito a todos os alunos que desejam fazê-la, de modo que é uma hipótese natural supor que as notas estejam correlacionadas com fatores socioeconômicos e culturais dos alunos, observáveis ou não observáveis, que também afetam a produtividade. Nas tabelas que se seguem, foram utilizadas todas as observações do ENEM em 6

⁷Ver Cullen et al. (2006)

⁸ Para reduzir o viés de seleção, o Ministério da Educação (MEC) passou a divulgar em 2011 as notas médias das escolas conjuntamente com as frequências de participação dos alunos em cada escola.

estados: São Paulo, Rio de Janeiro, Minas Gerais, Bahia, Pernambuco e Rio Grande do Sul, totalizando 4.704.399 observações entre 2001 e 2008. Foram consideradas notas de escolas de fora das regiões metropolitanas⁹. São indicadas as notas médias em português e matemática e o desvio padrão dessas notas dentro de cada subgrupo. As notas do ENEM em português e matemática variam entre 0 e 100.

A tabela 1 mostra que a nota do ENEM é consideravelmente maior para aqueles alunos cujos pais possuem escolaridade superior (cerca de um desvio padrão), revelando que as notas do ENEM parecem ter forte correlação com fatores socioculturais e o *background* familiar do aluno. Além disso, a média do ENEM é cerca de um desvio padrão maior para os alunos cujas rendas familiares são maiores que 10 salários mínimos (a valores correntes de cada ano). Isso indica que o desempenho no ENEM também parece estar bastante correlacionado com fatores socioeconômicos, alguns deles não observados diretamente no mercado.

⁹ Foram deletadas observações duplicadas para os principais códigos identificadores.

Tabela 1: Comparação entre notas médias do ENEM e escolaridade do pai¹⁰

Ano	Escolaridade do pai		Renda familiar declarada	
	Até o ensino médio	Superior	Até 10 salários mínimos	Mais de 10 s.m.
2001	44.3030	56.1655	43.7352	54.8404
	(13.2533)	(15.5205)	(13.0425)	(15.6133)
2002	41.4291	52.5644	40.9239	51.7296
	(12.2282)	(15.0094)	(12.0653)	(14.9483)
2003	49.4813	62.1291	49.2921	61.9826
	(14.1312)	(15.3507)	(14.0791)	(15.5008)
2004	43.5001	58.2260	43.2650	58.0140
	(16.6264)	(17.4601)	(16.5523)	(17.6187)
2005	45.1889	57.3349	45.3076	58.2811
	(12.7908)	(15.3683)	(12.8562)	(15.8673)
2006	42.3536	52.6921	42.5050	53.5909
	(13.0072)	(14.6281)	(13.0975)	(15.0282)
2007	51.7688	64.4469	51.9659	66.0805
	(13.2109)	(13.5793)	(13.2909)	(13.4028)
2008	51.2639	61.8310	51.5156	63.4080
	(12.8127)	(13.4809)	(12.9753)	(13.3848)

Fonte: ENEM. 2.705.370 e 2.918.883 observações.

A tabela 2 mostra que na média não parece haver grandes diferenças entre as notas no ENEM para grupos definidos por variáveis observáveis: gênero e raça. Se toda a variação do ENEM fosse devida à variação de fatores observáveis no mercado, a divulgação não teria nenhum impacto – toda a informação fornecida já era conhecida indiretamente pelos agentes.

¹⁰ Os valores são muito parecidos quando se analisa as notas médias do ENEM em relação à escolaridade da mãe, variando apenas nas casas decimais.

Tabela 2: Comparação entre notas médias do ENEM e fatores observáveis

Ano	Declarou-se branco		Gênero declarado	
	Não	Sim	Feminino	Masculino
2001	42.3796	47.6617	45.1142	46.2577
	(13.2277)	(14.2683)	(13.5004)	(15.0811)
2002	39.9199	44.6298	43.0205	42.1882
	(12.2460)	(13.5136)	(12.4427)	(14.2913)
2003	48.1299	53.3700	50.7643	51.2830
	(14.2854)	(15.1583)	(14.2865)	(16.0097)
2004	41.8659	48.2452	44.8982	45.9694
	(16.9085)	(17.5871)	(16.9310)	(18.5298)
2005	43.7813	48.6900	46.2151	46.2782
	(12.8253)	(13.9660)	(12.9273)	(14.7052)
2006	40.9979	45.6078	43.4369	43.0823
	(13.2282)	(13.6917)	(12.8833)	(14.8166)
2007	50.1164	55.8517	52.8798	53.3249
	(13.3476)	(13.8952)	(13.3571)	(14.7862)
2008	49.9456	55.5094	51.7633	53.7464
	(12.9157)	(13.5752)	(13.2068)	(13.8802)

Fonte: ENEM. 4.029.290 e 4.030.897 observações.

A hipótese é que o desempenho no ENEM está correlacionado com a produtividade posterior do aluno no mercado, devido à características como disciplina, aptidão, Q.I., etc. A tabela 3 mostra que as taxas de desemprego para os trabalhadores com escolaridade entre 9 e 10 anos são muito diferentes entre os grupos definidos pelos fatores observáveis, apesar de haver um tendência de redução nessa diferença.

Tabela 3: Taxa de desemprego por cor e gênero

Ano	Declarou-se branco		Gênero declarado	
	Não	Sim	Feminino	Masculino
2002	33.89%	27.46%	40.67%	23.52%
2003	34.53%	36.25%	39.36%	32.33%
2004	33.26%	44.17%	51.18%	25.68%
2005	23.47%	21.25%	24.70%	20.57%
2006	42.17%	25.70%	46.85%	23.38%
2007	28.08%	22.90%	32.21%	21.14%
2008	26.29%	19.96%	32.43%	17.18%
2009	24.07%	20.28%	28.48%	18.16%
2010	23.15%	17.19%	27.20%	16.27%

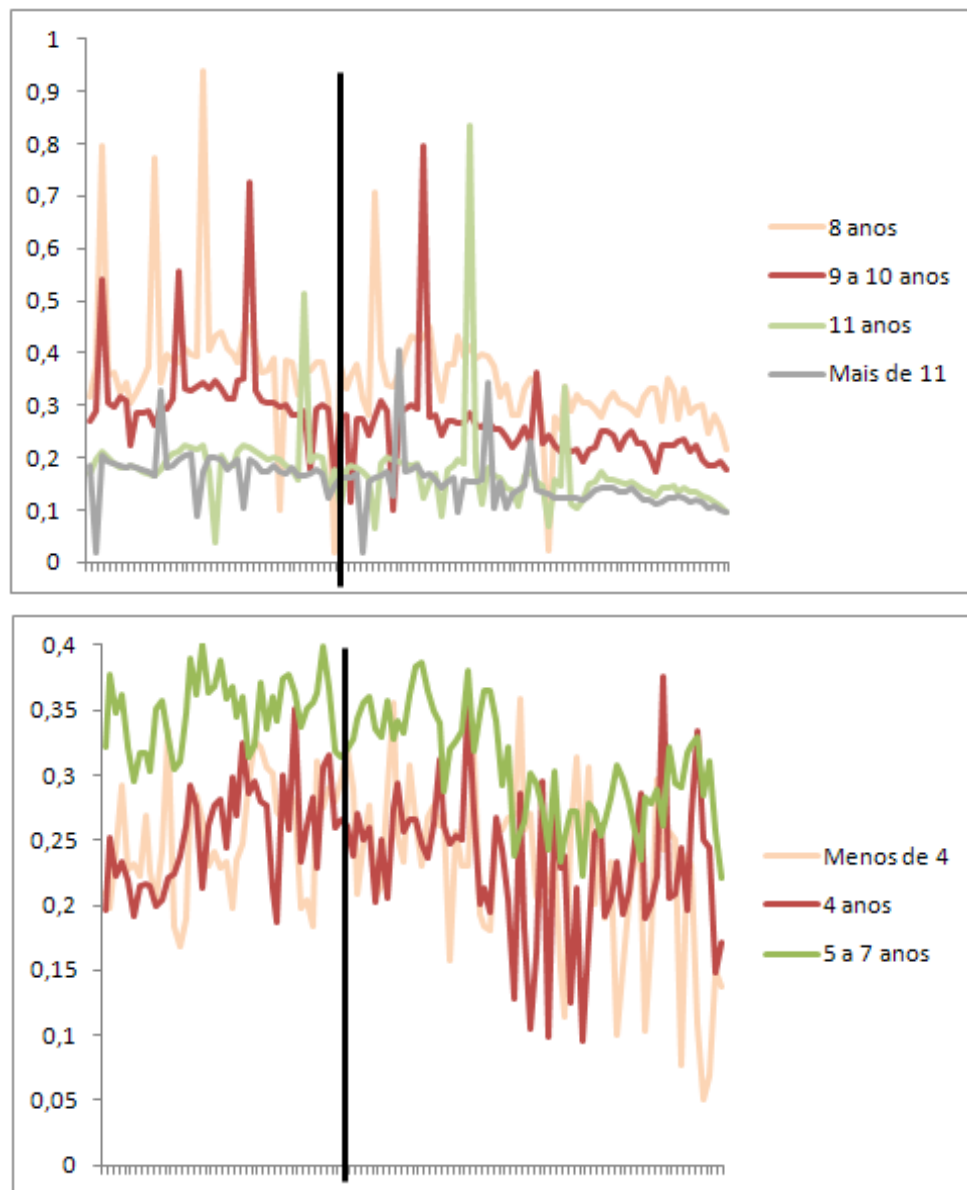
Fonte: PME. 2.009.480 e 2.009.779 observações.

2.3. O mercado de trabalho brasileiro a partir da década de 90

Vários estudos indicaram a existência de uma relação em forma de "U invertido" entre nível de escolaridade (em anos de estudo) e desemprego no mercado de trabalho brasileiro a partir da década de 1990 (Amadeo et al. (1995), Barros et al. (1995) e Fernandes e Pichetti (1999), Camargo, 2004). A explicação usual é que com a liberalização da economia e a competição internacional, os trabalhadores de menor qualificação estariam mais visados à contratação informal, e existiria uma maior demanda por trabalho qualificado nas últimas décadas, o que explicaria a maior taxa de desemprego para trabalhadores de nível médio¹¹. O gráfico mostra que a taxa de desemprego é maior para os trabalhadores com escolaridade entre 5 e 10 anos. Mostramos no apêndice A que os trabalhadores de 9 a 10 anos de escolaridade apresentam as maiores taxas de desemprego no conjunto da população.

¹¹ A maior movimentação de capitais no mundo parece ter contribuído para a queda do desemprego dos menos escolarizados nos países subdesenvolvidos, pois, devido aos modelos tradicionais de economia internacional, considera-se que setores intensivos em mão de obra tenham se concentrado em países com abundância relativa, como o Brasil. (Juhn et al., 1993, Bound and Johnson, 1992, Autor et al., 1998).

Gráfico 1: Taxa de desemprego por anos de escolaridade - 2002 a 2010



Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos.

Uma possível explicação para o problema do “U invertido” era a falta de informações no mercado que permitissem uma estimação mais eficiente das produtividades dos trabalhadores. O fato pode estar ligado a problemas de primeiro emprego entre jovens do ensino médio, o que é amplamente documentado (p.e., Neri, 2009). Camargo e Reis (2005) mostram que, à medida em que informações não observáveis *ex-antes* à contratação são reveladas no mercado de trabalho, a curva de “U invertido” tende a não se manter com a mesma intensidade (ou seja, com o mesmo

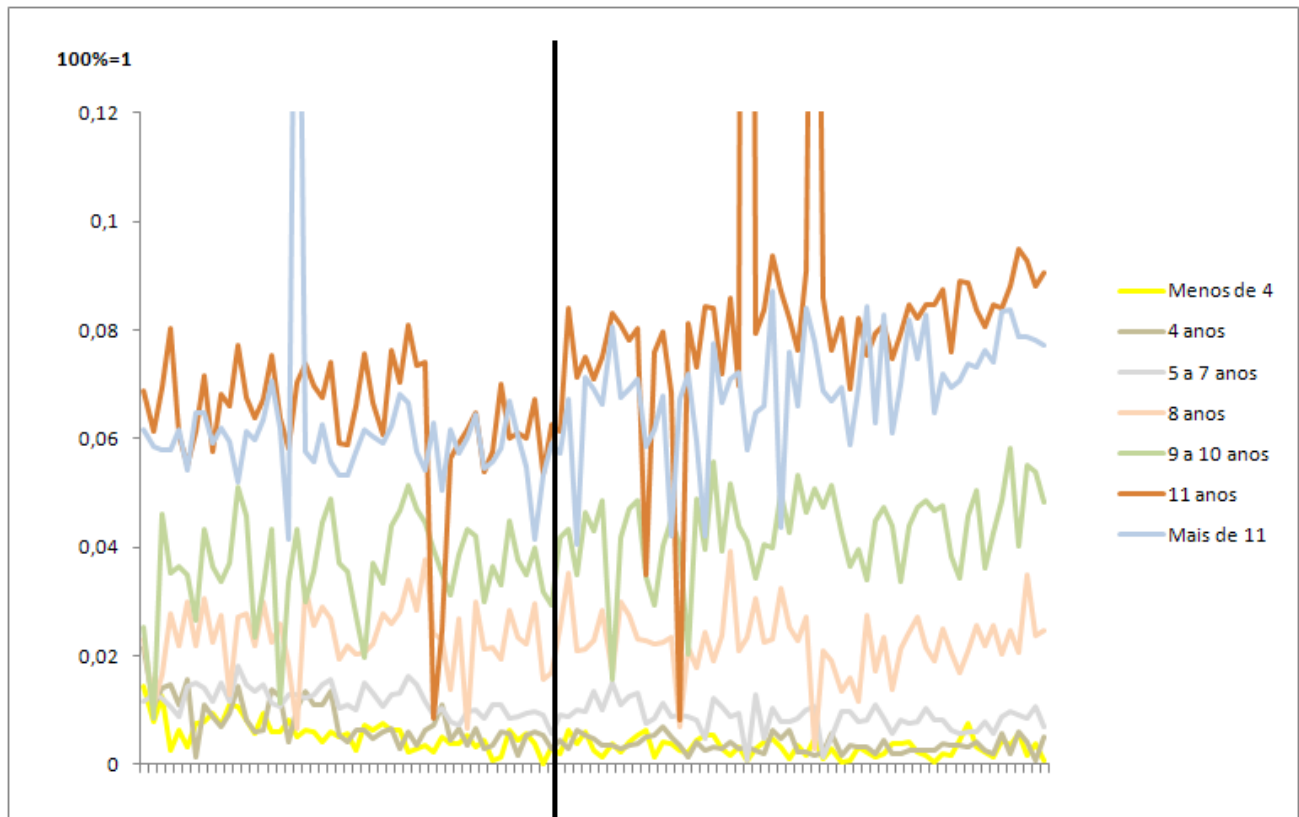
diferencial de desemprego entre os grupos de escolaridade), mas mesmo assim não encontram uma relação estritamente negativa entre desemprego e escolaridade. Deve-se pensar na nova estrutura educacional brasileira: enquanto grande parte dos trabalhadores com mais de 30 anos ainda é de escolaridade baixa, entre os jovens são poucos aqueles com educação menor que 8 anos que já estão na força de trabalho.

Barros (1997) mostra que os trabalhadores de escolaridade mediana (entre 5 e 10 anos de escolaridade) apresentam maiores probabilidades de entrada no desemprego, e que essas probabilidades caem para todos os grupos com os anos de experiência profissional. O gráfico 2 mostra a evolução da porcentagem de desempregados que conseguem um emprego, por escolaridade¹². Percebe-se que a probabilidade de encontrar um emprego está bem correlacionada com a escolaridade. Além disso, existe uma tendência de aumento contínuo ao longo dos anos para aqueles de maior escolaridade, o contrário ocorrendo para aqueles que estudaram menos de 8 anos. Para os trabalhadores de ensino médio completo, a probabilidade era de cerca de 7% em 2002 e subiu progressivamente até cerca de 9% em 2010. A taxa em que desempregados que estudaram 9 a 10 anos encontravam emprego oscilou em torno de 4% em todo o período¹³.

¹² Criou-se uma *dummy* binária igual a 1, se o trabalhador passou de um estado desempregado para empregado de um mês para o outro, 0 se o trabalhador continuou desempregado. A probabilidade de encontrar um emprego é igual à média dessa variável.

¹³ Devido aos erros de reportagem, é possível que as taxas estejam sobrestimadas.

Gráfico 2: Probabilidade de encontrar um emprego por anos de escolaridade

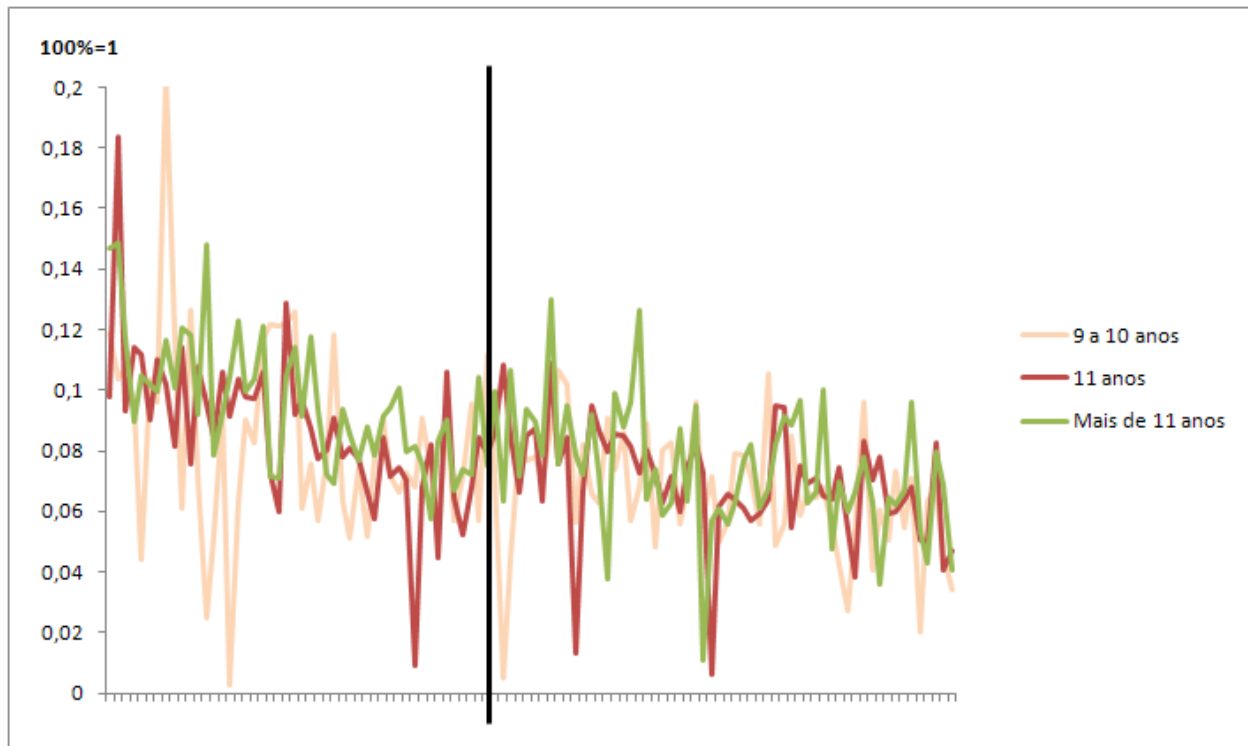


Fonte: PME. 2.328.647 observações. Trabalhadores entre 10 e 30 anos.

A taxa de desligamento apresentada no gráfico 3 é igual à média mensal de uma variável indicadora igual a 1 se o trabalhador estava desempregado, havia começado um novo emprego nos últimos 16 meses e não havia reportado que havia saído do emprego desde então. Consideramos essa variável igual a 0 quando o trabalhador estava empregado em um novo emprego. Essa taxa deve ser uma boa indicadora da taxa de desligamento em empregos que os trabalhadores haviam começado há pouco tempo. Percebe-se no gráfico uma queda gradual e contínua na taxa de desligamento para os trabalhadores das faixas mais altas de escolaridade no período considerado¹⁴:

¹⁴ A evolução da taxa para trabalhadores com até 8 anos de escolaridade apresentou grande variação e foi omitida.

Gráfico 3: Taxa de desligamento nos primeiros 16 meses de trabalho – escolaridade média e alta



Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos.

Por fim, vale destacar a heterogeneidade do grupo que queremos analisar - trabalhadores de escolaridade média, que estudaram 9 a 11 anos. A tabela 4 mostra a proporção de pessoas na População Economicamente Ativa (PEA) por nível de qualificação. Fica evidente uma redução constante da participação de trabalhadores pouco qualificados (até 8 anos) na PEA ao longo dos anos. Trabalhadores com escolaridade entre 9 e 11 anos permanecem com uma participação relativamente constante no período.

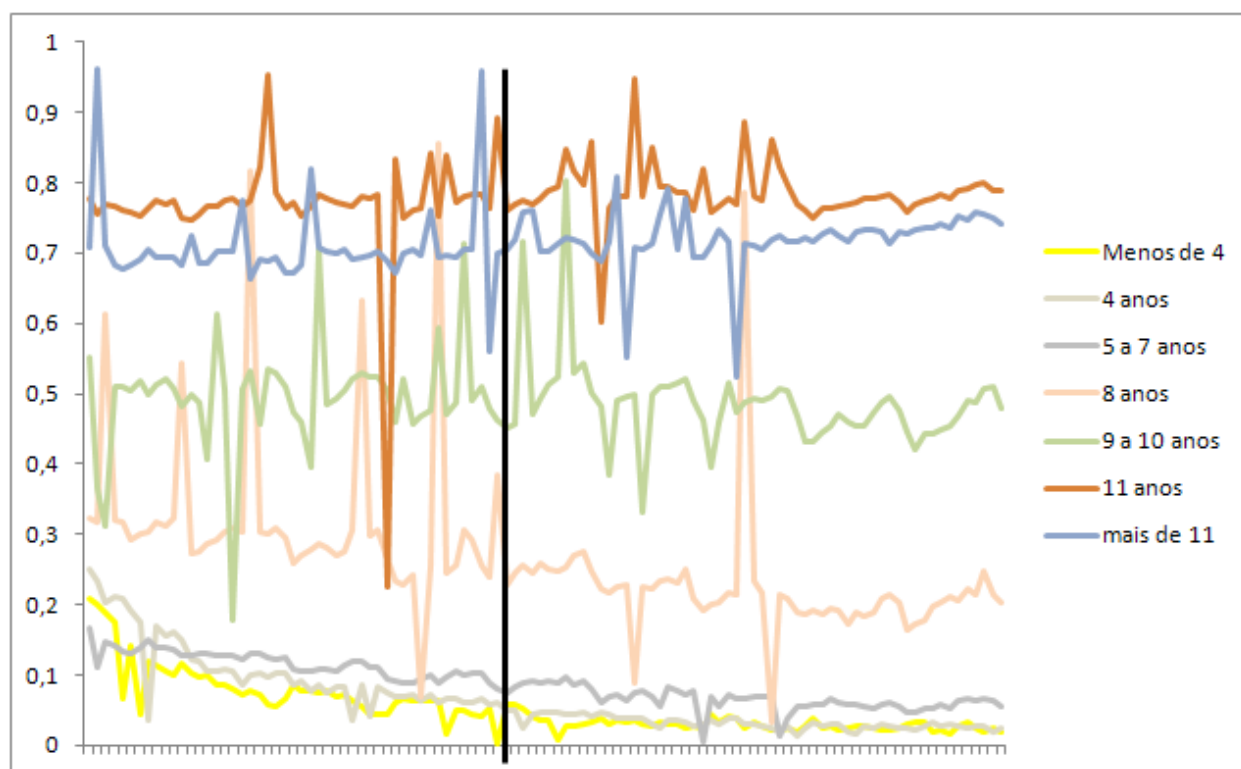
Tabela 4: Proporção na PEA por níveis de escolaridade – 2002 a 2010

Ano	4 ou menos	5 a 8	9 a 10	11	Mais de 11
2002	12.21%	20.54%	46.49%	76.41%	78.37%
2003	9.01%	21.97%	44.28%	82.68%	70.41%
2004	6.55%	16.94%	51.91%	63.59%	71.15%
2005	5.32%	19.87%	52.35%	79.09%	78.83%
2006	1.89%	13.25%	57.56%	81.57%	72.01%
2007	3.31%	10.49%	46.93%	81.63%	72.18%
2008	2.81%	6.98%	47.84%	80.71%	69.40%
2009	2.57%	9.04%	46.08%	76.96%	72.61%
2010	2.51%	9.29%	46.63%	78.31%	74.29%

Fonte: PME. 3.868.678 observações. Trabalhadores entre 10 e 30 anos.

O gráfico 4 a seguir mostra a evolução mensal da taxa de participação na força de trabalho. Confirma-se uma baixa e decrescente taxa de participação entre aqueles com menos de 8 anos de escolaridade. De fato, os dados mostram que a maioria das pessoas alcançadas pela pesquisa com essa escolaridade e menos de 30 anos ainda permanecem na escola. Pessoas com ensino médio completo ou ensino superior apresentam altas probabilidades de estarem na PEA (mais de 70%). As taxas de participação, exceto para aqueles com menos de 9 anos de escolaridade, permaneceram relativamente constantes no período.

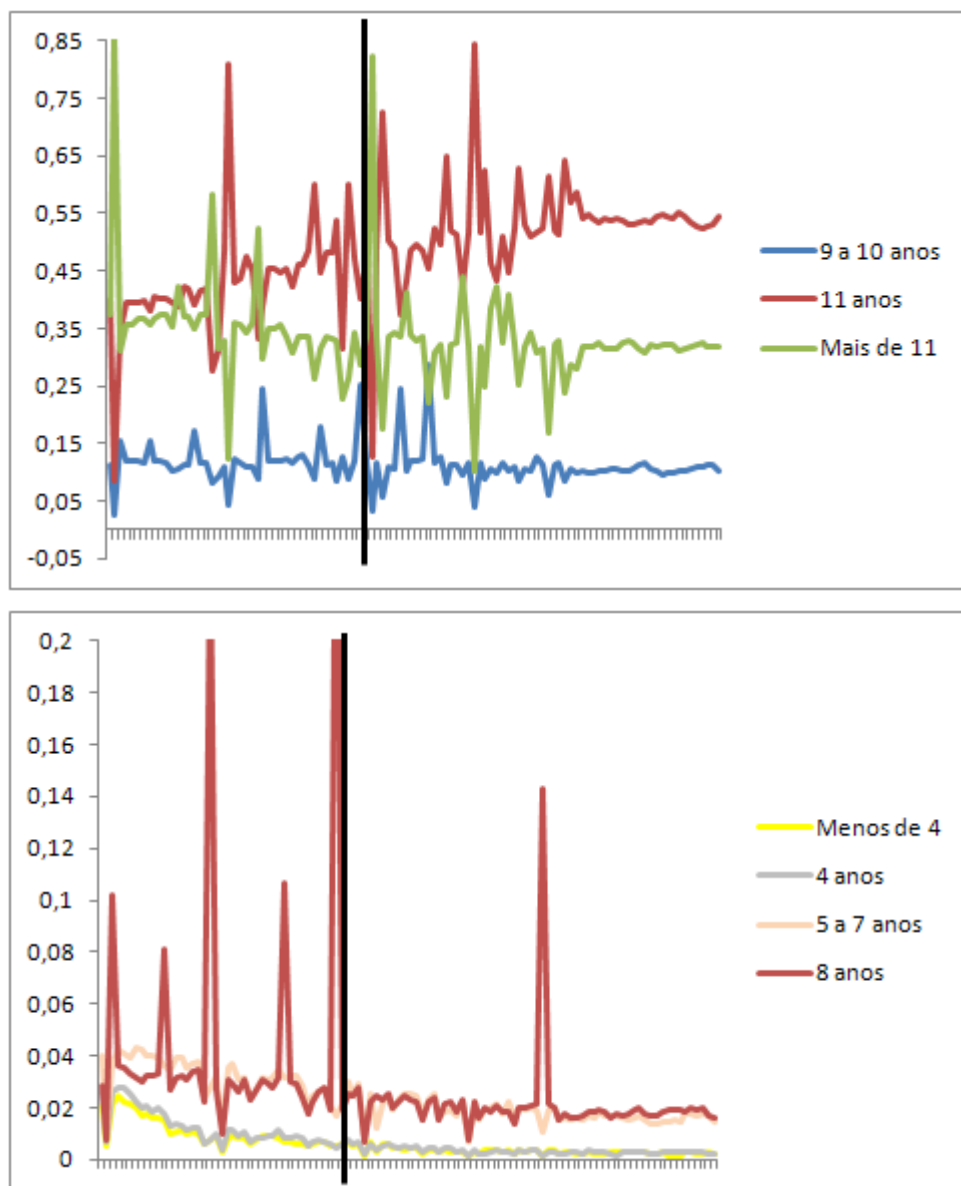
Gráfico 4: Taxa de participação na PEA por anos de escolaridade – variação mensal



Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos. 3.868.678 observações

A evolução da composição da PEA por níveis de escolaridade é mostrada no gráfico 5. Mostra-se uma clara tendência de aumento da participação dos trabalhadores com ensino médio completo (11 anos), em detrimento dos trabalhadores com até 8 anos de escolaridade. A taxa de participação dos trabalhadores com ensino médio completo elevou-se de 36% para cerca de 55% entre 2002 e 2010. A participação daqueles com ensino médio incompleto permaneceu estável em taxas próximas a 12%.

Gráfico 5: Composição da PEA por anos de escolaridade



Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos

As mudanças nas taxas de participação da PEA podem estar refletindo mudanças na composição etária da população e processos demográficos mais amplos. A tabela 5 mostra a distribuição das idades médias entre os grupos de escolaridade, para os indivíduos incluídos na PEA. Houve um aumento da média de idade dos trabalhadores de maior escolaridade, e uma queda para trabalhadores de menor escolaridade. O grupo de escolaridade entre 9 e 10 anos não

apresentou uma alteração substancial da média no período. Esse fenômeno deve ser analisado tendo-se em vista que a participação dos mais escolarizados na PEA aumentou ao longo dos últimos anos.

Tabela 5: Média da idade dos trabalhadores da PEA, por nível de escolaridade

Ano	Até 4 anos	5 a 8 anos	9 a 10 anos	11 anos	Mais de 11 anos
2002	23.94	19.23	20.82	23.46	23.16
2003	22.12	21.66	21.01	23.15	24.91
2004	22.52	20.27	20.63	23.62	24.64
2005	22.33	19.41	22.00	23.64	24.62
2006	21.77	18.76	20.51	23.38	24.81
2007	20.76	18.24	21.16	23.84	24.89
2008	20.41	22.21	21.31	24.30	25.05
2009	20.54	18.08	21.38	24.04	25.14
2010	19.77	17.90	21.44	24.09	25.15

FONTE: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos.

3. Análise dos resultados

3.1. Estratégia empírica

O arcabouço teórico desse trabalho segue a literatura que descreve a evolução do trabalhador no mercado de trabalho, em que há, em cada período, uma variação não observável da produtividade do trabalhador, o que remonta a Jovanovic (1979, 1981)¹⁵. Em especial, busca-se analisar possíveis impactos da escolaridade no mercado de trabalho, como em Spence (1973), mas o interesse recai sobre os fenômenos desemprego e rotatividade. O efeito esperado do ENEM deve-se ao impacto de uma informação a mais no mercado de trabalho sobre a dispersão de salários, o que deveria reduzir as taxas de desligamento.

Mais recentemente, uma literatura se iniciou para analisar a presença de discriminação no mercado de trabalho em relação a variáveis observáveis, entre elas escolaridade formal (Antonji, 2005). Esses modelos procuram testar como variáveis não observáveis correlacionadas com a produtividade afetam o salário ao longo do tempo. Estudos diversos buscam identificar a informação assimétrica, ou mesmo a informação imperfeita, mas simétrica, em diferentes mercados ¹⁶. Além disso, essa literatura analisa como o mercado discrimina os trabalhadores pelos fatores observados e a evolução dos rendimentos com o aumento da experiência no mercado de trabalho.

A partir da teoria sobre aprendizado e revelação de sinais que começou com Akerlof (1970), Farber e Gibbons (1996), utilizando modelos similares aos usados por Antonji (2005) e os dados do *Armed Forces Questionnaire (AFQ)*, testaram a presença de informação assimétrica no mercado de trabalho. O modelo descrito pelos autores prediz que a dispersão dos salários deve aumentar ao longo do tempo quando há incerteza, pois as informações desconhecidas são reveladas e o empregador passa a poder discriminar cada trabalhador por meio de variações nos salários. Supondo um mercado competitivo perfeito, as empresas ajustam o salário em cada

¹⁵ O que pode ser interpretado como um erro observacional ou choques exógenos da produtividade.

¹⁶ Por exemplo, Chiappori (2000) testa a informação assimétrica no mercado de seguros.

período, após observar a história das produções observáveis do trabalhador. Caso esse salário seja ajustado para um valor abaixo do salário de reserva do trabalhador, o *matching* é rompido¹⁷.

O intuito dos estudos da literatura, no entanto, em geral não é analisar o impacto da *divulgação* de uma informação correlacionada com aptidão não-observada no mercado de trabalho. Além disso, quase todos os estudos analisam o impacto da escolaridade sobre salários, mas pouco se verifica o impacto sobre o desemprego ou rotatividade. Os estudos sobre exames de avaliação externa, por sua vez, concentram-se sobre os efeitos na proficiência ou outros indicadores educacionais, e não sobre a evolução no mercado de trabalho. Não foi encontrado nenhum estudo que tenha testado o efeito da redução da incerteza no mercado sobre taxas de desemprego entre diferentes grupos¹⁸.

Considerando que o ENEM é uma proxy da qualidade (não observável) da educação, então uma maior variação antes da divulgação deveria levar a uma maior variação dos salários nos meses iniciais de experiência profissional, gerando um efeito, *ceteris paribus*, de aumentar a taxa de desligamento. Se acompanhássemos um indivíduo antes da divulgação e no início da carreira, a discriminação de salários devido à nota média da escola no ENEM aumentaria à medida que o mercado aprendesse sobre a qualidade do trabalhador, levando a maior dispersão dos salários devido à dispersão do ENEM e a maiores taxas de desligamento.

Suponha que a produtividade do indivíduo seja dada pela equação¹⁹:

$$\mu_{it} = \alpha_1 \cdot s_{it} + \alpha_2 \cdot q_{it} + \varepsilon \quad (1)$$

Em que s_{it} é o vetor de variáveis conhecidas pelos agentes e por nós, como anos de escolaridade, idade, gênero; q_{it} é um vetor de variáveis não observáveis do trabalhador correlacionadas com a produtividade e é um erro aleatório. Se as notas médias da escola estão correlacionadas com a produtividade, o início da divulgação significa que essa variável passou

¹⁷ Demissões e saídas por vontade própria do emprego não são diferenciáveis na maioria dos modelos teóricos, apesar de que, na prática, rigidez de salários não pode ser negligenciada.

¹⁸ Gibbons e Katz (1991) testaram, ao contrário, se demissões sinalizavam que os trabalhadores eram de má qualidade no mercado de trabalho americano. Como controle, eles observaram trabalhadores que ficaram desempregados devido ao fechamento ou falência de uma fábrica, ou seja, por motivos que pouco informariam sobre a produtividade. Foram analisados os efeitos sobre salários.

¹⁹ De modo análogo ao exposto em Farber e Gibbons (1996).

do vetor q_{it} para o vetor s_{it} , ou seja, aumentou a variação explicada dos salários²⁰. Mais do que isso, o mercado passa a não aprender mais sobre as notas do ENEM com a experiência profissional do que já sabia no início da contratação – qualquer variação dos salários não se deve a esse aprendizado. Em suma, quanto maior fosse a variância do ENEM na cidade antes do início do processo de divulgação, e quanto mais as notas médias das escolas estivessem correlacionadas com fatores não-observáveis dos alunos, maior seria o aumento da dispersão dos salários com a experiência profissional. O impacto também deveria ser maior nas cidades em que a variação das notas médias entre as escolas mais explica a variação das notas individuais dos alunos.

Idealmente, gostaríamos de ter acesso a uma base combinada da PME e do ENEM, em que cada indivíduo apresenta um código único em ambas as bases²¹. Seria possível identificar o efeito da divulgação da nota de cada escola no ENEM sobre a progressão individual dos alunos concluintes do ensino médio no mercado de trabalho, juntando cada jovem trabalhador no mercado de trabalho à nota da escola no ENEM.

Na prática, os dados foram agrupados por ano e por “conjuntos de cidades”, sendo que as cidades foram separadas na PME analisando-se a variável “STRAT”²² e no ENEM por uma variável categórica igual ao nome da cidade. As maiores cidades de cada região metropolitana aparecem em grupos separados. Foram calculadas as notas médias na parte objetiva, na redação e uma média das duas notas por escola e, então, foram calculadas os desvios-padrões dessas notas por agrupamento de cidade em cada ano. Com isso, foi possível juntar observações a nível individual no mercado de trabalho, através dos dados da PME, com dados dos resultados do ENEM a nível de cidade, em cada ano. Esperamos captar o efeito da variação das notas médias do ENEM no ano anterior sobre características do desemprego em cada ano, pois a hipótese é que a divulgação das notas do ENEM só pode impactar no mercado de trabalho no ano seguinte.

Utilizando-se esse método, foram criados 54 agrupamentos de cidades em que ocorreram um *matching* entre os dados do ENEM e da PME. Para ser mais conservador, as análises foram feitas

²⁰ Supondo condições gerais de um mercado competitivo em que os agentes neutros ao risco maximizam o retorno esperado.

²¹ Embora não tenha sido possível ligar unicamente os indivíduos de cada base de dados – ou pelo menos indivíduos de mesmo setor censitário ou postal – melhorar o “*matching*” da nossa amostra é uma extensão natural, o que poderia ser feito através de modernas técnicas de georeferenciamento. Para exemplificar um possível desenvolvimento, ver Soares (2009).

²² A variável “STRAT” indica a proporção da amostra de cada município em cada região metropolitana. Essa proporção é bem parecida com a proporção da população do município no conjunto da RM, segundo o Censo Populacional de 2010 do IBGE. Os dados do censo também estão disponíveis no sítio do IBGE na internet.

utilizando uma divisão mais simples das seis regiões metropolitanas: a divisão entre capital e não-capital, o que resultou em um total de 12 agrupamentos em cada ano. Não foram encontradas diferenças substanciais nos resultados das duas amostras.

Foram utilizadas as notas em proficiência em matemática e português contidas no banco de dados do ENEM entre 2001 e 2008. Calculou-se uma média simples das notas nas disciplinas, de modo a se ter uma nota agrupada de cada aluno, então foram calculadas as notas médias das escolas. As especificações também foram feitas utilizando-se as notas das disciplinas em separado, nas no geral não houve modificações substanciais. Após calculadas as notas médias agrupadas das escolas, foram calculadas as variâncias dessas notas médias em cada cidade e ano, variáveis sobre as quais foi realizado o *matching* dos dados²³.

3.2. Impactos sobre a rotatividade

Os dados da PME permitem o acompanhamento de um mesmo indivíduo por no máximo quatro meses consecutivos, mas mesmo assim com uma taxa de atrito muito alta. Define-se a seguir uma variável chamada “emprego novo” com as seguintes características: se um indivíduo é visto em um mês genérico, $t-1$, sem emprego e então ele aparece no mês t empregado, a variável assume valor 1 em t , 0 caso contrário. Se o mesmo indivíduo tornar-se desempregado no mês 3 ou no mês 4, chamamos esse fenômeno de “desemprego novo”, sobre o qual definimos o valor 1, e definimos 0 se ele continuar empregado nesses meses. O desemprego novo também é igual a 1 se o trabalhador passar ao estado desempregado em até 18 meses após ter entrado em um emprego novo²⁴.

As regressões foram feitas com todos os trabalhadores de 10 a 30 anos ao longo dos meses entre 2002 e 2010, de modo que se ganhou muito em consistência. Foram geradas, para cada

²³ A maioria dos cálculos foi feita no *software* STATA. O processo descrito é implementado utilizando-se o comando *collapse* no banco do ENEM, sobre os pares ano - cidade, e então utilizando o comando *merge* para juntar ligar esses pares ao banco da PME.

²⁴ Os resultados não são muito diferentes quando se considera apenas os 4 meses consecutivos da pesquisa. Apesar de não termos garantir que o trabalhador continuou no mesmo emprego, as características do painel rotativo da PME permitem a análise dos efeitos médios. Ver Sergei (2008).

cidade, variáveis de *lag* do desvio-padrão das notas médias das escolas no ENEM do ano anterior, além de interações dessa variável com uma *dummy* de divulgação (= 1 se o ano for maior que 2005, 0 c.c.), com uma *dummy* de escolaridade média (= 1 se o trabalhador for de escolaridade média, 0 c.c.) e uma interação conjunta dessas 3 variáveis. A equação foi regredida utilizando-se o Modelo de Probabilidade Linear (MPL), o modelo probit, além de uma regressão em painel utilizando-se as diferenças em efeitos fixos²⁵. Esse último método tem a vantagem de explorar a característica de painel rotativo da PME, de modo que elimina-se possíveis vieses relacionados a efeitos constantes entre os mesmos indivíduos que podem estar correlacionados com a variação das notas da escola no ENEM em cada cidade e que não foram controlados. A equação 2 resume a especificação utilizada:

$$\begin{aligned}
 \text{Desligamento} = & \alpha_1.\text{gênero} + \alpha_2.\text{idade} + \alpha_3.\text{idade}^2 + \alpha_4.\text{cor} + \alpha_5.\text{CAre} + \alpha_6.\text{CAsl} + \\
 & \alpha_7.\text{CArj} + \alpha_8.\text{CAsp} + \alpha_9.\text{CAbh} + \alpha_{10}.\text{CApoa} + \alpha_{11}.\text{ensino médio} + \\
 & \alpha_{12}.\text{lag_sd(ENEM)} + \beta_1\text{ensino médio} * \text{dummy de divulgação} + \quad (2) \\
 & \beta_2\text{ensino médio} * \text{lag.sd(ENEM)} + \\
 & \beta_3\text{ensino médio} \times \text{lag.sd(ENEM)} \times \text{dummy de divulgação} + \varepsilon
 \end{aligned}$$

Os resultados para o modelo simples de diferenças em diferenças são apresentados na tabela 6. Existem evidências de um impacto negativo da divulgação sobre as probabilidades de desligamento dos trabalhadores de nível médio, quando se compara o conjunto de meses após a divulgação com o conjunto de meses anteriores à divulgação. De fato, a variável de interação indica que o efeito da variância das notas para esses trabalhadores após a divulgação (variável $l_ENEM_sd_cidade * dum_divulgação * ensino_medio$) é negativo e significativo para três das quatro especificações, variando de -0,6%, quando se restringe a idade em 16 a 21 anos, a -4,2% no modelo probit.

²⁵ Para mais detalhes sobre os métodos de estimação que foram utilizados, como MQO simples, probit e painéis em efeito fixos, ver Wooldridge (2002).

Tabela 6: Impactos sobre a taxa de desligamento dos trabalhadores de ensino médio (entre 9 e 11 anos de escolaridade) - diferenças em diferenças

Variáveis de controle	MPL	PROBIT	Idade entre 16 e 21 anos	Efeitos fixos
<i>Dummy</i> de gênero (homem=1)	-0.002 (0.003)	-0.026 (0.019)	0.021*** (0.005)	-0.07 (0.135)
Idade calculada	0.024*** (0.004)	0.127*** (0.024)	0.131*** (0.04)	0.370*** (0.11)
Idade ²	-0.001*** (0)	-0.003*** (0.001)	-0.003** (0.001)	-0.003 (0.002)
<i>Dummy</i> de raça (branco=1)	-0.018*** (0.003)	-0.111*** (0.02)	0.007 (0.005)	0.02 (0.038)
<i>Dummy</i> de capital:rj	0.038*** (0.009)	0.312*** (0.062)	-0.023 (0.017)	
<i>Dummy</i> de capital:sp	0.063*** (0.006)	0.406*** (0.033)	0.025* (0.01)	
<i>Dummy</i> de capital: bhte	0.050*** (0.007)	0.370*** (0.04)	-0.007 (0.012)	
<i>Dummy</i> de capital: poal	0.025*** (0.008)	0.204*** (0.045)	-0.019 (0.012)	
<i>Dummy</i> de capital:recife	0.064*** (0.008)	0.378*** (0.038)	0.024 (0.012)	
<i>Dummy</i> de capital: São Paulo	0.055*** (0.009)	0.400*** (0.051)	-0.005 (0.015)	
<i>Dummy</i> de escolaridade média (9 a 11 anos)	-0.020*** (0.004)	-0.114*** (0.027)	-0.037*** (0.006)	-0.035 (0.019)
I_ENEM_sd_cidade	-0.006*** (0.001)	-0.047*** (0.007)	0.002 (0.002)	0.088*** (0.012)
I_ENEM_sd_cidade * ensino_medio	0.002*** (0.001)	0.012*** (0.003)	0.002* (0.001)	0.001 (0.003)
I_ENEM_sd_cidade * dum_divulgação	-0.002* (0.001)	-0.010* (0.004)	0 (0.001)	0.068*** (0.006)
I_ENEM_sd_cidade * ensino_medio* dum_divulgação	-0.006*** (0.001)	-0.042*** (0.005)	-0.005*** (0.002)	0 (0.004)
Constante	-0.118** (0.041)	-2.364*** (0.261)	-1.141** (0.366)	-7.654*** (1.253)
R ²	0.018	0.0305	0.015	0.029
Observações	41262	41262	18072	41262

Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos. * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

A tabela 6 também mostra que a variação do ENEM era positivamente correlacionada com a probabilidade de desligamento dos jovens de escolaridade média antes da divulgação. O efeito máximo, significativo a 1%, é de 1,2% sob o modelo probit. Sem controlar pela variação do ENEM, a taxa de desligamento parece ser menor entre os jovens de escolaridade média, até cerca de -11% no modelo probit, novamente significativo a 1%. Ou seja, a variação do ENEM exerce um efeito não negligenciável na taxa de desligamento dos jovens de escolaridade média.

A divulgação pode ter impactado sobre outros parâmetros que influenciam, por exemplo, a probabilidade de um desempregado iniciar um novo trabalho. Em especial, menores taxas de desligamento podem levar os desempregados a esperar mais para aceitar uma proposta²⁶. A tabela 7 refaz o exercício da tabela anterior, substituindo a variável dependente “*dummy* de desligamento” por uma *dummy* igual a 1 em t se um desempregado no período t-1 encontra emprego no período t, 0 em caso contrário. O modelo de efeitos fixos será omitido devido à baixa variação das variáveis explicativas.

²⁶ Para uma análise mais detalhada sobre modelos de *search* e possíveis impactos da queda na taxa de desligamento e aumento da qualidade do *mactching*, ver Wright(2005).

Tabela 7: Impactos sobre a probabilidade de encontrar emprego

Variáveis de controle	MPL	Probit	Idade entre 16 e 21 anos
<i>Dummy</i> de gênero (homem=1)	-0.025*** (0.000)	-0.184*** (0.003)	-0.032*** (0.001)
Idade calculada	-0.049*** (0.001)	-0.183*** (0.004)	-0.082*** (0.011)
Idade ²	0.001*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.002*** (0.000)
<i>Dummy</i> de raça (branco=1)	-0.014*** (0.000)	-0.088*** (0.003)	-0.057*** (0.001)
<i>Dummy</i> de capital: rj capital	-0.053*** (0.001)	-0.446*** (0.01)	-0.022*** (0.003)
<i>Dummy</i> de capital: sp capital	-0.050*** (0.001)	-0.415*** (0.006)	-0.032*** (0.002)
<i>Dummy</i> de capital: bhte capital	-0.002 (0.001)	-0.017* (0.007)	0.035*** (0.003)
<i>Dummy</i> de capital: poa capital	-0.004** (0.001)	-0.022** (0.008)	0.033*** (0.003)
<i>Dummy</i> de capital: recife capital	0.018*** (0.001)	0.109*** (0.008)	0.060*** (0.003)
<i>Dummy</i> de capital: sao paulo capital	-0.042*** (0.001)	-0.311*** (0.009)	-0.032*** (0.003)
<i>Dummy</i> de ensino médio	0.056*** (0.003)	0.189*** (0.014)	0.095*** (0.005)
I_ENEM_sd_cidade	-0.002*** (0.000)	-0.013*** (0.001)	-0.006*** (0.000)
I_ENEM_sd_cidade*ensino_médio	-0.005*** (0.000)	-0.008*** (0.002)	-0.010*** (0.001)
I_ENEM_sd_cidade*dummy_divulgacao	0.003*** (0.000)	0.026*** (0.000)	0.000** (0.000)
I_ENEM_sd_cidade*ensino_médio* dum_divulgacao	0.003*** (0.000)	0.007*** (0.001)	0.009*** (0.000)
Constante	0.799*** (0.010)	1.634*** (0.046)	1.188*** (0.101)
R ²	0.04	0.0467	0.047
Observações	1297960	1297960	371220

Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos. * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

A divulgação das notas médias do ENEM levou a uma maior taxa de contratação dos jovens de escolaridade média – um impacto que oscilou entre 0,3% e 0,9%, significativa a 1%. Em geral, menores taxas de desligamento estão associadas a mais utilidade em procurar emprego. Ou seja, os desempregados deveriam ficar mais pacientes em relação às ofertas de trabalho quando o desligamento é menor. Por outro lado, o impacto da divulgação pode ter sido especialmente forte do lado da demanda de trabalho. Se o ajuste informativo tiver sido suficientemente alto, é possível que a divulgação tenha propiciado aos empregadores demitir menos e contratar mais – o que sugere fortemente um aumento na qualidade do *matching*.

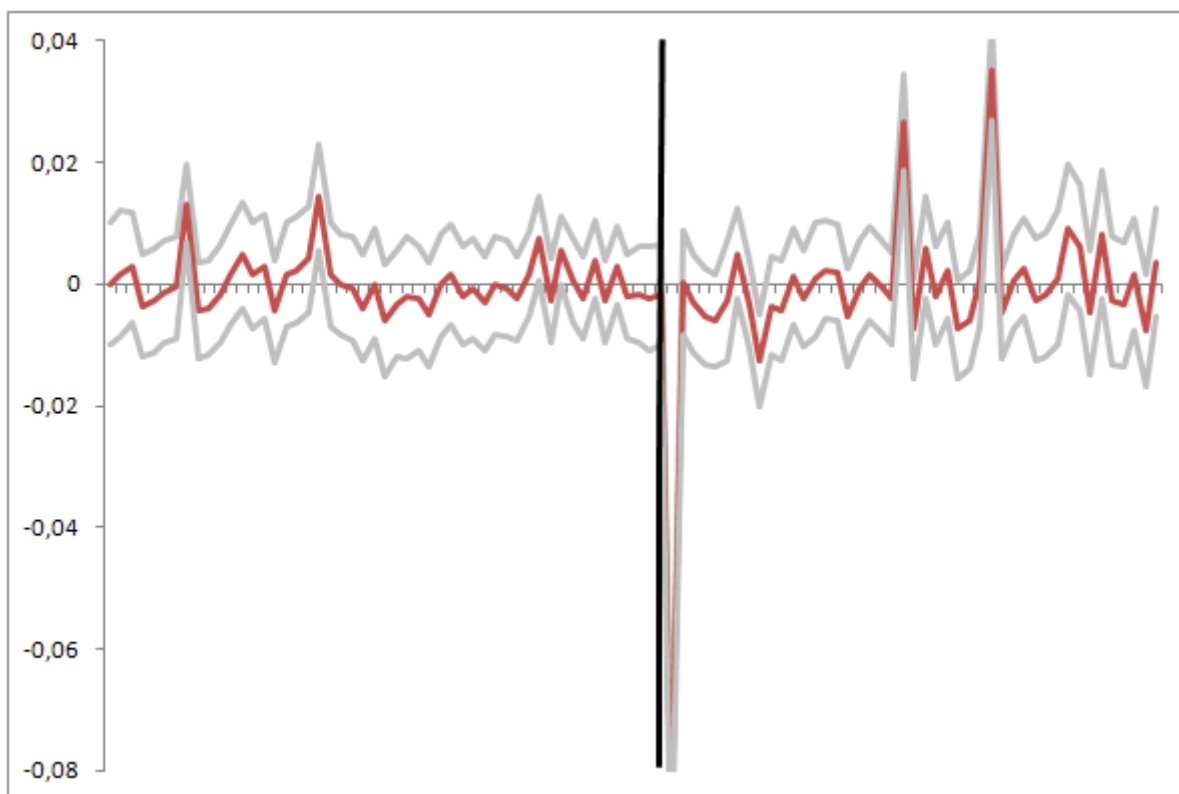
A seguir, utilizamos regressões mensais em que a variável dependente é uma *dummy* igual a 1 em t se o desempregado em t-1 for contratado em t, 0 em caso contrário:

$$\begin{aligned} \text{Dummy Contratação} = & \alpha_1.g\acute{e}n\acute{e}ro + \alpha_2.idade + \alpha_3.idade^2 + \alpha_4.cor + \alpha_5.CAre + \\ & \alpha_6.CAsl + \alpha_7.CArj + \alpha_8.CAsp + \alpha_9.CAbh + \alpha_{10}.CApoa + \alpha_{11}.ensino\ m\acute{e}dio + \\ & \alpha_{12}.lag_sd(ENEM) + \beta.ensino_m\acute{e}dio \times lag_sd(ENEM) + \varepsilon \end{aligned} \quad (3)$$

Os valores de β para cada mês são sintetizados no gráfico 6. O valor do coeficiente não é estatisticamente diferente de 0 na maioria dos meses, e não parece ter ocorrido nenhuma mudança substancial após a divulgação²⁷.

²⁷ Os resultados da regressão mensal com a “*dummy* de desligamento” como variável dependente apresentaram grande oscilação e foram omitidos. Os valores mensais das variáveis de interesse apresentam grande influência de ciclos sazonais da economia.

Gráfico 6: Efeito da divulgação sobre probabilidade mensal de conseguir um emprego



Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos. 1297960 de observações.

3.2 Impactos sobre a decisão de entrar na força de trabalho

A disponibilidade de novas informações no mercado pode ter impactado na percepção dos agentes sobre o valor de procurar emprego, ou seja, pode ter alterado as probabilidades de uma pessoa de escolaridade média estar na força de trabalho, a PEA (População Economicamente Ativa). A análise descritiva mostrou que as pessoas de nível médio entre 10 e 30 anos apresentam altas taxas de participação no mercado de trabalho, apesar de apresentar altas taxas de desemprego. Vimos no entanto que a taxa de participação dos trabalhadores de ensino médio é alta e crescente com o tempo, o oposto ocorrendo com o ensino fundamental. A divulgação pode ter impactado na decisão das pessoas participarem do mercado, seguindo a hipótese que o efeito foi maior nas cidades que apresentavam maior variação do ENEM antes da divulgação. A tabela 8 mostra os resultados de uma regressão em diferenças em diferenças em que a variável dependente é uma *dummy* binária igual a 1 se a pessoa estiver na PEA, 0 em caso contrário.

Tabela 8: Impactos sobre a probabilidade de estar na PEA

	MPL	PROBIT	Entre 16 e 21 anos
Dummy de gênero (homem=1)	0.101*** (0.000)	0.462*** (0.002)	0.059*** (0.001)
Idade calculada	0.180*** (0.000)	0.962*** (0.002)	0.611*** (0.007)
Idade ²	-0.003*** (0.000)	-0.019*** (0.000)	-0.014*** (0.000)
Dummy de raça (branco=1)	0.006*** (0.000)	0.035*** (0.002)	0.014*** (0.001)
Dummy de capital: rj capital	-0.061*** (0.001)	-0.283*** (0.005)	-0.157*** (0.003)
Dummy de capital:sp capital	0.036*** (0.001)	0.136*** (0.003)	0.085*** (0.002)
Dummy de capital: bhte capital	-0.002* (0.001)	-0.020*** (0.004)	-0.041*** (0.002)

<i>Dummy</i> de capital: poa capital	-0.019*** (0.001)	-0.083*** (0.005)	-0.072*** (0.003)
<i>Dummy</i> de capital: recife capital	-0.091*** (0.001)	-0.345*** (0.004)	-0.170*** (0.002)
<i>Dummy</i> de capital: sao paulo capital	-0.037*** (0.001)	-0.156*** (0.004)	-0.122*** (0.002)
Dummy de ensino médio	0.003 (0.002)	0.106*** (0.008)	-0.001 (0.003)
I_ENEM_sd_cidade	0.002*** (0.000)	0.009*** (0.001)	0.005*** (0.000)
Ensino_médio*I_ENEM_sd_cidade	-0.012*** (0.000)	-0.035*** (0.001)	-0.006*** (0.000)
Dum_divulgação*I_ENEM_sd_cidade	-0.001*** (0.000)	0.002*** (0.000)	-0.003*** (0.000)
Ensino_médio*L_ENEM_sd_cidade *dum_divulgação	0.006*** (0.000)	0.015*** (0.001)	0.005*** (0.000)
Constante	-1.743*** (0.002)	-11.553*** (0.021)	-6.090*** (0.065)
R ²	0.424	0.3914	0.175
Observações	3138354	3138354	897406

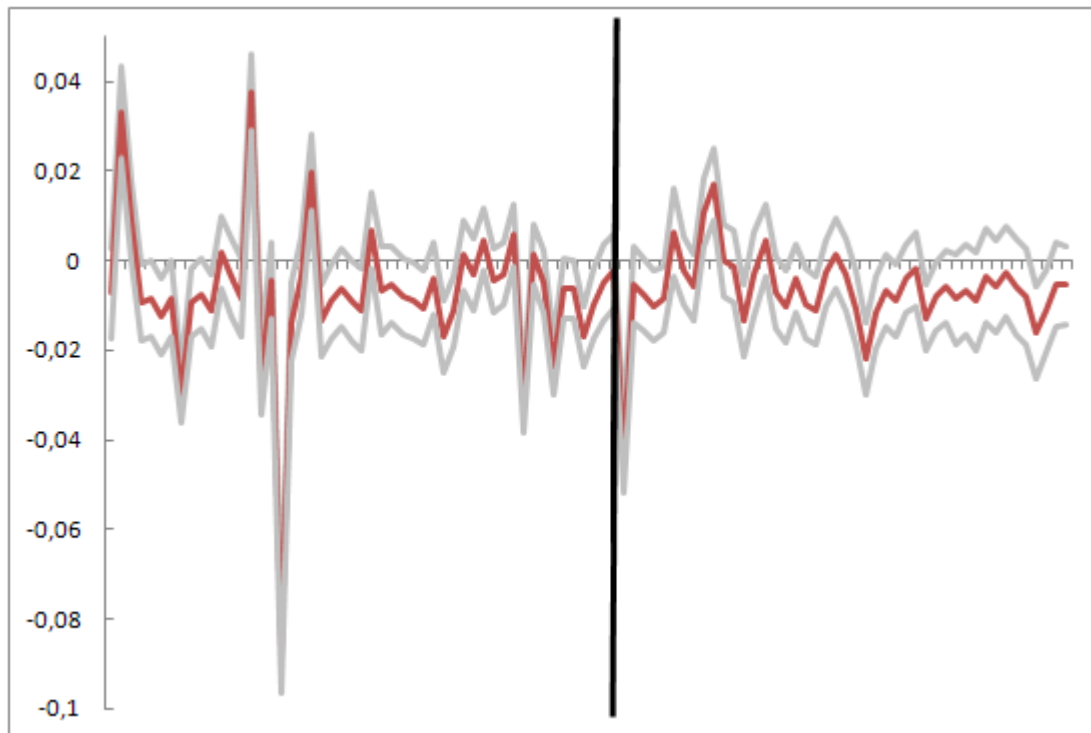
Fonte: PME. Trabalhadores entre 10 e 30 anos. * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

A tabela 8 mostrou que houve um impacto de 0,5% a 1,5% de aumento na probabilidade de uma pessoa com escolaridade entre 10 e 30 anos estar na PEA, o que seria uma consequência razoável se a divulgação do ENEM tiver contribuído para ter reduzido a taxa de desligamento entre os jovens de escolaridade média. A regressão em que se registrou maior impacto foi feita usando um modelo probit, e as 3 especificações apresentaram coeficientes de determinação (R^2) relativamente altos. A seguir regredimos para cada mês entre 2002 e 2010 a variável indicadora de participação na PEA sobre variáveis explicativas, o desvio padrão das notas do ENEM do ano anterior e uma interação dessa variação com uma variável que indica se a pessoa é de nível médio, de acordo com a equação 4:

$$\begin{aligned} \text{Dummy PEA} = & \alpha_1.\text{gênero} + \alpha_2.\text{idade} + \alpha_3.\text{idade2} + \alpha_4.\text{cor} + \alpha_5.\text{CAre} + \alpha_6.\text{CAsl} + \\ & \alpha_7.\text{CArj} + \alpha_8.\text{CAsp} + \alpha_9.\text{CAbh} + \alpha_{10}.\text{CApoa} + \alpha_{11}.\text{ensino médio} + \\ & \alpha_{12}.\text{lag_sd(ENEM)} + \beta.\text{ensino_médio} \times \text{lag_sd(ENEM)} + \varepsilon \end{aligned} \quad (4)$$

O gráfico 7 mostra os valores de β para cada mês entre 2002 e 2010. Percebe-se que uma maior variação do ENEM antes da divulgação estava associada à uma menor probabilidade dos jovens de escolaridade média participarem da força de trabalho. Esse efeito parece ter se tornado na maioria das vezes insignificante após a divulgação; apesar de que ainda oscilando para valores negativos, a volatilidade permaneceu bem menor a partir de 2006. O resultado condiz com a hipótese que a influência da variação do ENEM sobre as decisões de participação na força de trabalho passou a ser insignificante após a divulgação.

Gráfico 7: Impacto da variação do ENEM sobre probabilidade de estar na PEA



3.3. Impactos sobre a curva de “U invertido”

A seguir, considera-se o efeito agregado do ENEM sobre o desemprego. Sob a hipótese de que o desemprego dos jovens de escolaridade média era causado por um problema de informação, como em Camargo e Reis (2005 e 2007), a divulgação do ENEM deve ter reduzido esse ruído. O problema do desemprego devido à incerteza era sobretudo um problema dos jovens com pouca experiência no mercado, de modo que um impacto esperado da divulgação era a redução do desemprego desse grupo²⁸.

A especificação utilizada foi um método de diferenças em diferenças em que o experimento considerado foi a divulgação exógena das notas médias das escolas no ENEM do ano anterior. A tabela 9 resume os resultados. Os coeficientes das variáveis explicativas em geral tem o sinal esperado e são significativos. O desemprego era cerca de 1 a 3,5% maior para os trabalhadores de escolaridade média (9 a 10 anos) antes da divulgação, por fatores que não eram devidos à variância do ENEM. Além disso, o desvio padrão do ENEM em cada cidade e o desemprego estavam positivamente correlacionados entre os trabalhadores de nível de escolaridade médio, como mostra o coeficiente da variável “dumniveis_esc5*1_ENEM_sd_cidade”. O efeito da divulgação sobre todos os trabalhadores (dum_divulgacao*1_ENEM_sd_cidade) parece ter sido dúbio: embora de magnitude sempre muito baixa, o coeficiente é significativo a 1% e positivo utilizando-se MQO ou probit, mas torna-se negativo sob efeitos fixos.

O interesse recai sobre o efeito da divulgação das notas sobre os trabalhadores de escolaridade média (variável “dum_divulgacao* dumniveis_esc5* 1_ENEM_sd_cidade”). O efeito é significativo a 1% e negativo utilizando-se MQO ou probit ou a especificação alternativa das idades, variando em magnitude entre -0,2% e -2%, o que parece mostrar que de fato o efeito da divulgação do ENEM foi de reduzir o desemprego para trabalhadores de nível médio, embora a uma taxa muito baixa em valor absoluto. Considerando-se efeitos fixos, o efeito encontrado foi nulo, provavelmente devido à baixa variação das variáveis explicativas. Quanto maior fosse a variância das notas divulgadas em cada localidade, maior seria a capacidade de discriminação

²⁸Camargo e Reis (2005) encontram evidências que o alto desemprego dos jovens de escolaridade mediana na década de 90 era causado por um problema de incerteza e grande heterogeneidade no mercado de trabalho. Analogamente à Akerlof (1970), a incerteza quanto à produtividade nesse grupo levaria à uma subutilização pelo mercado.

naquele local e nesse grupo, o que teoricamente iria aumentar a eficiência alocativa e o emprego. A variância é corrigida por heterocedasticidade²⁹.

Uma maior variância do ENEM parecia estar associada a maior desemprego antes da divulgação, considerando-se apenas os trabalhadores de ensino médio – em três dos quatro modelos a interação das variáveis “lag do desvio padrão do ENEM” e “escolaridade média” apresenta efeito significativo e positivo (alto) sobre o desemprego. Porém, quando consideramos apenas os trabalhadores entre 16 e 21 anos, esse efeito torna-se positivo (cerca de 6%).

Tabela 9: Impactos na taxa de desemprego por diferenças em diferenças corrigindo por heterocedasticidade (variância robusta)

Variáveis de controle	MQO	PROBIT	Idade entre 16 e 21 anos	Efeitos fixos
<i>Dummy</i> de gênero (homem=1)	-0.110*** (0.001)	-0.405*** (0.002)	-0.073*** (0.001)	-0.013 (0.011)
Idade calculada	-0.044*** (0.001)	-0.111*** (0.003)	0.306*** (0.011)	-0.068*** (0.005)
Idade ²	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	-0.009*** (0.000)	0.001*** (0.000)
<i>Dummy</i> de raça (branco=1)	-0.015*** (0.001)	-0.054*** (0.002)	-0.091*** (0.001)	-0.003 (0.002)
<i>Dummy</i> de capital – rj	-0.056*** (0.002)	-0.235*** (0.007)	-0.125*** (0.004)	
<i>Dummy</i> de capital – sp	0.007*** (0.001)	0.011** (0.004)	-0.076*** (0.002)	
<i>Dummy</i> de capital - bhte	-0.051*** (0.001)	-0.199*** (0.006)	-0.098*** (0.003)	
<i>Dummy</i> de capital –poa	-0.051*** (0.002)	-0.206*** (0.007)	-0.036*** (0.003)	
<i>Dummy</i> de capital recife	0.030*** (0.002)	0.109*** (0.006)	0.027*** (0.003)	
<i>Dummy</i> de capital – Salvador	0.060*** (0.002)	0.203*** (0.006)	0.042*** (0.003)	
<i>Dummy</i> de escolaridade 9 a 10 anos (dumniveis_esc5)	0.035***	0.099***	-0.006	0.005

²⁹ Os valores estimados quando se corrige a heterocedasticidade do erro pelos *clusters* a nível de indivíduo no painel da PME foram menos significantes, provavelmente devido à alta taxa de atrito da pesquisa.

	(0.003)	(0.010)	(0.005)	(0.005)
<i>Lag</i> da variância do ENEM por cidade (I_ENEM_sd_cidade)	-0.002***	-0.009***	0.006***	-0.006***
	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.001)
dumniveis_esc5*I_ENEM_sd_cidade	0.007***	0.025***	0.011***	-0.000
	(0.000)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
dum_divulgacao*I_ENEM_sd_cidade	0.004***	0.015***	-0.000	-0.003***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
dum_divulgacao*dumniveis_esc5* I_ENEM_sd_cidade	-0.005***	-0.019***	-0.002***	0.000
	(0.000)	(0.001)	(0.000)	(0.000)
Constante	0.932***	1.253***	-2.088***	1.212***
	(0.011)	(0.034)	(0.102)	(0.058)
R ²	0.053	0.0519	0.074	0.003
Observações	1.629.065	1.629.065	506.532	1.629.065

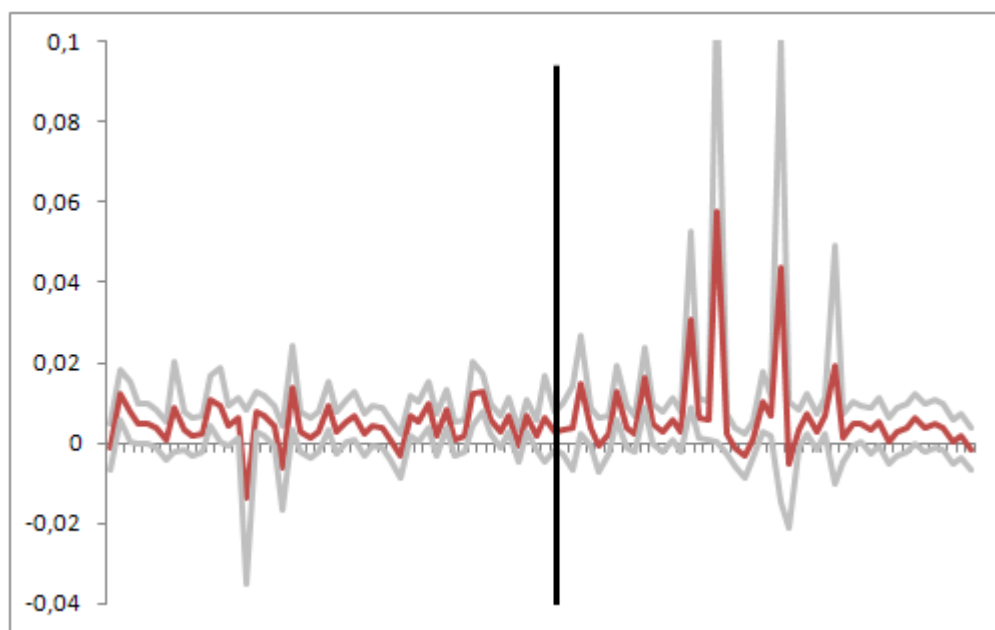
Fonte: PME e ENEM. Trabalhadores entre 15 e 25 anos * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

Consideramos a seguir, para cada mês entre 2002 e 2009, uma regressão em que a variável dependente é uma *dummy* binária igual a 1 se o trabalhador estiver desempregado, e 0 se estiver empregado. Utiliza-se portanto apenas os indivíduos na População Economicamente Ativa. As variáveis independentes são fatores correlacionados com a produtividade no mercado de trabalho, como raça, gênero e idade, além de uma variável igual ao desvio padrão das notas médias das escolas, por cidade e relativas ao ano anterior, e uma interação desse desvio-padrão com uma *dummy* binária igual a 1 se o trabalhador for de ensino médio – entre 9 e 11 anos de escolaridade –, 0 em caso contrário. O mais esperado seria que o impacto das notas das escolas no ENEM sobre a performance dos trabalhadores de ensino médio fosse nulo ou positivo antes da divulgação, e passasse a ter um impacto insignificante a partir de fevereiro de 2006, quando foram divulgadas as notas relativas à 2005. A partir da divulgação, uma vez que o mercado tivesse acesso às notas médias, a variação não deveria provocar qualquer variação de salários devido ao aprendizado das notas do ENEM.

O gráfico 8, com os valores do coeficiente da interação para cada mês, mostra que o impacto da variância do ENEM sobre a probabilidade de desemprego era positiva antes da divulgação,

como esperado, e o efeito passou a ser ainda maior após a divulgação³⁰. Ou seja, o gráfico mostra que a divulgação do ENEM³¹ (foi feita uma reta vertical no mês da divulgação) impactou negativamente no emprego dos trabalhadores de nível médio – embora os valores absolutos sejam bem reduzido. A partir de 2006, o efeito passa a ser maior, o que indica que a divulgação pode ter tido um efeito, *ceteris paribus*, de aumentar o desemprego dos jovens de escolaridade média, apesar do canal em que isso ocorre não ser claro. Os efeitos foram particularmente fortes nos anos de 2007 e 2008. O problema desse método é que a variação das notas das escolas pode estar relacionada a uma série de outros fatores que variam entre as cidades, muitos deles observáveis no mercado mesmo antes da divulgação, e que afetam o equilíbrio no mercado de trabalho. Apesar de haver grandes probabilidades de um impacto negativo da variação antes da divulgação, o impacto sobre as taxas de desemprego deve ser analisado tendo-se em vista as outras variáveis que afetam o mercado.

Gráfico 8: Impacto da variação do ENEM sobre probabilidade de desemprego



Fonte: PME e ENEM. Intervalo de confiança de 95%.

³⁰ O gráfico foi feito utilizando-se trabalhadores entre 15 e 25 anos. Não foram encontrados nenhum impacto utilizando-se trabalhadores com idade entre 10 e 30 anos.

³¹ Os meses são contados de 1 a 96, em que 1 corresponde a janeiro de 2002 e 96 representa dezembro de 2009. A divulgação ocorreu pela primeira vez em fevereiro de 2006, correspondente ao mês 50.

3.4. Outra especificação

Os métodos relacionados apresentam a desvantagem de desconsiderar várias das informações presentes no banco de dados do questionário socioeconômico do ENEM, constituído pelas respostas que os alunos entregam na hora da aplicação da prova³². A dispersão da notas do ENEM pode estar relacionada com a dispersão de outros fatores sócio-econômicos, muitos deles observáveis no mercado. Além disso, as notas médias das escolas podem inferir pouco sobre as notas individuais dos alunos. Ou seja, a revelação da heterogeneidade entre as escolas pouco informaria sobre a heterogeneidade entre os alunos.

Espera-se que quanto maior a variação das notas individuais (*proxies* das produtividades individuais) explicada pela variação das notas médias entre as escolas, maior seria o efeito da divulgação do ENEM. Grande parte da variação nos salários devido à heterogeneidade (correlacionada com ENEM) entre os alunos seria reduzida, implicando em menores taxas de desligamento.

Desse modo, utilizou-se uma regressão auxiliar em que as notas individuais dos alunos são utilizadas como variáveis dependentes de uma regressão que utiliza outras variáveis observáveis no mercado de trabalho:

$$notas\ individuais_t = X_t'\beta + \varepsilon$$

Regrediu-se essa equação para cada par de cidade e ano, coletando os coeficientes de determinação (R^2), chamados de “ R^2 reduzidos”, de cada par de cidade e ano. Acrescenta-se a essa regressão – em que os erros são corrigidos por heterocedasticidade a nível de escola – as notas médias da escola do aluno no anterior:

$$notas\ individuais_t = X_t'\beta + média\ da\ escola_{t-1} + \varepsilon$$

³² O principal objetivo do questionário é captar informações sobre o nível econômico e cultural das famílias dos alunos.

Chamamos os R^2 's dessas regressões em cada ano de “ R^2 ampliados”. Calculou-se para cada par cidade/ano a diferença entre os coeficientes de determinação “ampliados” e “reduzidos”, criando a variável chamada “ R^2 líquido”:

$$R^2_{\text{líquido}} = R^2_{\text{ampliado}} - R^2_{\text{reduzido}}$$

Criamos interações do “ R^2 líquido” com as variáveis indicadoras de escolaridade média - 9 a 11 anos. O “ R^2 líquido” representa, para cada cidade e ano diferente, a variação das notas de cada aluno no ENEM que pode ser explicada pela variação entre as escolas; ou seja, é a parte da nota individual que passou a ser explicada pela divulgação exógena da nota média da escola no ano anterior³³. Se a hipótese de que o choque informacional da divulgação do ENEM foi significativo, devemos esperar que o “ R^2 líquido” tenha passado a ser significativo a partir de 2006, e deveria impactar negativamente tanto no desemprego novo, quanto no evento do desemprego – se o problema dos jovens de escolaridade for mesmo informacional, como diz parte da literatura.

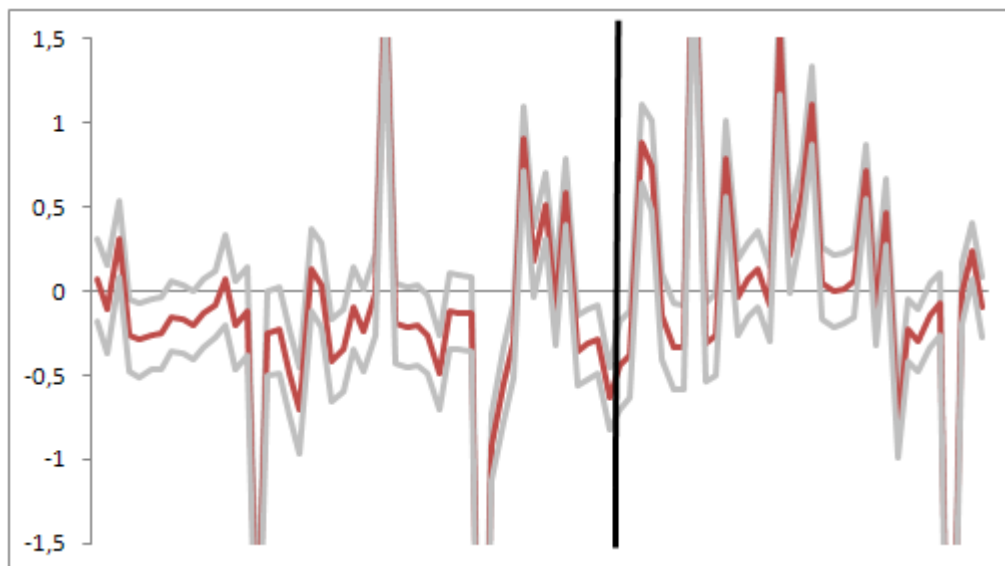
Os resultados da regressão em que se adicionou os R^2 líquidos estão resumidos no gráfico 9 com dados de 2001 a 2008. Optou-se por manter nessa regressão o R^2 reduzido, pois ele se refere à variação das variáveis presentes antes e depois da divulgação. O coeficiente do R^2 líquido tem uma oscilação menor, muitas vezes aparece entre -0,5 e 0,5, mas a tendência mostrada é clara: antes da divulgação, o efeito do R^2 líquido, a porcentagem da variação das notas individuais explicadas pela variação das notas médias entre as escolas, era negativo, e passou a ser positivo após a divulgação. Depois de um forte aumento inicial após a divulgação, o valor do coeficiente passou a decair a partir do final de 2008³⁴. O método foi utilizado utilizando como variáveis dependentes o desligamento em um emprego novo, a probabilidade de contratação de um desempregado e a probabilidade de participação na PEA, mas não foram encontrados quaisquer resultados significativos³⁵.

³³ A adição das notas médias das escolas aumenta bastante o R^2 da regressão das notas individuais, de modo que o R^2 líquido permanece em valores não muito baixos.

³⁴ No apêndice B, são utilizados procedimentos semelhantes utilizando regressões auxiliares de salários. Os coeficientes das regressões em que se utilizaram as outras variáveis dependentes de interesse apresentaram grande variação e foram omitidos.

³⁵ Devido às dificuldades já consideradas, não foi possível obter um resultado conclusivo do impacto da divulgação sobre a taxa agregada de desemprego aberto.

Gráfico 9: Efeito da variação explicada das notas individuais sobre desemprego



Fonte: PME e ENEM. Intervalo de confiança de 95%.

4. Conclusões

Este trabalho analisou os possíveis impactos do Exame Nacional do Ensino Médio – o ENEM – sobre a rotatividade no mercado de trabalho. As notas médias das escolas nesse exame passaram a ser divulgadas em 2006 pelo Ministério da Educação. Esperávamos que os trabalhadores com nível de escolaridade médio seriam beneficiados com esse evento, uma vez que o mercado teria mais acesso a informações sobre suas produtividades. O efeito seria de diminuir a taxa de desligamento dos trabalhadores de ensino médio. Além disso, como parte do desemprego desses trabalhadores parece estar associado a um problema de informação, procuramos analisar possíveis efeitos nessa taxa agregada.

Vários fatores afetam os fluxos de transição para o desemprego ao longo do tempo. Adicionamos às principais regressões de diferenças em diferenças variáveis indicadoras do PIB e da inflação, o que ajuda a controlar por mudanças estruturais e ciclos da economia. Existem evidências de queda da taxa de desligamento nos períodos iniciais em um novo emprego após a divulgação, que podem ter chegado a até 1,5%. A hipótese é que, com o acesso à mais informações no momento da contratação, o salário real é ajustado a um nível mais eficiente e varia menos com o tempo, ou seja, a qualidade do *matching* aumenta.

A divulgação do ENEM também contribuiu no sentido de aumentar a taxa em que os desempregados encontram um emprego. A menor taxa de desligamento deve ter aumentado o valor de um desempregado procurar trabalho, porém o aumento da qualidade do *matching* pode ter contribuído para aumentar a contratação. A estimação desses impactos são robustos à qualquer problema amostral constante no tempo, devido à exogeneidade da divulgação do ENEM.

As regressões em diferenças em diferenças mostraram um aumento na taxa de participação na PEA entre os jovens de escolaridade média. Esses resultados condizem com as evidências de menores taxas de desligamento, o que aumenta o valor de se estar na força de trabalho. Pensando que o impacto do ENEM deve ter sido sobretudo de aumentar a qualidade do *matching*, parece plausível que uma das consequências tenha sido de aumentar a taxa de participação na PEA entre aqueles que estudaram até o ensino médio.

As conclusões apresentadas são mais relevantes quando se tem em vista os objetivos almejados com o ENEM. O objetivo central é que o exame sirva como um tipo de avaliação externa da educação de nível médio. Um passo importante foi dado em 2009, quando o ENEM passou a seguir a TRI – Teoria da Resposta ao Item, o que permitiu o acompanhamento da evolução da mesma escola ao longo dos anos. A divulgação do exame pretendeu atender o requisito de informar à população sobre a qualidade relativa das escolas, e uma das maiores preocupações dos alunos e das famílias é sobre os efeitos da escolaridade no mercado de trabalho.

Referências

- AKERLOF, G. The market for 'lemons': quality uncertainty and the market mechanism. *The quarterly journal of economics*, vol. 84, 1970
- ALTONJI, J. G. , Employer learning and statistical discrimination. *Quarterly Journal of Economics*, 2001, v116(1, Feb), 313-350. 2001
- ALTONJI, J. G. , Employer Learning, Statistical Discrimination and Occupational Attainment. *The American Economic Review*, Vol. 95, No. 2, pp. 112-11 2005
- ALTONJI, J. G. , The Market for 'Lemons': Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 84(3), pages 488-500, 1970
- ANGRIST, J., PISCHK, J. Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion. *Princeton University Press*, 2009
- AUTOR, D.; KATZ, L.; KRUEGER, A. Computing inequality: have computers changed the labor market?. *Quarterly Journal of Economics* 113: 1169-1213. 1998
- BAR-ISAAC, H.; JEWITT; LEAVER Information and human capital management *Series Working Papers*, 367, University of Oxford, Department of Economics, 2007.
- BERMAN, E., J. BOUND E S. MACHIN (1998). "Implications of Skill Biased Technological Changes: International Evidence". *Quarterly Journal of Economics* 113 (4).
- BERMAN, E., J. BOUND E Z. GRILLICHES (1994). "Changes in the Demand for Skilled Labour Within US Manufacturing Industries: Evidence from Annual Survey of Manufacturing". *Quarterly Journal of Economics* 109.
- BISHOP, J. Drinking from the Fountain of Knowledge: Student Incentives to Study and Learn – Externalities, Information Problems and Peer Pressure. *International Journal of Educational Research*, v. 23, n. 8, p. 653-752, Cambridge, 1995.
- BOUND J, JOHNSON G., Changes in the structure of wages in the 1980s. *American Economic Review* 82: 371-92. 1992
- Brasil", Rio de Janeiro, IPEA, *Texto para Discussão*, n. 478, 1997
- CAMARGO, J. M.; REIS, M. C. , Desemprego: o custo da desinformação. *Revista Brasileira de Economia*, Rio de Janeiro, 59(3):38; julho de 2005

CAMARGO, J. M.; REIS, M. C. Desemprego dos jovens no Brasil:os efeitos da estabilização da inflação em um mercado de trabalho com escassez de informação , out de 2007

CAMELO, R.; CAMARGO, B.; FIRPO, S.; PONCZEK, V. Test Disclosure and School Performance *Working paper 11/2011* Center for applied microeconomics - EESP/FGV. São Paulo, Maio de 2011

CHIAPPORI, P.; SALANIE, B. “Testing for Asymmetric Information in Insurance Markets.” *Journal of Political Economy*, 108, 56-78. 2000

CORSEUIL, C. H. L. “Desemprego: aspectos teóricos e o caso brasileiro”, Rio de Janeiro: IPEA, Série Seminários, 4/94, abril, 1994

COSTA, J. S.; CUNHA, M. S., Determinantes do desemprego no Brasil no período de 1981 a 2005: uma análise enfatizando a qualificação do indivíduo em um contexto de maior abertura comercial . 2010

CULLEN, J.; REBACK, R. Tinkering Toward Accolades: School Gaming Under a Performance Accountability System. *NBER Working Paper Series n. 12268*, National Bureau of Economic Research, 2006

DAVID N. FIGLIO; LAWRENCE S. GETZLER Accountability, Ability and Disability: Gaming the System? University of Florida and National Bureau of Economic Research

DEE, T.; JACOB, B. Do High School Exit Exams Influence Educational Attainment or Labor Market Performance? *NBER Working Paper Series n. 12199*, National Bureau of Economic Research, 2006.

ERIC A. HANUSHEK AND MARGARET E. RAYMOND Lessons about the Design of State Accountability Systems Hoover Institution, Stanford University *Paper prepared for Taking Account of Accountability: Assessing Policy and Politics* Harvard University June 9-11, 2002

FARBER, H.; GIBBONS, R. Learning and Wage Dynamics. *The Quarterly Journal of Economics* Vol. 111, No. 4 (Nov., 1996), pp. 1007-1047 1996

FIORI, P. Desemprego de Jovens no Brasil. I Congresso da Associação Latino Americana de População - ALAP, Caxambú- MG – Brasil, de 18- 20 de Setembro de 2004

GIBBONS, KATZ, LEMIEUX, PARENT , Comparative advantage, learning, and sectoral wage determination. *Journal of Labor Economics* 2005.

GIBBONS, R.; KATZ, L. Layoffs and lemons. *NBER Working Paper Series*. Vol. 2968, , 1991

HANUSHEK, E. A.; DENNIS, D. K. "Schooling, Labor-Force Quality, and the Growth of Nations?", *The American Economic Review* 90 (5):1184-1208, 2000

INEP/MEC Notas Médias do Enem por Município e por Escolas dos Alunos Concluintes do Ensino Médio em 2005. Nota Técnica, *Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais*, Brasília, 2006

INEP/MEC Médias do ENEM 2010 por Escola. Nota Técnica, *Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais*, Brasília, 2011

JOVANOVIC, B. , Job Matching and the Theory of Turnover. *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, vol. 87(5), pages 972-90, Outubro de 1979

JOVANOVIC, B. , Matching, Turnover, and Unemployment. *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, vol. 92(1), pages 108-22, Fevereiro de 1984

JOVANOVIC, B. Job matching and the theory of turnover *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, Vol. 87, No. 5, Part 1, pp. 972-990, Outubro de 1984

JUHN C, MURPHY K, PIERCE B., Wage inequality and the rise in returns to skill. *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, 101: 410 - 441 1993

KATZ, L; GOLDIN, C. "Long-Run Changes in the U.S. Wage Structure: Narrowing, Widening, Polarizing". *NBER Working Papers* 13568, 2007

MADURO, J.; RODRIGUES, P. Taxas de matrículas e gastos em educação no Brasil, *dissertação de mestrado*, Escola de Pós Graduação em Economia da FGV, Rio de Janeiro, 2007

MENEZES-FILHO, N.; FERNANDES, R & PICHETTI, P. "Educação e Queda Recente da Desigualdade no Brasil," no livro *Desigualdade de Renda no Brasil: uma análise da queda Recente*, organizado por Ricardo Paes e Barros, Miguel Nathan Foguel e Gabriel Ulyssea, capítulo 25:285-304, 2007

NERI, M. (Coor.) O tempo de permanência na escola e as motivações dos sem-escolas – Rio de Janeiro: FGV/IBRE, Centro de Políticas Sociais, 2009

NICKELL, S. E BELL "The Collapse in Demand for the Unskilled and Unemployment Across the OECD". *Oxford Review of Economic Policy*, 11, 1995

Nota técnica do ENEM (2010). Disponível em:

http://sistemasenem2.inep.gov.br/enemMediasEscola/pdf/notatecnicaenem_2010_1.pdf

OECD, PISA 2009 Database. In: PISA 2009 results: executive summary. Disponível em: <http://www.oecd.org/dataoecd/54/12/46643496.pdf> ; www.oecd.org. OECD, 2010

PESSÔA, S.; BARBOSA FILHO, F. H. Educação, crescimento e distribuição de renda: a experiência brasileira em perspectiva histórica, 2009

PESSÔA, S.; BARBOSA FILHO, F. Retorno da educação no Brasil *Instituto de Pesquisa e Planejamento Econômico*, v. 38, n. 1, abril de 2008

REIS, M. Duração do desemprego e transições para a inatividade e para o emprego: uma análise das características da busca por trabalho. *Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada*, 2011

SACHSIDA, A., LOUREIRO, P.; MENDONÇA, M. Returns to Schooling: A Selectivity Bias Approach with Continuous Variable Choice for Brazil. *Catholic University of Brasilia Working Paper*. 2002

RAM, R. "Educational Expansion and Schooling Inequality: International Evidence and Some Implications," *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, vol. 72(2), pages. 266-74, Maio, 1990.

SAMEJIMA, F. Graded response model. Em: Van der Linders, W. J.; Hamblenton, R. K. (Orgs.). *Handbook of Modern Item Response Theory* (pp. 85-100). Nova Iorque: Springer, 1997.

SOARES, J. F.; ALVES, M. T. G. Medidas de nível socioeconômico em pesquisas sociais: uma aplicação aos dados de uma pesquisa educacional *OPINIÃO PÚBLICA*, Campinas, vol. 15, nº 1, p.1-30, Junho, 2009

SOARES, S., RIBAS, R. Sobre o painel da pesquisa mensal de emprego (PME) do IBGE *Texto para discussão nº 1348*. IPEA. Rio de Janeiro, agosto de 2008

SPENCE, M., Job market and signaling. *Quarterly Journal of Economics*, vol. 87(3), pages 355-74, 1973

VAN DER LINDEN, W. e HAMBLETON, R. K. (ed.). *Handbook of Modern Item Response Theory*. New York: Springer Verlag, 1996

WOOLDRIDGE, J. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. *Massachusetts Institute of Technology*. 2002

WRIGHT, R.; SHIMER, R.; ROGERSON, R. Search-Theoretic Models of the Labor Market: A Survey *Journal of Economic Literature* , Vol. 43, No. 4, pp. 959-988, dezembro de 2005

Apêndice A: Mais fatos estilizados sobre desemprego

Na tabela 10, foram utilizados todas as observações da PME entre 2002 e 2011, totalizando 10.573.412 respostas em painel de domicílios. A curva de “U invertido” se manteve nos últimos anos e não parece ter havido nenhuma alteração ao longo dos anos:

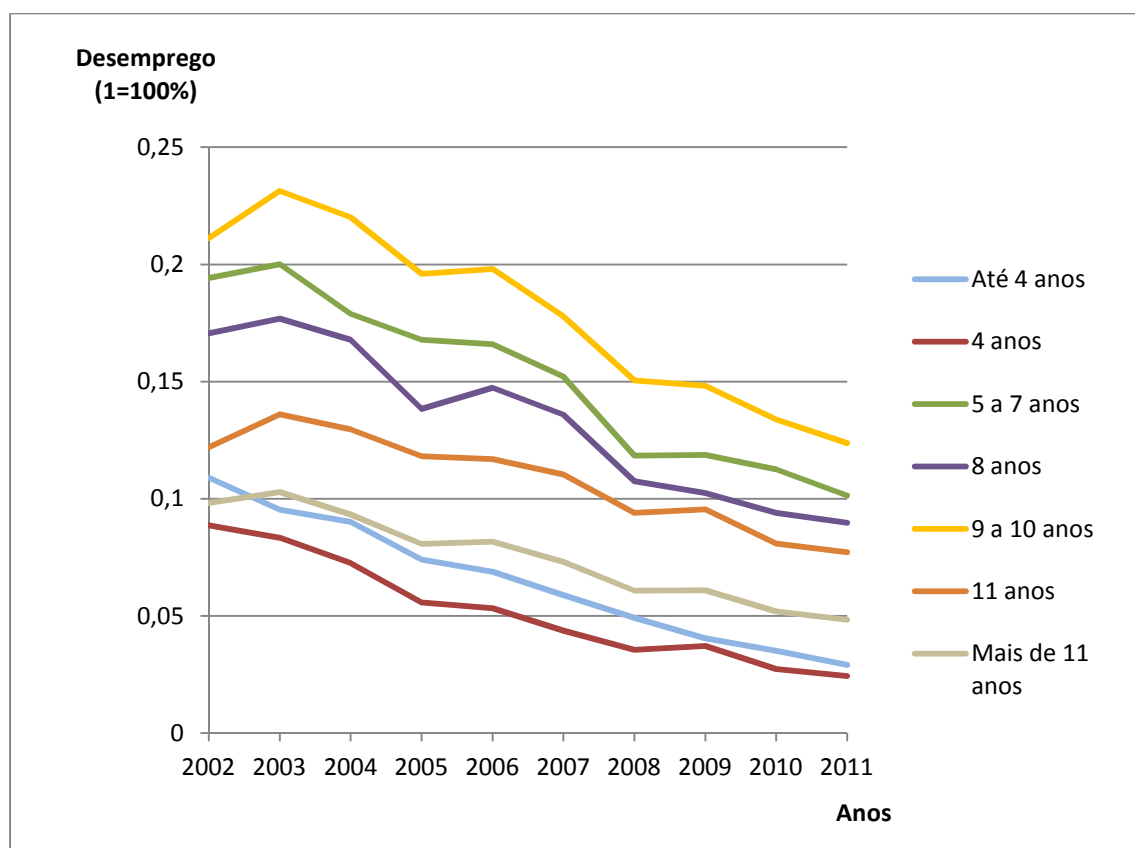
Tabela 10: Taxa de desemprego por nível de escolaridade

ANO	Até 4 anos	5 a 10 anos	11 anos ou mais
2002	9,67%	19,71%	10,75%
2003	8,83%	21,05%	11,59%
2004	7,96%	19,80%	10,83%
2005	6,32%	17,61%	9,66%
2006	5,96%	18,01%	9,69%
2007	4,96%	16,39%	8,96%
2008	4,06%	13,56%	7,56%
2009	3,84%	13,32%	7,67%
2010	3,02%	12,15%	6,51%
2011	2,60%	11,26%	6,17%

Fonte: PME. Todos os trabalhadores

Nota-se, no entanto, um “esticamento” da curva para a direita para o conjunto da população, de modo que os trabalhadores de 9 a 10 anos de educação formal são aqueles que apresentam maiores taxas de desemprego atualmente, conforme pode ser observado no gráfico 10. Nos últimos anos, o mercado de trabalho apresentou um dinamismo excepcional com taxas de desemprego bastante baixas pela comparação histórica. A série da PME mostra uma forte tendência de queda para todos os grupos. Após um pequeno aumento, a taxa de desemprego para os trabalhadores entre 9 e 10 anos também começaram a cair fortemente a partir de 2006. Para o grupo de menor qualificação, no entanto, a tendência de queda foi praticamente linear desde 2002. Especialmente durante os anos de 2010 e 2011, os indivíduos com qualificação baixa e elevada parecem ter sido os maiores beneficiados pela queda geral da taxa de desemprego.

Gráfico 10: Desemprego por nível de escolaridade



Fonte: PME. Trabalhadores de todas as idades. 10573412 observações.

Apêndice B: Mais especificações

O último método utilizado foi analisar os impactos da divulgação do ENEM da escola a partir de uma regressão auxiliar de salários. Intuitivamente, o impacto da divulgação deveria ser maior nas cidades em que as notas médias das escolas ajudassem a explicar mais a variação dos salários. A heterogeneidade das notas do ENEM explicariam bastante a heterogeneidade entre os salários (*proxies* das produtividades dos trabalhadores), de forma que no momento em que se tornou de acesso público a informação restrita, deveria-se esperar menores variações dos salários nos meses iniciais de experiência profissional, e então, *ceteris paribus*, a uma probabilidade menor de desligamento³⁶. Primeiramente, regrediu-se, para cada par de ano e cidade, os salários dos trabalhadores, uma *proxy* para produtividade, em variáveis observáveis mesmo anteriormente à divulgação do ENEM, como sexo, idade, raça e uma *dummy* igual a 1 se o trabalhador fez um curso profissionalizante. Coletaram-se os coeficientes de determinação (chamados aqui de “R² reduzidos”) dessa regressão para cada ano. Em seguida, foram adicionadas as variâncias das notas das escolas no ENEM em cada cidade às regressões. Novamente, foram coletados os novos R² (chamados agora de “R² ampliados”) por ano. Seguimos considerando apenas trabalhadores entre 16 e 25 anos.

Cria-se interações entre a variável “R² líquido” e a *dummy* igual a 1 se o trabalhador for de escolaridade média, além de uma interação dessas 3 variáveis com a *dummy* de divulgação – igual a 1 a partir de 2006, 0 antes. A partir de 2006, se não houvesse custo no acesso à informação, o maior poder explicativo da estimação da produtividade deveria impactar sobre a distribuição do desemprego por escolaridade – se a curva de “U invertido” fosse de fato causada por um problema de informação - e sobre a rotatividade, pois os ajustes no salário real deveriam ser menores.

A tabela 11 repete os exercícios feitos na seção anterior utilizando uma regressão de salários para cada ano, imputando, para o cálculo do R² ampliado, a variável igual aos desvio-padrões das notas do ENEM por cidade e no ano anterior. São mostrados os resultados no caso em que se

³⁶ O trabalhador decide sair do trabalho se o salário oferecido for menor que o valor mínimo aceitável. No decorrer das análises, no entanto, assumimos implicitamente que os salários reais não são completamente flexíveis, de modo que uma redução do valor esperado da produtividade do trabalhador deveria levar necessariamente a um aumento da taxa de desligamento.

inclui apenas os R^2 reduzidos nas regressões, mas também quando se adiciona os R^2 líquidos. Analisando-se a tabela, dessa vez os coeficientes aparecem com sinais esperados; parece haver um efeito negativo e significativo da divulgação sobre a probabilidade de desligamento em um trabalho novo de um jovem trabalhador de nível médio. Antes da divulgação, os efeitos do R^2 líquido foram de aumentar a chance de desligamento para o grupo de tratamento (R^2 líquido * ensino_medio tem coeficiente positivo e significativo), o que sustenta a hipótese que uma maior variação não observável das produtividades – correlacionada com notas do ENEM – levaria a uma maior probabilidade de desligamento para os trabalhadores de ensino médio (concluído ou inconcluso). O R^2 líquido impactava para reduzir as probabilidades de desligamento para o total dos trabalhadores (R^2 líquido tem coeficiente negativo) antes da divulgação. A divulgação contribuiu para reduzir a taxa de desligamento dos trabalhadores de nível médio.

Tabela 11: Impactos da diferença do R^2 na regressão dos salários sobre a probabilidade de desligamento

	R^2		R^2 ajustado	
	Com ENEM	Sem ENEM	Com ENEM	Sem ENEM
<i>Dummy</i> de gênero (H=1)	-0.100*** (0.005)	-0.092*** (0.005)	-0.100*** (0.005)	-0.092*** (0.005)
Idade calculada	-0.145*** (0.018)	-0.177*** (0.018)	-0.145*** (0.018)	-0.177*** (0.018)
idade ²	0.004*** (0)	0.005*** (0)	0.004*** (0)	0.005*** (0)
<i>Dummy</i> de raça (branco=1)	0.004 (0.006)	0.007 (0.006)	0.004 (0.006)	0.007 (0.006)
<i>dummy</i> de capital: rj	-0.017 (0.012)	-0.002 (0.012)	-0.017 (0.012)	-0.002 (0.012)
<i>dummy</i> de capital: sp	0.345*** (0.008)	0.362*** (0.007)	0.345*** (0.008)	0.362*** (0.007)
<i>dummy</i> de capital: bhte	0.007 (0.008)	0.022** (0.008)	0.007 (0.008)	0.022** (0.008)
<i>dummy</i> de capital: poa	0.003 (0.012)	0.016 (0.012)	0.003 (0.012)	0.016 (0.012)
<i>dummy</i> de capital: recife	0.058*** (0.012)	0.073*** (0.012)	0.058*** (0.012)	0.073*** (0.012)
<i>dummy</i> de capital: Salvador	0.038**	0.054***	0.038**	0.054***

	(0.012)	(0.012)	(0.012)	(0.012)
Inflacao anual (IPCA)	-17.345***	-11.388***	-17.302***	-11.394***
	(1.189)	(0.187)	(1.186)	(0.188)
PIB	-0.000***	-0.000***	-0.000***	-0.000***
	(0)	(0)	(0)	(0)
Niveis de escolaridade	-0.164***	-0.043***	-0.163***	-0.043***
	(0.009)	(0.007)	(0.009)	(0.007)
R ² reduzido	46.014***	20.727***	45.924***	20.833***
	(5.146)	(0.958)	(5.141)	(0.963)
R ² reduzido * ensino_medio	-1.424**	-0.51	-1.425**	-0.512
	(0.488)	(0.476)	(0.49)	(0.478)
R ² reduzido * <i>dummy</i> de divulgação (=1 se ano>2005)	-41.848***	-16.764***	-41.761***	-16.870***
	(5.1)	(0.948)	(5.095)	(0.953)
R ² reduzido * <i>dummy</i> de divulgação * ensino_medio	1.770***	0.897	1.772***	0.899
	(0.489)	(0.476)	(0.492)	(0.478)
R ² líquido	-149.492***		-148.229***	
	(23.599)		(23.485)	
R ² líquido * ensino_medio	127.400***		127.497***	
	(9.045)		(9.066)	
R ² líquido * <i>dummy</i> de divulgação	168.230***		166.830***	
	(27.188)		(27.061)	
R ² líquido * <i>dummy</i> de divulgação * ensino_medio	-91.642***		-91.765***	
	(8.508)		(8.531)	
Constante	3.818***	3.691***	3.818***	3.691***
	(0.283)	(0.189)	(0.283)	(0.189)
R ²	0.702	0.699	0.702	0.699
Observações	67529	67529	67529	67529

Fonte: PME e ENEM. Trabalhadores entre 15 e 25 anos * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

A desvantagem desse método é que, devido ao processo no qual as variáveis são criadas, considera-se apenas uma diferença no R² por ano. De fato, para calcular o R² da regressão de salários, regrediu-se os salários conjuntos declarados na PME em cada ano pelo desvio padrão do ENEM das 54 cidades. A tabela 12 apresenta os resultados do exercício anterior quando se utiliza uma regressão de salários para cada mês. Os resultados anteriores sobre o desemprego novo não se mantém, pois o efeito da divulgação sobre jovens de escolaridade média é positivo,

apesar de que apenas na estimação por probabilidade linear e a um nível de significância elevado (10%). Também analisamos as regressões quando se utiliza a taxa de emprego novo como variável dependente, ou seja, a variável que indica quando um desempregado acha um emprego. A tabela mostra que o R^2 líquido apresenta um efeito negativo sobre o emprego novo dos jovens de escolaridade média após a divulgação, o contrário ocorrendo anteriormente. Ou seja, por essa estimação a divulgação do ENEM parece ter impactado sobre a rotatividade no mercado de trabalho através do aumento da probabilidade de saída em um emprego novo e pela queda da probabilidade de entrada em um emprego novo³⁷.

Tabela 12: Impacto da variação explicada mensal dos salários sobre emprego e desemprego

	Desemprego novo		Emprego novo	
	MPL	EF	MPL	EF
<i>Dummy</i> de gênero homem=1)	-0.118*** (0.005)	0.03 (0.108)	0.004 (0.005)	-0.052 (0.152)
Idade calculada	-0.371*** (0.018)	0.133 (0.102)	0.188*** (0.019)	-0.001 (0.147)
idade ²	0.010*** (0)	0.001 (0.002)	-0.004*** (0)	0.007 (0.004)
<i>Dummy</i> de raça (branco=1)	0.029*** (0.006)	0.01 (0.032)	-0.040*** (0.006)	-0.042 (0.043)
<i>dummy</i> de capital: rj	0.025* (0.012)		-0.043** (0.014)	
<i>dummy</i> de capital: sp	0.520*** (0.007)		-0.101*** (0.009)	
<i>dummy</i> de capital: bhte	0.058*** (0.008)		-0.115*** (0.008)	
<i>dummy</i> de capital: poa	0.034** (0.012)		-0.101*** (0.012)	
<i>dummy</i> de capital: recife	0.113*** (0.012)		-0.175*** (0.011)	

³⁷ A variável emprego novo deve ser mais sensível a mudanças demográficas históricas, que afetam todas as variáveis, em especial a evolução da idade média dos trabalhadores. Acredita-se que essas mudanças sejam lentas e contínuas, de modo que os resultados não ficam comprometidos

<i>dummy</i> de capital: Salvador	0.096*** (0.012)		-0.156*** (0.012)	
Inflacao anual (IPCA)	-5.754*** (0.181)	-3.918*** (0.672)	-3.192*** (0.198)	-2.983*** (0.851)
PIB	-0.000*** (0)	0.000*** (0)	0.000*** (0)	0.000*** (0)
Dummy de escolaridade media	-0.109*** (0.007)	-0.025 (0.015)	0.386*** (0.008)	0.009 (0.025)
R ² reduzido	2.352*** (0.332)	-0.059 (0.311)	-0.826** (0.301)	1.212 (0.651)
R ² reduzido * divulgação	-2.126*** (0.332)	0.06 (0.317)	1.213*** (0.302)	-1.439* (0.659)
R ² líquido * ensino_medio	-17.221*** (3.919)	7.479 (4.923)	52.627*** (3.755)	6.09 (9.396)
R ² líquido * divulgação	-32.074*** (2.03)	4.961* (2.41)	33.902*** (2.02)	4.168 (4.577)
Ensino_medio * divulgação * R ² líquido	9.269* (4.21)	-10.122 (5.543)	-44.334*** (4.037)	-3.635 (10.348)
Constante	4.870*** (0.197)	-6.756*** (1.024)	-0.625** (0.204)	-4.267** (1.483)
R ²	0.67	0.392	0.109	0.048
Observações	67529	67529	71141	71141

Fonte: PME e ENEM. Trabalhadores entre 15 e 25 anos * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

As regressões utilizando a variável dependente “desemprego” são mostradas na tabela 13 e foram feitas utilizando o Modelo de Probabilidade Linear (MPL)³⁸. Foram utilizadas interações do diferencial dos R² da regressão em cada ano com uma dummy binária igual a 1 se o trabalhador é de escolaridade entre 9 e 11 anos, e 0 caso contrário. Os coeficientes foram muitas vezes bem maiores que 1 em ambas as especificações, o que impossibilita uma interpretação mais detalhada (não há como explicar um efeito maior que 100% na probabilidade de desemprego), mas podemos analisar a significância do sinal. Quanto maior a variação dos salários explicada por fatores observados, menor era o desemprego geral do grupo controle antes da divulgação (coeficiente do R² reduzido). Considerando apenas os trabalhadores de nível

³⁸ Também foram feitas as mesmas operações utilizando-se probit, mas os resultados foram praticamente idênticos.

médio, o efeito da variação dos fatores observados parece ter sido de reduzir o desemprego antes e aumentado depois da divulgação. Em relação ao efeito da diferença explicada pelo acréscimo das notas das cidades (R^2 líquido) sobre os trabalhadores de nível médio, o efeito era negativo antes da divulgação e passou a ser positivo.

Tabela 13: Efeitos dos coeficientes de determinação (R^2) da equação de salários sobre as probabilidades de desemprego

	R^2	R^2 ajustado	R^2	R^2 ajustado
	Com ENEM	Sem ENEM	Com ENEM	Sem ENEM
<i>Dummy</i> de gênero (homem=1)	-0.136*** (0.001)	-0.137*** (0.001)	-0.136*** (0.001)	-0.137*** (0.001)
Idade calculada	-0.335*** (0.004)	-0.332*** (0.004)	-0.335*** (0.004)	-0.332*** (0.004)
idade ²	0.008*** (0)	0.008*** (0)	0.008*** (0)	0.008*** (0)
V208==1 BRANCO	-0.045*** (0.001)	-0.040*** (0.001)	-0.045*** (0.001)	-0.040*** (0.001)
<i>dummy</i> de capital: rj	-0.032*** (0.002)	-0.035*** (0.002)	-0.032*** (0.002)	-0.035*** (0.002)
<i>dummy</i> de capital: sp	0.027*** (0.001)	0.020*** (0.001)	0.027*** (0.001)	0.020*** (0.001)
<i>dummy</i> de capital: bhte	-0.044*** (0.002)	-0.044*** (0.002)	-0.044*** (0.002)	-0.044*** (0.002)
<i>dummy</i> de capital: poa	-0.029*** (0.002)	-0.030*** (0.002)	-0.029*** (0.002)	-0.030*** (0.002)
<i>dummy</i> de capital: recife	0.055*** (0.002)	0.056*** (0.002)	0.055*** (0.002)	0.056*** (0.002)
<i>dummy</i> de capital: Salvador	0.091***	0.093***	0.091***	0.093***

	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Inflacao anual (IPCA)	-2.616***	-3.917***	-2.634***	-3.916***
	(0.187)	(0.035)	(0.186)	(0.035)
PIB	-0.000***	-0.000***	-0.000***	-0.000***
	(0)	(0)	(0)	(0)
Niveis de escolaridade	0.117***	0.132***	0.117***	0.131***
	(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.003)
R ² reduzido	-25.735***	-0.599***	-25.762***	-0.622***
	(0.81)	(0.148)	(0.81)	(0.149)
R ² reduzido * ensino_medio	1.234***	-0.17	1.236***	-0.165
	(0.255)	(0.215)	(0.255)	(0.216)
R ² reduzido * <i>dummy</i> de divulgação (=1 se ano>2005)	28.272***	2.774***	28.302***	2.797***
	(0.802)	(0.145)	(0.801)	(0.145)
R ² reduzido * <i>dummy</i> de divulgação * ensino_medio	-3.220***	-1.059***	-3.222***	-1.065***
	(0.246)	(0.198)	(0.247)	(0.199)
R ² líquido	119.928***		119.453***	
	(3.786)		(3.768)	
R ² líquido * ensino_medio	-10.169***		-10.164***	
	(2.374)		(2.374)	
R ² líquido * <i>dummy</i> de divulgação	-103.036***		-102.470***	
	(4.344)		(4.324)	
R ² líquido * <i>dummy</i> de divulgação * ensino_medio	39.080***		39.072***	
	(2.512)		(2.512)	
Constante	5.836***	4.969***	5.839***	4.969***
	(0.05)	(0.038)	(0.05)	(0.038)
R ²	0.101	0.098	0.101	0.098
Observações	977350	977350	977350	977350

Fonte: PME e ENEM. Trabalhadores entre 15 e 25 anos * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

A seguir, foram refeitos os exercícios utilizando-se a regressão auxiliar de salários para cada mês, o que multiplicou a reduzida amostra por 12. Na última coluna, apresenta-se os resultados quando se considera apenas trabalhadores de nível intermediário, ou seja, utiliza-se trabalhadores de 5 a 8 anos de escolaridade como controle para os efeitos do ENEM sobre aqueles com 9 a 11 anos de escolaridade.

Tabela 14: Impactos da variação explicada dos salários sobre o desemprego – regressões mensais

Colunas1	MPL	FE	Probit	Escolaridade entre 5 e 10 anos
<i>Dummy</i> de gênero(h=1)	-0.129*** (0.001)	-0.012 (0.014)	-0.278*** (0.005)	-0.152*** (0.002)
Idade calculada	-0.237*** (0.003)	-0.125*** (0.011)	1.078*** (0.052)	-0.058*** (0.007)
idade ²	0.005*** (0)	0.003*** (0)	-0.032*** (0.001)	0.001*** (0)
<i>Dummy</i> de raça (branco=1)	-0.031*** (0.001)	-0.002 (0.003)	-0.257*** (0.005)	-0.036*** (0.002)
<i>Dummy</i> de capital: rj	-0.044*** (0.001)		-0.297*** (0.01)	-0.076*** (0.005)
<i>Dummy</i> de capital: sp	0.045*** (0.001)		0.021** (0.007)	-0.027*** (0.004)
<i>Dummy</i> de capital: bhte	-0.043*** (0.001)		-0.213*** (0.008)	-0.104*** (0.004)
<i>Dummy</i> de capital: poa	-0.035*** (0.002)		-0.089*** (0.012)	-0.101*** (0.006)
<i>Dummy</i> de capital: recife	0.052*** (0.002)		0.090*** (0.011)	-0.008 (0.005)
<i>Dummy</i> de capital: sao Paulo	0.087*** (0.002)		0.227*** (0.008)	0.044*** (0.004)
Inflação	-2.065*** (0.029)	-0.278*** (0.069)	-2.698*** (0.172)	-0.799*** (0.082)
PIB	-0.000*** (0)	-0.000*** (0)	-0.000*** (0)	-0.000*** (0)
<i>Dummy</i> de escolaridade média (entre 9 e 10 anos)	0.081*** (0.002)	0.002 (0.003)	0.141*** (0.008)	-0.015*** (0.004)
R ² reduzido	-1.427*** (0.028)	0.169*** (0.044)	-0.099 (0.236)	-0.229 (0.127)
Divulgação* R ² reduzido	1.745*** (0.029)	-0.149*** (0.044)	0.28 (0.238)	0.206 (0.128)
Escolaridade_média* R ² líquido	-31.305*** (1.413)	-1.119 (1.381)	-73.966*** (4.701)	-21.962*** (1.541)

Divulgação* R ² líquido	-12.716*** (0.248)	-0.876*** (0.201)	-15.470*** (1.446)	0.788 (1.255)
Escol_media*Divulgação* R ² líquido	46.535*** (1.285)	0.587 (1.388)	86.970*** (4.351)	23.220*** (1.757)
Constante	3.440*** (0.031)	1.975*** (0.118)	-8.097*** (0.473)	1.497*** (0.072)
R ²	0.075	0.006	0.0458	0.066
Observações	1082479	1082479	359641	166719

Fonte: PME e ENEM. Trabalhadores entre 15 e 25 anos * p<0.05, ** p<0.01, ***p<0.001

Os resultados são semelhantes aos encontrados anteriormente, quando se regride a variável salário para cada ano. O efeito da informação contida na divulgação do ENEM sobre a probabilidade de desemprego dos trabalhadores de escolaridade média parece ter sido nulo ou positivo. Constata-se também uma relação negativa entre desemprego e R² líquido para o trabalhadores do grupo controle após a divulgação.