

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIENCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - PIMES
TESE DE DOUTORADO

BRUNA DA NÓBREGA GERMANO

AVALIAÇÃO DE IMPACTO DA POLÍTICA DE GESTÃO POR RESULTADOS DO
PACTO PELA EDUCAÇÃO DO GOVERNO DO ESTADO DE PERNAMBUCO

Recife, 2015

BRUNA DA NÓBREGA GERMANO

**AVALIAÇÃO DE IMPACTO DA POLÍTICA DE GESTÃO POR RESULTADOS DO
PACTO PELA EDUCAÇÃO DO GOVERNO DO ESTADO DE PERNAMBUCO**

Tese submetida ao Programa de
Pós-Graduação em Economia –
PIMES como requisito parcial para
obtenção do título de Doutor em
Economia.

Orientador: Prof. Dr. Yony de Sá Barreto Sampaio

Recife, 2015

G373a Germano, Bruna da Nóbrega

Avaliação de impacto da política de gestão por resultados do Pacto pela Educação do Governo do Estado de Pernambuco / Bruna da Nóbrega Germano. – Recife: O Autor, 2015.

121 folhas: il. 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Yony de Sá Barreto Sampaio.

Tese (Doutorado em Economia) – Universidade Federal de Pernambuco. CCSA, 2015.

Inclui referências e apêndices.

1. Avaliação educacional. 2. Educação – Aspectos políticos. 3. Educação e Estado. 4. Ajuda governamental à educação. I. Sampaio, Yony de Sá Barreto (Orientador). II. Título.

331 CDD (22.ed.)

UFPE (CSA 2015 – 107)

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA
PIMES/PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DE TESE DO DOUTORADO EM ECONOMIA DE:

BRUNA DA NÓBREGA GERMANO

A Comissão Examinadora composta pelos professores abaixo, sob a presidência do primeiro, considera a Candidata Bruna da Nóbrega Germano **APROVADA**.

Recife, 14/07/2015.

Prof. Dr. Yony de Sá Barreto Sampaio
Orientadora

Prof. Dr. Breno Ramos Sampaio
Examinador Interno

Prof. Dr. Gustavo Ramos Sampaio
Examinador Interno

Prof. Dr. Ignácio Tavares de Araújo Júnior
Examinador Externo/UFPB

Profª. Drª. Gisléia Benini Duarte Sandrini
Examinador Externo/UFRPE

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo dom da vida, pela força e coragem que me deu para que a conclusão deste trabalho fosse possível.

Aos meus pais, Mário Germano e Maria do Carmo, que nunca pouparam esforços para me educar e apoiar.

À minha irmã, Moisseta Karla, que é como uma segunda mãe e sempre torceu pelo meu sucesso.

Ao meu companheiro e melhor amigo, Paulo Ricardo, pela paciência e apoio durante o desenvolvimento desta tese.

À Maíra Fischer, que tive o grande prazer de conhecer durante o curso de graduação em economia na UFPE, hoje funcionária da SEPLAG, pela disponibilidade para ajudar e sempre que possível fornecer informações de extrema importância para este estudo.

À Diego Firmino, Poema Isis e Lucas Emanuel, por dedicar um pouco do seu tempo para esclarecer algumas dúvidas. Foi extremamente importante.

À Lorena Cardin e seu namorado, Luís Seabra, pela ajuda desinteressada num momento crucial do trabalho.

Aos meus chefes na Companhia Pernambucana de Saneamento – COMPESA, empresa na qual trabalho há três anos, por entender minha posição e me liberar sempre que necessário.

À todos os meus amigos e colegas de trabalho que sempre me incentivaram e acreditaram na conclusão desta tese.

À Fundação Itaú Social pelo Curso Avançado de Impacto de Políticas Públicas e Projetos Sociais, no qual tive a oportunidade de aprender as ferramentas metodológicas para o desenvolvimento desta tese.

Aos professores: Andrea Sales, Breno Sampaio, Gustavo Sampaio, Paulo Vaz, Gisléia Benini e Ignácio Tavares, pelas contribuições valiosas para o aprimoramento deste trabalho.

Especialmente ao meu orientador, Yony de Sá Barreto Sampaio, pela paciência, disponibilidade e dedicação, não só na orientação deste trabalho, mas em toda minha formação acadêmica.

Agradeço a todos que direta ou indiretamente me apoiaram durante o período do doutorado e contribuíram para mais esta conquista.

RESUMO

O objetivo do presente trabalho consiste em avaliar se a política de gestão por resultados do Pacto pela educação – PPE gerou impacto nas escolas da rede pública estadual de Pernambuco que oferecem o ensino médio, no período de 2008 a 2013 (sendo 2011 o ano de implementação da política avaliada), considerando como indicadores de sucesso escolar os índices de aprovação e abandono, as notas médias obtidas no Sistema de Avaliação Educacional de Pernambuco – SAEPE em Língua Portuguesa e Matemática, e a nota média no Índice de Desenvolvimento da Educação de Pernambuco – IDEPE. Como a implementação dessa política foi realizada com base em características observáveis e não de forma experimental, a análise desenvolvida neste estudo é fundamentada em dois métodos econométricos: pareamento com *propensity score* e diferenças em diferenças (DD). Dessa forma, são considerados dois cenários: no Cenário 1 apenas o método DD é aplicado; no Cenário 2 os dois métodos são combinados. No primeiro cenário, os resultados mostraram que o monitoramento pelo PPE gera impacto positivo e significativo considerando as notas médias no SAEPE e no IDEPE. Ou seja, a participação na política de gestão por resultados do PPE eleva a nota média das escolas nesses indicadores. Considerando os índices de aprovação e abandono, o monitoramento pelo PPE não exerce influência sobre os mesmos. O efeito do Programa de Educação Integral – PEI também precisou ser avaliado, uma vez que a política de gestão por resultados do PPE utilizou a participação neste programa como condicionante para o tratamento. Assim, no Cenário 1, o efeito da participação no PEI é significativo para os indicadores de fluxo escolar (maior aprovação e menor abandono) e para a nota média no IDEPE. No entanto, não há resultado significativo quando se avaliam as notas médias no SAEPE. É importante destacar que o IDEPE, fruto da multiplicação do índice de aprovação pelas notas médias no SAEPE, foi o único indicador para o qual se observou resultados positivos e significativos, tanto para o monitoramento pelo PPE quanto para a participação no PEI. Os resultados obtidos no Cenário 2, independente do critério de pareamento utilizado e do indicador avaliado, ratificaram aqueles já encontrados no Cenário 1, conferindo assim maior robustez à análise desenvolvida neste estudo. Avaliando as duas políticas conjuntamente, tem-se impactos positivos sobre a maior permanência dos alunos na escola, tanto para aos indicadores de fluxo escolar como para as notas médias no SAEPE.

Palavras chaves: avaliar; impacto; Pacto pela Educação; *propensity score*; diferenças em diferenças; Programa de Educação Integral.

ABSTRACT

This work aims to evaluate whether the management by results policy used by the *Pacto pela Educação - PPE* (Pact for Education) had any impacts on Pernambuco state funded (public) schools that offer secondary education (*ensino médio*), between the years of 2008 and 2013 - the mentioned policy began in 2011. The following indexes were used to measure school success: pass and dropout rates, average grades on SAEPE (*Sistema de Avaliação Educacional de Pernambuco*) in the subjects of portuguese and mathematics and average grades on IDEPE (*Índice de Desenvolvimento da Educação de Pernambuco*). The policy was implemented based on observable characteristics and not in a experimental way, therefore the analysis will consist of the use of two econometric methods: Propensity Score Matching and Difference-in-Differences (DID). Two scenarios were considered: the first uses the DID method; the second combines the use of the Propensity Score Matching with the DID methods. In the first scenario, results show that *PPE* monitoring generates considerable, positive impact regarding average grades on *SAEPE* and *IDEPE*. In other words, participation in *PPE*'s management by results policy results in a improvement of such indexes. As for pass and dropout rates, *PPE* has no influence on them. The effect of the *Educação Integral* program - *PEI* (Full Time Education program) also deserved attention since *PPE*'s management by results policy required schools to be part of this program. So, in scenario 1, effects of *PEI* are significant in respect to pass and dropout rates (higher passing and lower dropout) and average grade on *IDEPE*. It was not possible to find, however, any significant improvement on *SAEPE* the average grades. It is important to highlight that *IDEPE* (which is the product of pass rates by average *SAEPE* grades) was the only index in which positive and significant results were observed for both *PPE* monitoring and *PEI* participation. The results of the second scenario, no matter which matching criteria is used or what index considered, corroborated with those already found on the first scenario, thus providing more substance to the analysis performed by this work. Seeing both policies combined, positive impacts are found when students stay in school for longer periods of time. This is true for pass and dropout rates as well as average performance of students on *SAEPE*.

Keywords: evaluate; impact; *Pacto pela Educação*; propensity score matching; Difference-in-Differences; *Programa de Educação Integral*.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Resultado do IDEPE.	19
Figura 2 – Número de escolas monitoradas pelo PPE por GRE.	24
Figura 3 – Composição das escolas monitoradas pelo PPE em termos de EREM.....	25
Figura 4 – Composição das escolas monitoradas pelo PPE em termos de escolas técnicas. ...	25
Figura 5 – Quadro resumo dos indicadores avaliados pelo PPE.	28
Figura 6 – <i>Trade off</i> entre viés e eficiência.	44
Figura 7 – Ilustração gráfica do método de diferenças em diferenças.	46
Figura 8 – Evolução das médias dos indicadores de impacto no período analisado.	55
Figura 9 – Resultado do teste t para a amostra correspondente aos indicadores de fluxo escolar, considerando os diferentes critérios de pareamento realizados.	73
Figura 10 – Resultado do teste t para a amostra correspondente às notas médias no SAEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento realizados.....	74
Figura 11 – Resultado do teste t para a amostra correspondente às notas médias no IDEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento realizados.....	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultado do IDEB para a rede estadual de Pernambuco.....	19
Tabela 2 – Número de EREM por ano de instalação.	22
Tabela 3 – Número de escolas técnicas estaduais por ano de instalação.....	22
Tabela 4 – Método de diferenças em diferenças.	45
Tabela 5 – Arranjo da amostra segundo os indicadores de resultado avaliados.....	56
Tabela 6 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre o índice de aprovação.	57
Tabela 7 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre o índice de abandono.	58
Tabela 8 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre a nota média no SAEPE – Português.	59
Tabela 9 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre a nota média no SAEPE – Matemática.	60
Tabela 10 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre a nota média no IDEPE.....	61
Tabela 11 – Efeito da inclusão de <i>leads</i> e <i>lags</i> no modelo de diferenças em diferenças sobre os indicadores de fluxo escolar.	62
Tabela 12 – Efeito da inclusão de <i>leads</i> e <i>lags</i> no modelo de diferenças em diferenças sobre as notas médias no SAEPE.	63
Tabela 13 – Efeito da inclusão de <i>leads</i> e <i>lags</i> no modelo de diferenças em diferenças sobre a nota média no IDEPE.	64
Tabela 14 – Identificação das GRE's nas regressões.	64
Tabela 15 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre o índice de aprovação.	65
Tabela 16 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre o índice de abandono.....	66
Tabela 17 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre a nota média no SAEPE – Português.	67
Tabela 18 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre a nota média no SAEPE – Matemática.	69
Tabela 19 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre a nota média no IDEPE.	70

Tabela 20 – Efeito da participação nas políticas educacionais sobre os indicadores de fluxo escolar, considerando os diferentes critérios de pareamento.....	76
Tabela 21 – Efeito da participação nas políticas educacionais sobre as notas médias no SAEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento.....	77
Tabela 22 – Efeito da participação nas políticas educacionais sobre a nota média no IDEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento.	78

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	12
2. A POLITICA EDUCACIONAL NO ESTADO DE PERNAMBUCO DURANTE OS DOIS CICLOS DE GESTÃO DO GOVERNADOR EDUARDO CAMPOS.....	15
2.1. Política de responsabilização educacional.....	18
2.2. Política de reestruturação do ensino médio	21
2.3. O Pacto pela Educação – PPE	23
2.3.1. Proposta de implantação	24
2.3.2. Metodologia de trabalho	26
2.3.3. Indicadores	27
3. AVALIAÇÃO ECONÔMICA DE POLÍTICAS, PROGRAMAS E PROJETOS SOCIAIS	29
3.1. Avaliação de Impacto	29
3.2. Metodologias utilizadas para avaliação	32
3.3. Avaliação de políticas educacionais	32
3.3.1. Atributos escolares relacionados ao sucesso escolar	34
4. METODOLOGIA.....	38
4.1. Pareamento com <i>propensity score</i>	40
4.1.1. Estimadores de pareamento (<i>Matching Estimators</i>).....	41
4.2. Diferenças em Diferenças.....	45
4.2.1. Hipóteses	46
4.2.2. Modelo.....	47
4.3. Combinação dos métodos: pareamento com <i>propensity score</i> e diferenças em diferenças.....	50
4.4. Dados	51
4.4.1. Amostra	51
4.5. Variáveis.....	52
4.5.1. Indicadores de impacto	52
4.5.2. Variáveis de controle	53
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	54
5.1. Resultados encontrados no Cenário 1.....	56
5.1.1. Introduzindo <i>leads</i> e <i>lags</i> no modelo.....	62

5.1.2. Introduzindo variáveis de interação entre o tempo e a GRE como controles no modelo	64
5.2. Resultados encontrados no Cenário 2.....	71
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	80
7. REFERÊNCIAS	83
APÊNDICE A – Relação dos Municípios vinculados a cada GRE	87
APÊNDICE B – Resultados completos das regressões do Cenário 1	92
APÊNDICE C – Resultados completos das regressões do Cenário 2	104

1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas tem sido observado, em praticamente todo o mundo, um crescente interesse em estudos voltados para avaliação de políticas, projetos e programas sociais. Um projeto social tem como objetivo eliminar ou reduzir déficits existentes, priorizando o atendimento aos setores menos favorecidos da sociedade. Já o programa social é definido como um conjunto de projetos com a mesma finalidade. A política social, por sua vez, consiste num conjunto de programas que almejam o mesmo fim (CEPAL, 1997).

No Brasil, a discussão acerca da avaliação de políticas públicas tem sido cada vez mais explorada por economistas e cientistas sociais devido à grande importância da avaliação como instrumento estratégico na tomada de decisão dos gestores de políticas públicas, que estão cada vez mais interessados nos impactos gerados pela implantação dos programas sociais, e também pela preocupação da sociedade brasileira em ver os recursos destinados à área social aplicados com propriedade e responsabilidade.

Avaliar é uma forma de aprimorar a capacidade de gerir mudanças que sejam bem sucedidas e estabelecer resultados passíveis de serem alcançados em termos de eficiência e eficácia¹ públicas (THOENIG, 2000). Além disso, avaliar um programa significa sistematizar aspectos importantes no intuito de fornecer resultados confiáveis que possam ser utilizados para fundamentar as decisões dos formuladores de políticas públicas, aprimorando, dessa forma, o processo de tomada de decisão. Ao mesmo tempo, a avaliação mune os governantes de informações relevantes para prestação de contas sobre os programas e políticas públicas (ALA-HARJA; HELGASON, 2000).

Quando um formulador de política pública decide sobre a implantação de um determinado programa, ele espera que o mesmo exerça um impacto claro e positivo sobre um conjunto de indicadores de interesse. Assim, o processo de avaliação provê informações sobre o impacto das políticas, uma vez que disponibiliza resultados que mostram se um determinado programa alcançou, ou está alcançando, os objetivos previamente estabelecidos.

Considera-se como impacto a diferença entre a situação dos participantes do programa após sua implementação, que é uma situação real, e a condição em que estariam caso não tivessem participado do programa, que é a situação hipotética (contra factual). O objetivo da avaliação de impacto é determinar se o programa teve ou não impacto sobre seus beneficiários. Além disso, é importante também identificar a magnitude do impacto para que,

¹ É importante destacar que eficácia significa executar determinada atividade proposta e eficiência diz respeito ao cumprimento dessa atividade utilizando o mínimo de recurso disponível.

baseado nesse conhecimento, o programa possa ser aprimorado e melhor adequado às necessidades daqueles que sofrem sua intervenção.

A avaliação de impacto pode ser realizada antes, durante ou até mesmo após a implantação do programa, sendo extremamente relevante na medida em que permite que as informações produzidas sejam utilizadas tanto para sua melhoria como para servir de exemplo na elaboração de outros programas. Além disso, permite verificar se os recursos aplicados pela sociedade em programas sociais estão sendo utilizados da melhor forma possível.

Não faz muito tempo que a avaliação de impacto se restringia basicamente a estudos na área de saúde e alimentação. Recentemente, esse tipo de avaliação passou a ser mais utilizado na área de educação, principalmente no que diz respeito a programas de qualificação profissional (CASTIONI, 1999). No entanto, apesar do reconhecimento de que possui o poder de elevar tanto a eficiência quanto a eficácia do setor público e da crescente exigência por sua utilização como importante instrumento de gestão, a avaliação de impacto ainda é pouco utilizada pelo setor público brasileiro.

O estado de Pernambuco, no primeiro ciclo de gestão do governador Eduardo Campos, reconheceu a necessidade de implantar um sistema próprio de avaliação, Sistema de Avaliação Educacional de Pernambuco – SAEPE, que permite aferir anualmente o desempenho de todas as escolas. Além desse sistema, o Estado passou a utilizar também o Índice de Desenvolvimento da Educação de Pernambuco – IDEPE², o qual permite medir anualmente a qualidade da educação no Estado. Adicional às medidas acima mencionadas, o Governo criou o Programa de Educação Integral – PEI, por meio da promulgação da Lei Complementar nº 125 de 10 de julho de 2008, que tornou política pública a oferta de ensino médio integral no Estado. Esse programa foi implantado em algumas unidades escolares da rede pública estadual, em regime integral ou semi-integral, que passaram a ser chamadas de Escolas de Referência em Ensino Médio – EREM.

No primeiro ano do segundo ciclo de gestão foi implantada uma sistemática de monitoramento mensal de metas e planos (política de gestão por resultados) para todos os anos do ensino médio de 300 escolas com o lançamento, em outubro de 2011, do Pacto pela

² Esse índice é composto pela proficiência dos estudantes em Língua Portuguesa e Matemática, aferidos pelo SAEPE no 3º, 5º e 9º ano do ensino fundamental e 3º ano do ensino médio, e pelas taxas de aprovação no ciclo avaliado. Assim, o cálculo para sua obtenção resulta da multiplicação da nota média do SAEPE na escola pelas taxas médias de aprovação (PERNAMBUCO, 2008).

Educação – PPE³. O PPE é uma política focada para a melhoria da qualidade da educação e tem como objetivo principal garantir, além de uma educação pública de qualidade, a formação profissional. Além disso, tem como uma de suas principais diretrizes a universalização da educação integral no Estado, tendo utilizado, portanto, a participação no PEI como um dos critérios de seleção das unidades de ensino para monitoramento.

Com a introdução da política de gestão por resultados do PPE nas escolas, o Governo passa a acompanhar o desempenho das unidades de ensino selecionadas ao longo do tempo. No entanto, não é possível atribuir os resultados observados apenas à implementação dessa política. Devido a isso, faz-se necessário desenvolver uma avaliação de impacto que seja capaz de isolar o efeito do monitoramento pelo PPE e gerar informações capazes de apoiar e justificar as medidas a serem adotadas, ou mantidas, para um melhor desempenho da mesma. Para tanto, é necessário dispor de um grupo de comparação que represente bem a situação das escolas sob monitoramento caso estas não tivessem recebido a intervenção. Além disso, é preciso considerar a participação das escolas monitoradas no PEI, em vigor há mais tempo nas escolas da rede pública estadual de ensino, no intuito de não atribuir equivocadamente os efeitos dessa ação à política avaliada.

Sendo assim, este trabalho tem como objetivo avaliar se a política de gestão por resultados do PPE gerou impacto em seu público alvo, no período de 2008 a 2013, considerando como indicadores de sucesso escolar os índices de aprovação e abandono, as notas médias no SAEPE em Língua Portuguesa e Matemática, e a nota média no IDEPE.

Para tanto, o trabalho está organizado da seguinte forma: a próxima seção discute as principais mudanças na área de educação durante a gestão do governador Eduardo Campos. A seção três disserta sobre a avaliação econômica de políticas, programas e projetos sociais. O capítulo seguinte apresenta, além da metodologia utilizada para o alcance dos objetivos do presente trabalho, a base de dados e as variáveis consideradas no modelo. No tópico posterior são exibidos e discutidos os resultados alcançados através dos métodos empregados. Por fim, no último capítulo, são apresentadas as considerações finais do trabalho.

³ Outras medidas foram adotadas no intuito de elevar o desempenho das escolas da rede pública estadual, as quais serão discutidas na próxima seção.

2. A POLITICA EDUCACIONAL NO ESTADO DE PERNAMBUCO DURANTE OS DOIS CICLOS DE GESTÃO DO GOVERNADOR EDUARDO CAMPOS⁴

O primeiro ciclo da gestão do governador Eduardo Campos (2007 – 2010) foi marcado por transformações significativas no modelo de gestão do Estado. Em 2007, o Governo precisou lidar com uma série de dificuldades no que tange à disponibilidade de informações fidedignas sobre o funcionamento do Estado como, por exemplo, seu quadro de funcionários e origem de receitas e despesas. No intuito de resolver esses problemas, foram desenvolvidos estudos nas áreas de educação, saúde e segurança e o Governo passou a trabalhar, juntamente com a Secretaria de Planejamento e Gestão – SEPLAG, com um novo modelo de gestão (gestão pública por resultados) baseado no cumprimento de metas pré-fixadas.

Considerando a área de educação, inicialmente a recuperação física dos equipamentos foi priorizada. Além disso, foram disponibilizados alguns equipamentos básicos como laboratórios de informática com acesso à internet, laboratórios de ciências e bibliotecas. O intuito foi adequar as unidades escolares a um padrão mínimo de funcionamento. Após essa adequação, o Governo investiu no estímulo à aprendizagem e na manutenção do vínculo dos alunos com a unidade de ensino, o que pôde ser feito através de ações como: distribuição do kit escolar, composto por fardamento, bolsa e caderno; distribuição de livros didáticos de todas as matérias; ampliação da distribuição da alimentação escolar para todos os alunos da rede estadual; adoção de diversos programas de redução da distorção idade-série.

No que concerne aos profissionais da educação, foram implementadas ações específicas de valorização e estímulo, tais como: disponibilização de programas de capacitação; concessão de bônus para aquisição de livros na Bienal do Livro; assinatura de jornais diários; assinatura de revistas especializadas e a criação do programa Professor Conectado, que disponibilizou um laptop novo para cada professor da rede estadual.

Com relação à gestão escolar, objetivando sua melhoria, foram admitidas algumas providências como: adoção de grade curricular mínima para a rede estadual; implantação de avaliações bimestrais com notas; aferição anual do desempenho de todas as escolas através da realização do SAEPE e do IDEPE, além da criação do Bônus de Desempenho Escolar – BDE.

No primeiro ano de cada ciclo de gestão, 2007 e 2011, foi realizada a caravana “Todos por Pernambuco”, onde foram desenvolvidos seminários com a participação do Governador, senadores, deputados, prefeitos, vereadores, secretários estaduais e suas equipes,

⁴ Principais referências utilizadas para construção desta seção: RAG (2011) e Pernambuco (2012).

representantes de associações, diretores escolares, pais, estudantes, servidores públicos e demais atores da sociedade civil. Dessa forma, foi possível realizar um bom diagnóstico que, confrontado com os resultados do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica – IDEB e demais indicadores educacionais disponibilizados pelo governo federal em 2007, abalizou a urgência na definição de políticas direcionadas para a melhoria dos indicadores educacionais das escolas públicas, mais especificamente das escolas estaduais.

Dois fatores contribuíram para que o governo de Pernambuco implementasse um conjunto de iniciativas no intuito de focar as políticas públicas educacionais na melhoria da qualidade social da educação. O primeiro deles diz respeito aos resultados do IDEB de 2005 e 2007, onde a rede estadual de ensino de Pernambuco obteve o pior desempenho, quando comparado aos demais estados brasileiros, considerando os anos finais do ensino fundamental. O segundo está relacionado ao fato de que Pernambuco ganhou muito destaque no cenário nacional como o maior centro de investimento do Brasil, garantindo a décima posição no ranking da economia nacional e crescimento do Produto Interno Bruto – PIB maior que o verificado para o país.

O Estado tem como documento norteador das políticas educacionais o Plano Estadual de Educação – PEE, que é elaborado com base nas metas e estratégias recomendadas no Plano Nacional de Educação – PNE, considerando para tanto as características próprias de seu território. Para que os recursos sejam otimizados e o Brasil possa obter avanços na ampliação do acesso e na qualidade do ensino, é necessário que o PNE esteja vinculado aos demais planos, sejam eles estaduais, do Distrito Federal ou municipais. O alinhamento dos planos de educação é fundamental para que as metas nacionais de melhoria da qualidade do ensino possam ser atingidas.

O Fórum Estadual de Educação de Pernambuco – FEE/PE é um espaço de articulação entre a sociedade civil e o Estado, que foi instituído pela Portaria 7.122 de 18 de outubro de 2011 da Secretaria de Educação de Pernambuco – SEE, conforme deliberações da Conferência Nacional de Educação de 2010 (CONAE 2010) e do Fórum Nacional de Educação – FNE . As atribuições do FEE/PE consistem em:

- Coordenar a Conferência Estadual de Educação, acompanhar e avaliar a implementação de suas deliberações e promover as articulações necessárias entre os correspondentes Fóruns de Educação Municipal;
- Participar do processo de concepção, implementação e avaliação da política estadual de educação;

- Acompanhar a elaboração, revisão e aprovação do PEE;
- Acompanhar e avaliar os impactos da implementação do PNE e PEE.

O FEE/PE é composto por diversas entidades representantes da sociedade civil e do poder público, as quais seguem elencadas abaixo:

- SEE;
- Secretaria da Criança e da Juventude – SECJ;
- Conselho Estadual de Educação – CEE;
- Comissão de Educação e Cultura da Assembleia Legislativa;
- Associação de Mães, Pais e Alunos de Pernambuco – Ampa-PE;
- Comitê Pernambucano da CNDE;
- Central dos Trabalhadores e Trabalhadoras do Brasil – CTB;
- Central Única dos Trabalhadores – CUT;
- Comissão de Professores Indígenas de Pernambuco – Copipe;
- Comitê de Educação do Campo – Comecamp;
- Confederação Nacional dos Trabalhadores em Educação – CNTE;
- Confederação Nacional dos Trabalhadores em Estabelecimentos de Ensino – Contee;
- Federação das Associações de Moradores de Núcleos de Cohab e Similares – Femocohab/PE;
- Fundação Joaquim Nabuco – Fundaj;
- Instituto Federal de Pernambuco – IFPE;
- Movimentos Sociais do Campo;
- Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial – Senai;
- Serviço Social da Indústria – Sesi;
- Associação Nacional de Políticas e Administração da Educação na Paraíba – Anpae;
- Associação Nacional pela Formação dos Profissionais da Educação – Anfope;
- Sindicato dos Trabalhadores em Educação da Pernambuco – Sintepe;
- Sindicato dos Professores de Pernambuco – Sinpro;
- Sindicato dos Trabalhadores de Ensino de Pernambuco – Sintepe;
- Representantes do Fórum em Defesa da Educação Infantil em Pernambuco – Feipe;
- Conselho Estadual dos Direitos das Crianças e do Adolescente;
- União Brasileira dos Estudantes Secundaristas – Ubes;

- União dos Estudantes de Pernambuco – UEP;
- Universidade Federal de Pernambuco – UFPE;
- Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE;
- Universidade de Pernambuco – UPE;
- Universidade Católica de Pernambuco – Unicap;
- União Nacional dos Dirigentes Municipais de Educação – Undime;
- União Nacional dos Conselhos Municipais de Educação – UNCME.

2.1. Política de responsabilização educacional

A política de responsabilização educacional, ou política *accountability*, pode ser definida como uma tentativa de melhorar os resultados das escolas através da criação de incentivos, de acordo com o desempenho dos estudantes, medido por procedimentos de monitoramento e de avaliação próprios. De acordo com Brooke (2006), através desse tipo de política, se tornam públicas as informações a respeito do trabalho das instituições de ensino e os gestores e demais membros do grupo escolar também são responsabilizados pelo desempenho da instituição.

Em Pernambuco, essa política está especificada nas seguintes normas legais: Lei 13.486 de 01 de julho de 2008; Lei 13.696 de 18 de dezembro de 2008 e Decreto 32.300 de 08 de setembro de 2008 (PERNAMBUCO, 2012). Para que esse tipo de política possa ser configurado, é necessário que o sistema de ensino disponha de algumas condições, descritas abaixo, que possam ser trabalhadas em conjunto:

1. Objetivos educacionais e metas claras por escola: os objetivos educacionais estão alinhados com a visão da SEE, que é virar referência em educação de qualidade social. As metas são determinadas por escola, desagregada por nível de ensino, fundamentadas no IDEPE. Sendo assim, cada unidade de ensino possui suas metas de qualidade pactuadas anualmente em um Termo de Compromisso, onde a média geral destas metas é estipulada sempre maior do que as estabelecidas pelo governo federal para o IDEB⁵.

⁵ O cálculo do IDEPE segue o mesmo procedimento adotado para o IDEB.

Tabela 1 – Resultado do IDEB para a rede estadual de Pernambuco.

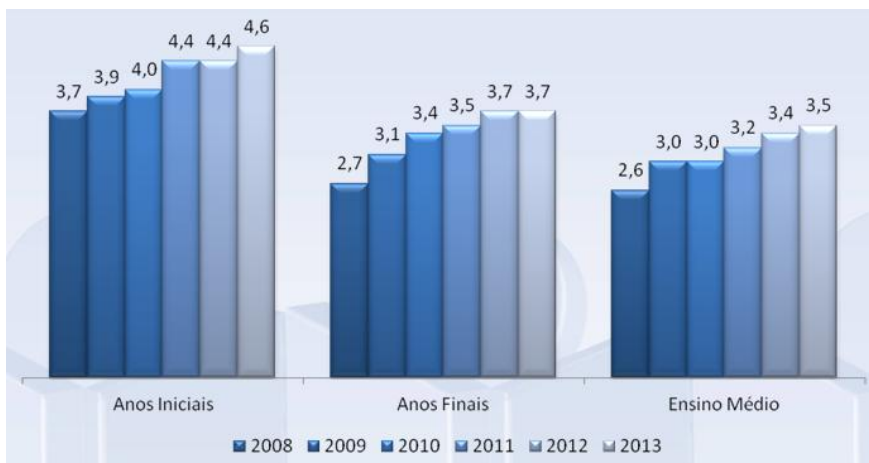
Pernambuco	IDEB observado				Metas pactuadas com o MEC			
	2007	2009	2011	2013	2007	2009	2011	2013
AIEF	3,5	3,9	4,2	4,3	3,2	3,5	3,9	4,2
AFEF	2,5	3,0	3,3	3,6	2,4	2,6	2,8	3,3
EM	2,7	3,0	3,1	3,6	2,7	2,8	3,0	3,2

AIEF: Anos Iniciais do Ensino Fundamental; AFEF: Anos Finais do Ensino Fundamental; EM: Ensino Médio.

Fonte: Elaboração própria a partir das informações disponibilizadas no site do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira – INEP.

Os resultados apresentados na Tabela 1 mostram que o estado de Pernambuco vem atingindo, às vezes até ultrapassando, as metas pactuadas com o Ministério da Educação – MEC em todos os níveis de ensino no período analisado. Com relação ao IDEPE (ver Figura 1), os resultados observados também são maiores do que as metas estabelecidas para o IDEB. No que diz respeito aos resultados observados do IDEB, o IDEPE só é menor na etapa de ensino referente ao ensino médio no ano de 2013, sendo esta diferença de apenas 0,1 ($3,6 - 3,5 = 0,1$);

Figura 1 – Resultado do IDEPE.



Fonte: SEE.

2. Sistema próprio de avaliação: a SEE possui um sistema próprio de avaliação que é o SAEPE⁶. Esse sistema vem sendo realizado anualmente desde 2008 e consiste numa avaliação padronizada e censitária que permite aferir o desempenho dos estudantes em Língua Portuguesa e Matemática no 3º, 5º e 9º ano do ensino fundamental e 3º ano do ensino médio (PERNAMBUCO, 2012). Possui escala de proficiência comum ao

⁶ Esse sistema foi realizado pela primeira vez no ano 2000, sendo desenvolvido novamente só em 2005.

Sistema Nacional de Avaliação da Educação Básica – SAEB e tem como principais objetivos (PERNAMBUCO, 2008):

- Gerar informações concernentes ao grau de domínio dos estudantes nas habilidades e competências avaliadas como essenciais em cada nível de ensino considerado;
 - Monitorar o desempenho dos alunos ao longo do tempo para que medidas corretivas possam ser implementadas em tempo hábil, quando necessário;
 - Contribuir para a adequação das práticas de ensino às necessidades dos estudantes;
 - Associar os resultados da avaliação às políticas de incentivo no intuito de reduzir as desigualdades e, assim, elevar a eficácia da unidade de ensino;
 - Compor o IDEPE;
3. Sistema de incentivos para as unidades escolares que alcançarem as metas estabelecidas: foi pensando em estimular a permanência do professor e dos demais servidores em uma única escola, assim como o desenvolvimento de ações coletivas no interior de cada escola direcionadas para a melhoria da qualidade social do ensino, que o governo de Pernambuco instituiu e regulamentou, por meio das leis 13.486 de 01 de julho de 2008, 13.696 de 18 de dezembro de 2008 e o decreto nº 32.300 de 08 de setembro de 2008, o BDE. Esse bônus é devido às escolas estaduais que conseguem atingir pelo menos 50%⁷ das metas pactuadas no Termo de Compromisso e a todos os seus servidores, sendo proporcional ao tempo de serviço na unidade escolar, com limite mínimo de seis meses. Em 2009, o BDE foi estendido para as Gerências Regionais de Ensino – GRE's⁸;
4. Sistema de monitoramento de indicadores de processos: a SEE, em conjunto com as GRE's e as escolas, passou a registrar e analisar uma série de informações que ilustram o desenvolvimento das atividades orientadas para o alcance dos objetivos e metas estabelecidas para cada escola. O monitoramento dessas informações é realizado para cada unidade de análise considerada: turma, escola, município, GRE ou Estado, e tem periodicidade bimestral⁹.

⁷ Se a unidade escolar atingir 50% da meta terá direito a metade do bônus. A partir de então, o valor a ser recebido é proporcional ao percentual da meta atingido pela escola (PERNAMBUCO, 2008).

⁸ O Estado é dividido em 17 GRE's.

⁹ A Figura 2, apresentada na seção 2.3.3, ilustra os indicadores de processo considerados para monitoramento.

2.2. Política de reestruturação do ensino médio

No sistema federativo brasileiro, a competência em assegurar o atendimento no ensino médio é dos estados. Pernambuco iniciou, desde 2008, uma política de reestruturação do ensino médio, com destaque para duas iniciativas:

1. Criação do Programa de Educação Integral – PEI, por meio da promulgação da Lei Complementar nº 125 de 10 de julho de 2008, que torna política pública a oferta de ensino médio integral no Estado. Esse programa transformou os 20 antigos Centros de Ensino Experimental em Escolas de Referência em Ensino Médio – EREM. De acordo com a referida lei, o PEI tem como propósito:

- I – executar a Política Estadual de Ensino Médio, em consonância com as diretrizes das políticas educacionais fixadas pela Secretaria de Educação;
- II – sistematizar e difundir inovações pedagógicas e gerenciais;
- III – difundir o modelo de educação integral no Estado, com foco na interiorização das ações do governo e na adequação da capacitação de mão de obra, conforme a vocação econômica da região;
- IV – integrar as ações desenvolvidas nas Escolas de Referência em Ensino Médio em todo o Estado, oferecendo atividades que influenciem no processo de aprendizagem e enriquecimento cultural;
- V – promover e apoiar a expansão do ensino médio integral para todas as microrregiões do Estado;
- VI – consolidar o modelo de gestão para resultados nas Escolas de Referência em Ensino Médio do Estado, com o aprimoramento dos instrumentos gerenciais de planejamento, acompanhamento e avaliação;
- VII – estimular a participação coletiva da comunidade escolar na elaboração do projeto político-pedagógico da Escola;
- VIII – viabilizar parcerias com instituições de ensino e pesquisa, entidades públicas ou privadas que visem a colaborar com a expansão do Programa de Educação Integral no âmbito Estadual;
- IX – integrar o ensino médio à educação profissional de qualidade como direito a cidadania, componente essencial de trabalho digno e do desenvolvimento sustentável. (BRASIL, 2008).

Como pode ser observado na Tabela 2, o total de escolas estaduais de ensino médio integral e semi-integral passa de 20 para 51 em 2008. Em 2009, com a promulgação da Lei 13.968 de 15 de dezembro de 2009, foi criada a Secretaria Executiva de Educação Profissional, a qual ficam vinculam-se a Educação Profissional e o PEI. Nesse ano, houve um aumento de 51 para 103 EREM's. As escolas integrais funcionam com estudantes e professores em tempo integral, no horário das 7:30h às 17:00h, durante cinco dias da semana, o que resulta num total de 9 horas/aulas diárias. As escolas com jornada semi-integral, por sua vez, iniciam seu funcionamento com turmas de 1º ano e com outras modalidades de ensino, a depender da realidade local. Em três dias da semana, os estudantes têm aulas em horário integral, com 10 horas/aulas. Nos outros

dois dias, as aulas ocorrem apenas em um turno, com 5 horas/aulas. O professor, além da mesma jornada do estudante, trabalha mais um turno a ser dedicado a estudo e planejamento didático. Além disso, os professores das EREM's têm remuneração superior à dos professores das demais escolas, dedicação exclusiva e habilitação na disciplina ministrada;

Tabela 2 – Número de EREM por ano de instalação.

Ano de instalação	Total de escolas por ano de instalação	Total de escolas no ano
2004	1	1
2005	1	2
2006	11	13
2007	7	20
2008	31	51
2009	52	103
2010*	58	160
2011**	14	173
2012	44	217
2013***	43	260
Total	262	

* Em 2010, a EREM Antônio Cavalcanti Filho foi redenominada para EREM Professora Irene Maria Ramos Coelho, pelo Decreto Estadual Nº 35.215/2010.

** Em 2011, a EREM Cícero Dias passou a ser Escola Técnica pelo Decreto Estadual Nº 36.121/2011.

*** Total de escolas de referência em 2013 = 260.

Fonte: SEE.

1. Construção e implantação de escolas técnicas, integradas ao ensino médio e/ou subsequente: a partir de 2010 houve a implantação do ensino médio integral integrado à educação profissional nas escolas técnicas do Estado. A jornada é de 8 horas diárias para a escola técnica integrada ao ensino médio e de 4 horas para a subsequente.

Tabela 3 – Número de escolas técnicas estaduais por ano de instalação.

Ano de instalação	Total de escolas por ano de instalação	Total de escolas no ano
2010	7	7
2011	6	13
2012	5	18
2013	6	24
Total	24	

Obs: de acordo com a SEE, a Escola de Criatividade Musical foi transformada em escola técnica em 2011. No entanto, não foi considerada pela SEE na Tabela 3 por não possuir jornada integrada ao ensino médio. Na realidade, em 2013, a rede estadual de ensino tinha 25 escolas técnicas.

Fonte: SEE.

Através de uma ação cooperativa, coordenada pela Secretaria Executiva de Gestão de Rede, nos anos de 2008 e 2009, no que se refere ao ensino médio, praticamente todas as matrículas das escolas municipais foram transferidas para a rede estadual de ensino. O atendimento nas escolas estaduais também está sendo reordenado pela SEE. Com o PEI, gradativamente, as EREM's passarão a trabalhar exclusivamente com o ensino médio.

2.3. O Pacto pela Educação – PPE

O governo de Pernambuco e a SEE, com base nas demandas apresentadas nos seminários do programa Todos por Pernambuco e considerando a Constituição Federal/1988, a LDB/1996, o Plano de Desenvolvimento da Educação – PDE, as Diretrizes do MEC e o PNE, lançaram, em outubro de 2011, o PPE. Definido como uma política focada para a melhoria da qualidade da educação, para todos e com equidade, o PPE tem como objetivo principal garantir, além de uma educação pública de qualidade, a formação profissional.

O PPE norteia as políticas educacionais para a educação pública em Pernambuco e tem como linhas de atuação:

- Fortalecimento das parcerias com os municípios;
- Transparência das informações;
- Valorização e capacitação, inicial e continuada, dos profissionais da educação;
- Reconhecimento do mérito, desempenho, monitoramento e avaliação dos processos e resultados;
- Intensificar o protagonismo da relação professor-estudante;
- Compreensão e construção interativa do conhecimento;
- Interdisciplinaridade;
- Práticas pedagógicas inovadoras;
- Uso das tecnologias de informação e comunicação (TIC's).

O PPE também está centrado em algumas diretrizes, tais como:

- Valorização dos profissionais de educação;
- Aperfeiçoamento dos padrões básicos de funcionamento das escolas;
- Aperfeiçoamento do padrão de qualidade social dos processos de ensino e aprendizagem;
- Incentivo aos municípios;
- Modelo de organização e gestão das escolas;

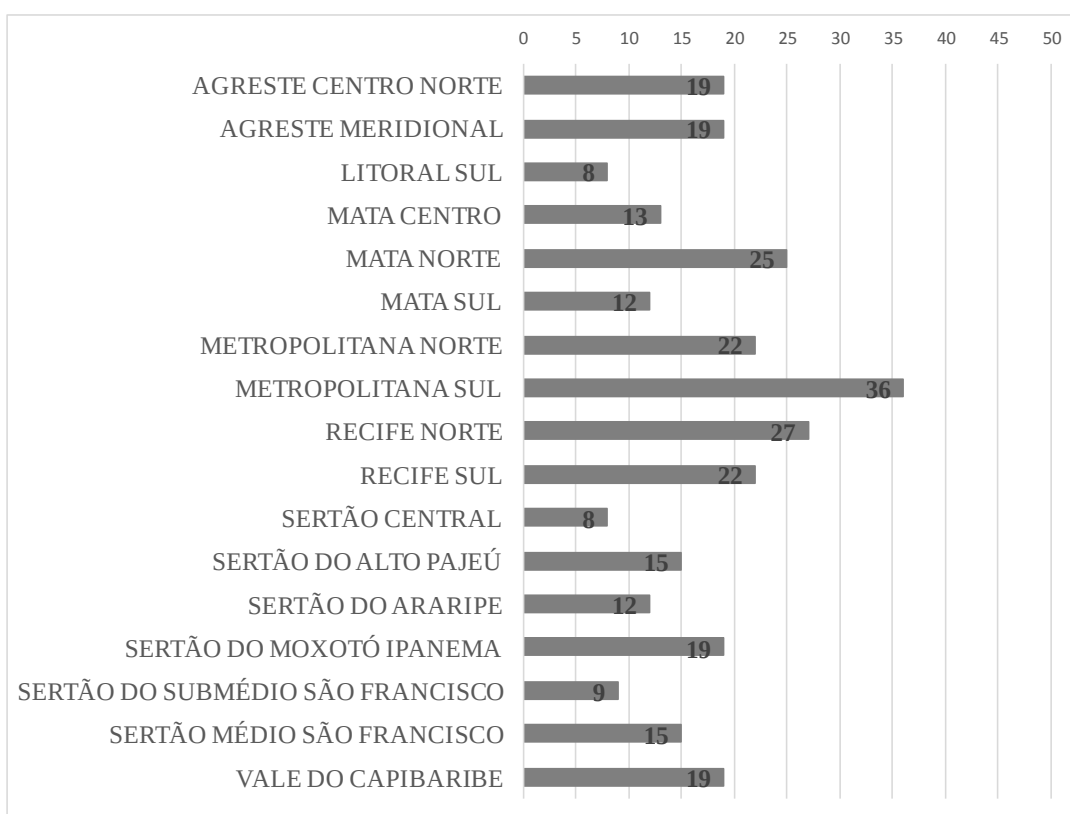
- Universalização e aperfeiçoamento da educação integral;
- Expansão e aperfeiçoamento da educação profissional;
- Melhorias na educação do Campo/Indígena/ Especial/EJA/Paulo Freire;
- Consolidação da política de responsabilização (*accountability*) educacional.

2.3.1. Proposta de implantação¹⁰

A proposta de implantação do PPE, como política de gestão por resultados, foi acompanhar todos os anos do ensino médio de 300 escolas, localizadas em todas as regiões do Estado (ver Figura 2), selecionadas com base nos seguintes critérios:

- Ser EREM (ou irão se tornar EREM até 2014);
- Escolas técnicas;
- Não evoluíram no IDEPE 2010.

Figura 2 – Número de escolas monitoradas pelo PPE por GRE.

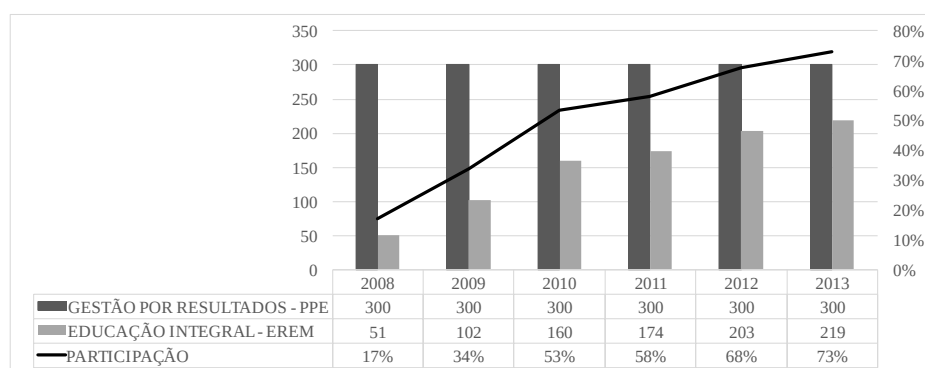


Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEE.

¹⁰ Ver Pernambuco (2012).

A Figura 3 mostra a composição do grupo de escolas monitoradas pelo PPE em relação às escolas beneficiadas pelo PEI. Verifica-se que, no ano de estreia do PPE (2011), conforme critério estabelecido para monitoramento, todas as EREM's foram contempladas com a política de gestão por resultados do PPE. Nos anos posteriores, mais escolas do grupo de monitoramento foram transformadas em EREM's, o que aumentou a participação relativa destas escolas no grupo de unidades acompanhadas pelo PPE. Fica claro, portanto, a necessidade de se considerar na avaliação da política de gestão por resultados do PPE a participação no PEI, uma vez que este último teve início antes do PPE e, no período analisado, foi praticamente incorporado pelo mesmo.

Figura 3 – Composição das escolas monitoradas pelo PPE em termos de EREM.

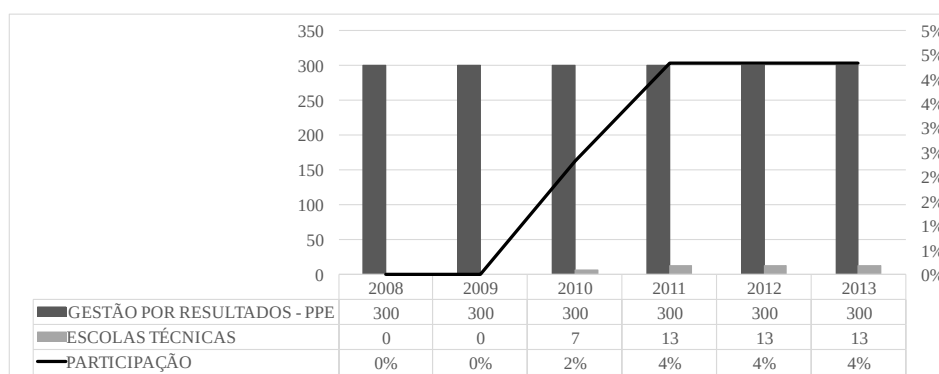


Obs: a divergência no número de EREM's em 2011, em relação ao apresentado na Tabela 2, deve-se ao fato de que nesse ano uma EREM foi transformada em escola técnica.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEE.

Com relação às escolas técnicas, em 2011, apenas 4% das escolas selecionadas para monitoramento pelo PPE faziam parte desse grupo. Esse mesmo resultado pode ser observado para os anos posteriores (ver Figura 4).

Figura 4 – Composição das escolas monitoradas pelo PPE em termos de escolas técnicas.



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da SEE.

2.3.2. Metodologia de trabalho

Com o objetivo de abarcar todos os agentes envolvidos no PPE, são realizadas reuniões em três níveis:

- **Nível Estratégico:** Reunião do Comitê Gestor Executivo do PPE. Este comitê é presidido pelo Governador do Estado e formado pela SEPLAG e a SEE. Essa reunião ocorre na sala de monitoramento da SEPLAG e tem como objetivos: debater os resultados alcançados pelas escolas no bimestre, atender as necessidades das escolas e GRE's, destravar processos e alinhar procedimentos para um melhor desempenho do setor. Para tanto, esse encontro conta com a participação de importantes lideranças, como o Governador do Estado, Secretário de Planejamento e Gestão, Secretário de Educação, Secretário Executivo da Secretaria de Educação, Secretário Executivo de Gestão por Resultados (SEPLAG) e Gestores das GRE's.
- **Nível Tático:** Reunião da SEPLAG com o gestor da GRE e os diretores das escolas com baixo rendimento no IDEPE. Esse encontro acontece na sede das GRE's e tem por finalidade apresentar o desempenho das escolas, fornecendo mecanismos que permitem identificar oportunidades de melhorias, podendo ainda propor ações a serem desempenhadas pelos diretores;
- **Nível Operacional:** Reunião da SEPLAG com toda a equipe da escola¹¹. Nesse último encontro são debatidos os resultados alcançados pelas escolas junto com todos os envolvidos no PPE, ou seja, diretor da escola, equipe pedagógica e administrativa da escola, professores de português e matemática do ensino médio, representante da GRE e analistas da SEPLAG.

Nas três reuniões, são discutidos os resultados, referentes ao bimestre ou semestre, das escolas, GRE's e do Estado como um todo. Sendo assim, no ano, são realizadas quatro apresentações bimestrais e duas semestrais.

¹¹ A reunião do nível operacional ocorre em todas as 300 escolas monitoradas.

2.3.3. Indicadores

Como uma política de gestão por resultados, o PPE se vale de alguns indicadores para medir e avaliar o desempenho das ações educacionais elaboradas pelo Estado. É o monitoramento desses indicadores, ou seja, o acompanhamento dos desvios em relação às metas estipuladas para cada indicador, que permite que sejam traçadas estratégias que visem à melhoria da qualidade do ensino ofertado à sociedade.

O Índice Pacto Pela Educação – IPPE, indicador de resultado inicialmente observado bimestralmente pelo PPE, acompanhava os três anos do ensino médio das 300 escolas monitoradas. Este índice era obtido através do produto de três elementos educacionais referentes às disciplinas de Português e Matemática, a saber:

- Nota média da escola numa avaliação bimestral interna;
- Percentual de alunos com nota superior a 6;
- Percentual do cumprimento do currículo: feito com base nos conteúdos previstos a serem ministrados no semestre (Matriz de Referência Curricular de Pernambuco) e os efetivamente ministrados.

Dessa forma, o IPPE tinha como objetivo aferir e acompanhar a evolução do desempenho dos estudantes de todos os anos do ensino médio das 300 escolas monitoradas. Os indicadores de processo, para os quais foram estipuladas metas intermediárias, também com periodicidade bimestral eram:

- Frequência do estudante;
- Frequência do professor;
- Aulas previstas X aulas dadas;
- Cumprimento dos conteúdos curriculares;
- Estudantes abaixo da média;
- Participação familiar em reuniões escolares.

Vale destacar que de 2013 para 2014 aconteceram algumas mudanças em relação à proposta inicial de implantação do PPE como política de gestão por resultados: todas as escolas que possuem ensino médio, exceto as indígenas, quilombolas e de aplicação, passaram a ser acompanhadas; o indicador de acompanhamento principal passou a ser a média dos estudantes e a avaliação externa; foram definidas escolas prioritárias e uma lista de alunos prioritários; as reuniões táticas passaram a ser realizadas com as escolas prioritárias. A Figura

5 apresenta um quadro com os indicadores avaliados pelo PPE a partir de 2014, bem como a faixa de metas estipuladas para cada um.

Figura 5 – Quadro resumo dos indicadores avaliados pelo PPE.

INDICADORES	
INDICADORES DE RESULTADO	
IDEPE	Não possui faixa de metas
MÉDIA EXTERNA	 $\geq 6,0$ de média
	 $< 6,0$ e ≥ 4 de média
	 $< 4,0$ de média
MÉDIA INTERNA	 $\geq 6,0$ de média
	 $< 6,0$ e ≥ 4 de média
	 $< 4,0$ de média
INDICADORES DE PROCESSO	
FREQUÊNCIA DO ESTUDANTE	 $\geq 95\%$ de frequência.
	 $< 95\%$ e $\geq 75\%$ de frequência.
	 $< 75\%$ de frequência.
PARTICIPAÇÃO NAS AVALIAÇÕES EXTERNAS	 $\geq 90\%$ de participação
	 $< 90\%$ e $\geq 80\%$ de participação
	 $< 80\%$ de participação.
PARTICIPAÇÃO NAS AVALIAÇÕES INTERNAS	 $\geq 90\%$ de participação
	 $< 90\%$ e $\geq 80\%$ de participação
	 $< 80\%$ de participação.
FREQUÊNCIA DO PROFESSOR	 $\geq 97\%$ e $\leq 100\%$ de frequência.
	 $< 97\%$ e $\geq 95\%$ de frequência.
	 $< 95\%$ de frequência.
CUMPRIMENTO DOS CONTEÚDOS CURRICULARES	 $\geq 95\%$ dos conteúdos estabelecidos.
	 $\geq 80\%$ e $< 95\%$ dos conteúdos estabelecidos.
	 $< 80\%$ dos conteúdos estabelecidos.
ALUNOS ABAIXO DA MÉDIA	 $\geq 0\%$ e $\leq 7\%$ dos estudantes.
	 $> 7\%$ e $\leq 15\%$ dos estudantes.
	 $> 15\%$ dos estudantes.
PARTICIPAÇÃO DE FAMILIARES EM REUNIÕES ESCOLARES	 $\geq 70\%$ de participação nas reuniões escolares.
	 $\geq 50\%$ e $< 70\%$ de participação nas reuniões escolares.
	 $< 50\%$ de participação nas reuniões escolares.
TAXA DE APROVAÇÃO	Não possui faixa de metas
DISTRIBUIÇÃO DE NOTAS NA PROVA EXTERNA	Não possui faixa de metas
AULAS PREVISTAS X AULAS DADAS	 100% das aulas previstas
	 $\geq 95\%$ e $< 100\%$ das aulas previstas
	 $< 95\%$ das aulas previstas

Fonte: Pernambuco (2014).

3. AVALIAÇÃO ECONÔMICA DE POLÍTICAS, PROGRAMAS E PROJETOS SOCIAIS

A avaliação econômica de políticas, programas e projetos sociais é um instrumento que visa aprimorar o processo de tomada de decisão dos gestores, uma vez que fornece informações que podem ser utilizadas para melhorar a concepção de um programa. É importante destacar que a avaliação não supre o processo de tomada de decisão política, mas provê o suporte necessário para que estas decisões sejam tomadas da melhor forma possível (ALA-HARJA; HELGASON, 2000). Além disso, a avaliação contribui para um melhor uso e distribuição dos recursos disponíveis, e também para um maior esclarecimento da sociedade de que o dinheiro público está sendo aplicado de forma justa e consciente, com maior responsabilidade e transparência.

O completo desenvolvimento de uma avaliação econômica depende de dois tipos de análise. A primeira se concentra em identificar se o programa gera impacto em seu público-alvo e, em caso afirmativo, qual é a magnitude do mesmo. A segunda trata de um estudo de viabilidade econômica, onde são considerados todos os custos e benefícios gerados pelo programa, tanto no que concerne à sua população-alvo como no que diz respeito aos demais agentes da sociedade, uma vez que estes podem ser afetados via externalidades. Essa última análise é pouco desenvolvida nos trabalhos sobre avaliação devido à dificuldade de reunir todas as informações necessárias ao seu desenvolvimento, como é o caso do presente estudo. A seguir, será discutida a importância da avaliação de impacto para uma gestão eficaz das políticas públicas.

3.1. Avaliação de Impacto¹²

É indispensável para um perfeito entendimento da avaliação de impacto saber o que está sendo efetivamente considerado como impacto. Nos estudos de avaliação, entende-se por impacto a diferença entre a situação dos participantes do programa após a intervenção (situação real) e a situação em que estariam caso não tivessem participado do programa (situação hipotética). Assim, o objetivo da avaliação de impacto é determinar se o programa teve ou não impacto sobre seus beneficiários. Além disso, é importante também identificar a magnitude do impacto para que, baseado nesse conhecimento, o programa possa ser aprimorado e melhor adequado às necessidades daqueles que sofrem sua intervenção.

¹² Formulado com base em Brasil (2012).

Na avaliação de impacto é comum usar métodos estatísticos para estimar o efeito do programa sobre seus usuários. No entanto, para desenvolver esse tipo de análise de maneira direta e objetiva, é necessário dispor de indicadores práticos e mensuráveis, que possam ser utilizados para medir o sucesso, ou fracasso, do programa. Além disso, é necessário também que haja um grupo de controle, ou seja, grupo que não foi atendido pelo programa, mas que possui características semelhantes ao grupo que está recebendo a intervenção (grupo de tratamento).

A avaliação de impacto pode ser justificada como forma de validação das teorias que serviram de base ao desenho do programa, sendo de suma importância sua utilização em programas em escala piloto. Neste caso, pode-se averiguar se a ligação entre o ingresso no programa e os efeitos esperados é válida. Além disso, esse tipo de avaliação também pode ser utilizado para confirmar se as crenças dos usuários a respeito da eficácia do programa condizem com a realidade. Esses fatores são observados em diferentes momentos da avaliação de impacto, a qual pode ocorrer antes (avaliação *ex-ante*), durante (avaliação *ex-post* de percurso) e após (avaliação *ex-post* de encerramento) a realização do programa. Para cada tipo de avaliação existem diferentes métodos e objetivos, que irão depender dos dados disponíveis sobre o programa naquele determinado período.

No presente trabalho, a avaliação desenvolvida é do tipo *ex-post* de percurso, que tem como objetivo identificar se os resultados alcançados até o momento condizem com o que foi previsto para sua implementação. Através desse tipo de avaliação, é possível vislumbrar o futuro de um determinado programa, identificando, por exemplo, ações que devam ser interrompidas e/ou aprimoradas para um melhor desenvolvimento do mesmo.

É importante destacar que a avaliação *ex-post* de percurso, apesar de ser mais comum na fase inicial de implementação de um programa, não se restringe apenas a esta etapa. Portanto, a grande questão nesse caso é o momento em que é realizada a avaliação, visto que, se por um lado, seu desenvolvimento na fase inicial contribui para o destino do programa, por outro lado, alguns impactos importantes podem não ser identificados nessa etapa, pois necessitam de mais tempo para se manifestar. Sendo assim, o *trade off* entre fornecer informações que sirvam para dar um melhor direcionamento ao programa e esperar o momento ideal para que os impactos mais importantes se tornem visíveis deve ser analisado com cautela em toda avaliação *ex-post* de percurso. Devido a isso, a utilização desse tipo de avaliação é justificada em programas de duração prolongada ou ilimitada.

É importante destacar que a eficácia de um programa depende de fatores como tempo e natureza do ambiente socioeconômico e das características da população-alvo do programa, sendo, portanto, função da avaliação de impacto determinar o grau em que essa dependência ocorre. Outra função essencial desempenhada pela avaliação de impacto é o cálculo da relação custo-efetividade de cada programa, ou seja, o impacto gerado por determinado programa por unidade de custo. Num contexto em que diferentes projetos disputam o mesmo recurso, aquele que fornece a melhor relação custo-efetividade é um forte candidato a ser escolhido. Mas, além disso, para que o projeto seja definitivamente o escolhido, é necessário que o mesmo possua uma relação custo-benefício viável, ou seja, que os benefícios sociais superem os custos sociais da realização do programa.

A maneira como o programa é colocado em prática também interfere na magnitude do impacto gerado pelo mesmo, uma vez que parte do impacto potencial (também denominado teórico) pode ser desperdiçada se houver falhas no método de implantação. Deste modo, a avaliação de impacto é crucial para distinguir o impacto esperado do programa originalmente desenhado (impacto potencial ou teórico) do impacto do programa efetivamente realizado (impacto efetivo). Além disso, a avaliação de impacto é útil para que o programa possa ser monitorado. Sabe-se que um programa avaliado hoje dificilmente apresentará o mesmo resultado em períodos posteriores e, por isso, o ideal é que o impacto de determinado programa seja avaliado continuamente. Dentre as diversas razões que explicam o caráter mutável da avaliação de impacto, quatro se destacam: tempo que o usuário fica exposto aos efeitos do programa, alterações no processo de gestão, variações no ambiente em que o mesmo foi inserido e mudanças no perfil do grupo que sofre a intervenção.

Com base no exposto, a avaliação de impacto contribui para o processo de tomada de decisão sobre o programa que está sendo avaliado (uso interno), ou seja, é um excelente instrumento de gestão, permite escolher o mais eficiente dos desenhos existentes para um mesmo programa e faz com que um determinado programa sirva de modelo para outros similares realizados em diferentes cenários (uso externo). Mais especificamente, permite identificar o segmento do público-alvo que mais se beneficiará com a instalação do programa, subsidiando assim a decisão dos gestores quanto ao foco inicial a ser dado e revelando possíveis carências a serem atendidas, ao longo do tempo, pelos menos favorecidos pelo programa.

3.2. Metodologias utilizadas para avaliação

O ideal, na avaliação de qualquer política, é que sua implementação seja feita de forma experimental, pois, dessa forma, é possível obter um bom grupo de comparação, também conhecido como grupo de controle, para as unidades que receberam a intervenção, o chamado contra factual. Assim, pode-se inferir causalidade, ou seja, verificar se houve alguma mudança na variável de interesse do gestor e se essa mudança decorreu unicamente da política ou programa em questão. Contudo, na ausência de um experimento, faz-se necessária a utilização de recursos econométricos para que seja possível assegurar que a diferença entre o grupo de controle e o grupo de tratamento seja apenas a participação no programa.

O método econométrico utilizado no processo de avaliação não pode ser escolhido baseado apenas numa preferência do analista, ele irá depender das características do programa a ser avaliado, dos objetivos da avaliação, dos dados disponíveis, dos custos envolvidos em sua realização, entre outros. O modelo indicado deve ser capaz de responder se o programa gerou ou não algum impacto, ou seja, se foi um sucesso ou um fracasso.

Os métodos disponíveis são variados e, em alguns casos, podem ser combinados para gerar o melhor desenho de avaliação. Dentre os métodos mais básicos, destacam-se: aleatorização, pareamento e diferenças em diferenças. Recursos mais avançados, como o método de regressão descontínua, variável instrumental, avaliação nos quantis, impactos distribucionais e modelos estruturais, podem ser exigidos dependendo do programa a ser avaliado. Dissertar sobre cada um desses métodos não é objetivo deste trabalho, sendo realizada apenas uma discussão sobre aqueles que serão efetivamente utilizados no capítulo 4.

3.3. Avaliação de políticas educacionais

No Brasil, até a década de 1980, a avaliação na área da educação ainda não tinha sido incorporada na agenda pública do país. Isso porque a qualidade do ensino, considerada um dos fatores que impactam na avaliação, não era considerada uma questão relevante. Com o aumento da preocupação dos organismos internacionais a respeito desse tema, a avaliação adquiriu maior visibilidade no cenário nacional (COTTA, 2001). Apesar disso, a implantação de sistemas de informações educacionais, no governo federal, contendo tanto dados censitários quanto de avaliação, só foi realizada na segunda metade da década de 1990¹³,

¹³ Cabe citar os seguintes sistemas de informações educacionais implantados nessa época: Exame Nacional de Cursos – ENC, aplicado aos formandos da educação superior no período de 1996 a 2003, e o Exame Nacional do

período em que se observou um aumento na demanda por informações de avaliação na área de educação.

Não é objetivo deste trabalho discutir em detalhes cada sistema de avaliação implantado pelo governo federal na área de educação. A finalidade desta seção é chamar atenção para a importância dos sistemas de avaliação como fontes de informações que, se adequadamente exploradas, podem auxiliar na elaboração de políticas educacionais que visem à melhoria da qualidade do ensino no Brasil.

A educação, como tudo que é social, tem cunho político e, portanto, a avaliação nesta área pode e deve ser considerada uma questão pública (SOUZA, 2009). Devido a isso, a avaliação muitas vezes é utilizada como objeto de controle do governo, ignorando seu principal objetivo que é diagnosticar possíveis falhas do programa, projeto ou política educacional, e apontar as medidas necessárias para corrigir tais falhas.

Segundo Cotta (2001), o maior desafio da avaliação, enquanto pesquisa social aplicada, é encontrar o equilíbrio entre o rigor metodológico e técnico de uma investigação social e o pragmatismo e flexibilidade essenciais a um mecanismo de apoio à tomada de decisão. Além disso, é muito importante saber qual é o foco (aluno, instituições de ensino ou sistema educacional como um todo) e o verdadeiro propósito da avaliação: maior controle do Estado, promoção do ser humano e da escola, fiscalização, etc.

São vários os dados fornecidos por um sistema de avaliação educacional e cabe ao analista identificar aqueles que serão utilizados em seu estudo, considerando os objetivos do mesmo. A próxima seção apresenta uma discussão a respeito das informações mais comumente tratadas na literatura como responsáveis pelo sucesso escolar e que, portanto, devem ser consideradas nos estudos de avaliação das políticas educacionais. Se bem realizada, a avaliação se torna um importante instrumento no processo de tomada de decisão dos gestores educacionais, pois as informações geradas são capazes de apoiar e justificar as medidas que devem ser adotadas, ou mantidas, para um melhor desempenho do programa/política.

3.3.1. Atributos escolares relacionados ao sucesso escolar

De acordo com a literatura, o sucesso escolar pode ser influenciado por diversas variáveis relativas às características individuais e familiares dos alunos, do corpo docente, da infraestrutura da escola, bem como da participação da escola em programas/políticas educacionais direcionados para a melhoria da qualidade de ensino.

Hanushek, Gomes-Neto e Harbison (1996), em estudo realizado para a área rural do Nordeste, mostram que variáveis como abastecimento de água, energia elétrica, instalações sanitárias, mobiliário para estudantes e professores, livros textos, guias para professores, recursos audiovisuais, notebooks e materiais de escritório estão positivamente relacionados com o desempenho escolar. Já aquelas concernentes à qualidade dos professores, como testes de desempenho e participação em programas de treinamento, são irrelevantes para o sucesso escolar.

A respeito do impacto que pode ser causado pelo número de alunos por turma (variável conhecida como tamanho da turma), Hanushek (1998), utilizando dados da pesquisa Student/Teacher Achievement Ratio (STAR) – Tennessee/EUA, mostra que turmas pequenas geram impacto positivo sobre o desempenho escolar apenas no jardim de infância. Posteriormente, Krueger (1999), empregando dados também da STAR mais variáveis como sexo, cor dos estudantes e escolaridade dos professores, conclui que o maior impacto gerado no atendimento a turmas pequenas, que acontece no primeiro ano escolar, diminui nas séries seguintes, apesar de ainda se mostrar significativo.

O trabalho de Leon e Menezes-Filho (2002) apresenta uma análise descritiva dos indicadores e determinantes da reprovação, avanço e evasão escolar, condicional à reprovação no Brasil, para 4ª e 8ª séries do ensino fundamental e 3º ano do ensino médio, no período 1984-1997. As características individuais utilizadas como controles foram: idade, sexo, condição de chefe do domicílio, mora com os pais e sua condição em relação ao mercado de trabalho. Adicionalmente foram considerados *dummies* regionais e temporais. Os autores utilizaram dados em painel da Pesquisa Mensal de Emprego – PME com o objetivo de encontrar os determinantes da seleção dos indivíduos ao longo do ciclo escolar, com foco nas características familiares e nos seus efeitos sobre as probabilidades de sucesso. A conclusão a que chegaram foi que esses efeitos são mais importantes nas séries mais avançadas, e principalmente como determinantes do avanço escolar.

Felício e Fernandes (2005) utilizaram dados do SAEB/2001, referentes à 4ª série do Ensino Fundamental do estado de São Paulo, no intuito de explorar o potencial avanço no

desempenho escolar que seria proporcionado por uma melhoria nas unidades de ensino. Os resultados mostraram que o efeito escola pode explicar entre 0 e 28,4% da desigualdade total de notas de Língua Portuguesa e entre 8,7 e 34,4% para Matemática. Além disso, foi possível concluir que se todos os alunos estudassem em escolas iguais às melhores do sistema, o desempenho escolar médio teria um progresso expressivo. Dessa forma, apesar das características familiares (escolaridade dos pais, tipo de família e renda) serem consideradas mais importantes para explicar o desempenho escolar, os autores afirmam que isso não significa que resultados substantivos não possam ser atingidos por uma melhoria na qualidade das escolas.

A principal contribuição do trabalho desenvolvido por Rivkin, Hanushek e Kain (2005) consiste em identificar a importância dos atributos do professor sobre o desempenho dos alunos. Neste estudo, os autores utilizaram dados em painel, que têm a vantagem de controlar os efeitos específicos dos indivíduos, e identificaram um importante efeito da escola sobre o desempenho. Os resultados mostraram que três ou mais anos de experiência do professor tem efeito significativamente positivo sobre o desempenho. Além disso, a qualidade do professor se mostrou importante para o aprendizado do aluno.

Biondi e Felício (2007) desenvolveram um trabalho com o objetivo de descobrir quais fatores relacionados à escola e sujeitos à intervenção de políticas públicas têm efeito positivo sobre o desempenho dos alunos da 4ª série do Ensino Fundamental da rede pública na disciplina de Matemática. As autoras utilizaram o Censo Escolar e um painel de dados do SAEB, representativo do Brasil, o que permitiu controlar os efeitos específicos das escolas ao longo do tempo. O método adotado foi o de efeitos fixos. Os principais resultados encontrados foram que a ausência de rotatividade dos professores ao longo do ano, a experiência média dos professores (superior a dois anos em sala de aula) e a existência de internet na escola afetam positivamente o resultado médio.

O estudo desenvolvido por Menezes-Filho (2007) utiliza dados do SAEB/2003 para identificar os fatores relacionados a um melhor desempenho escolar dos alunos brasileiros nos testes de proficiência em Matemática. A partir dos exercícios econométricos realizados, o autor mostra que as variáveis que mais explicam o desempenho escolar são as relativas às características familiares e do aluno, tais como: educação da mãe, cor, atraso escolar e reprovação prévia, número de livros e presença de computador em casa e trabalho fora de casa. Com relação às variáveis no nível da escola, tais como: número de computadores, processo de seleção do diretor e dos alunos, escolaridade, idade e salário dos professores, o

autor conclui que o efeito destas é muito reduzido, sendo o número de horas/aula uma das únicas variáveis que afetam consistentemente o desempenho do aluno.

A pesquisa desenvolvida por Andrade e Laros (2007) visou construir um modelo de desempenho escolar utilizando análise multinível. Para tanto, os autores consideraram as informações relativas aos alunos da 3ª série do Ensino Médio disponíveis no SAEB/2001. Ao controlar o efeito das variáveis de seletividade e composição escolar, foi possível identificar que 17% da variância no desempenho escolar podem ser atribuídos ao nível da escola. Em seguida, ao incluir no modelo multinível final sete variáveis referentes ao aluno¹⁴ e dez referentes à escola¹⁵, os autores observaram que as variáveis relacionadas ao estudante que apresentaram efeito mais forte foram: atraso escolar e comparação do aluno com os colegas. No que diz respeito à escola, os efeitos mais fortes foram: recursos culturais e atraso escolar.

Machado *et al* (2008) descreve uma função de produção educacional, onde o desempenho dos alunos depende das suas características (cor, sexo, idade, por exemplo), das características da família (escolaridade dos pais, renda, entre outras), da escola (infraestrutura, qualificação dos professores, etc.) e do município onde a escola está localizada (PIB *per capita* municipal, por exemplo). Os resultados evidenciam um reduzido efeito da escola e do seu município de residência sobre o desempenho dos estudantes quando comparados às características do aluno e da família, mesmo através da utilização de modelos hierárquicos, reconhecidos por separar os efeitos de componentes de vários níveis, o que permite não subestimar o efeito de cada um deles sobre a qualidade do ensino. Os autores chamam atenção para o fato de que tais resultados não minimizam o papel de políticas públicas para melhoria da educação, uma vez que há correlação positiva entre *background* familiar e a qualidade das escolas. Sendo assim, concluem que o investimento em escolas de tempo integral, treinamento de professores e na modernização dos equipamentos poderá, seguramente, reduzir o efeito da família e ampliar o papel da escola.

No intuito de identificar e analisar os fatores associados à probabilidade de ocorrência da evasão entre a 4ª e a 8ª série do Ensino Fundamental, em algumas escolas das regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste do país, Gonçalves, Rios-Neto e César (2008) estimaram modelos hierárquicos logísticos longitudinais, utilizando três bases de dados: Avaliação de

¹⁴ Atraso escolar, comparação do aluno com os colegas, recursos culturais de que o aluno dispõe em casa, relação da família com a escola, aluno gosta de estudar a disciplina, aluno faz dever de casa e aluno trabalha.

¹⁵ Clima disciplinar da escola, trabalho colaborativo entre a equipe escolar, situação dos equipamentos e das instalações da escola e experiência do professor. Algumas variáveis foram mensuradas no nível do aluno e agregadas para o nível da escola: recursos culturais, atraso escolar, relação da família do aluno com a escola, aluno faz dever de casa, aluno trabalha e aluno gosta de estudar a disciplina.

Desempenho: fatores associados, Ficha Histórico Escolar e o Censo Escolar de 1999. Os resultados mostraram que os insumos relacionados aos alunos são importantes na determinação da evasão. Entre as variáveis demográficas, apenas o sexo foi importante para explicar a evasão, predominante entre os alunos do sexo masculino. O nível socioeconômico, variável associada ao *background* familiar, é negativamente correlacionada à evasão. As variáveis relacionadas à trajetória passada (repetência antes da 4ª série e proficiência) e contemporânea (situação de trabalho) se mostraram significativas. À exceção da escolaridade do professor, as variáveis relacionadas à escola não foram significativas para explicar a probabilidade de evasão do estudante.

Vernier e Bagolin (2013) utilizaram o método de estimação por Regressão Quantílica, com informações do Sistema de Avaliação do Rendimento Escolar do Rio Grande do Sul – SAERS/2007. O objetivo foi identificar os determinantes do desempenho escolar dos alunos gaúchos na 5ª série do Ensino Fundamental. Para tanto, os autores se valeram de duas análises: 1) identificar o efeito das características dos alunos, dos professores, da escola e dos diretores na proficiência média escolar; 2) identificar os determinantes do desempenho de um modo mais desagregado, considerando as notas individuais dos estudantes ao invés das proficiências médias das escolas. De modo geral, no primeiro caso, além das características socioeconômicas dos alunos, as particularidades dos professores, dos diretores e da escola também apresentam impacto. Na segunda análise, no entanto, essas características perdem o efeito, sendo relevantes apenas aquelas relativas ao estudante.

4. METODOLOGIA

Conforme discutido na seção 2.3, a implementação da política de gestão por resultados do PPE foi realizada com base em características observáveis e não de forma experimental. Sendo assim, no intuito de captar o impacto dessa política em seu público alvo no período de 2008 a 2013, a análise desenvolvida no presente trabalho será fundamentada em dois métodos econométricos: pareamento com *propensity score* e diferenças em diferenças,.

Observando a política de gestão por resultados do PPE, é possível comparar dois grupos: o primeiro é formado pelas escolas monitoradas e o segundo abrange as demais unidades estaduais que possuem o ensino médio. Assim, considerando uma variável binária que represente esses dois grupos, $T = \{0,1\}$, tem-se $T = 0$ para o grupo que não sofre a intervenção e $T = 1$ para o grupo que é atendido pela política. A variável de interesse é Y_i , ou seja, é nessa variável que se busca medir o impacto da política em questão. Sendo assim, é possível escrever Y_i como:

$$Y_i = T_i Y_{1i} + (1 - T_i) Y_{0i}$$

onde: Y_{0i} = resultado potencial observado para a unidade i caso não tenha recebido o tratamento; Y_{1i} = resultado potencial observado para a unidade i caso tenha recebido o tratamento.

O impacto médio da política sobre a variável de resultado pode ser representado por:

$$E(Y_{1i} - Y_{0i}) = ATE \text{ e } E(Y_{1i} - Y_{0i} | T_i = 1) = ATT \quad (1)$$

onde *ATE* (*Average Treatment Effect*) é o efeito médio do tratamento para todo o grupo considerado na estimação e o *ATT* (*Average Treatment of Treated*) é o efeito médio do tratamento apenas para o grupo de tratados. Para o caso em que há aleatorização, tem-se que $ATE = ATT$.

É importante destacar que é impossível observar uma mesma unidade de análise nas duas situações, atendimento e não atendimento pela política, ao mesmo tempo. No caso do presente estudo, é impossível analisar o que teria acontecido com determinada unidade de ensino que recebeu a intervenção se ela não tivesse recebido. Devido a isso, utiliza-se nas avaliações o grupo de controle, obtendo-se uma medida aproximada do impacto da política sobre o indicador de interesse. No entanto, essa medida apresenta um viés, pois é possível que a intervenção não seja o único fator que esteja impactando a variável de resultado. Assim, deve-se encontrar uma maneira de isolar o efeito da política para eliminar o viés.

Uma simples comparação entre os grupos pode refletir diferenças pré-política (ou seja, as escolas possuem características diferentes umas das outras) e o efeito da política pode ser decorrente de variáveis como tamanho da escola, infraestrutura, localização, entre outras. Dessa forma, como não há aleatorização na implementação do programa, ou seja, as escolas beneficiadas não são escolhidas por um sorteio, a hipótese de identificação da estimação será seleção em observáveis¹⁶:

$$(Y_{0i}, Y_{1i}) \perp T_i \mid X_i \quad (2)$$

onde $\perp$ denota independência estatística. Assim, assume-se que as variáveis de interesse, condicionadas às características observáveis, são independentes da participação no programa. Essa hipótese implica que o resultado de uma unidade de observação no grupo de controle é um bom predictor do resultado potencial na ausência da intervenção de uma unidade no grupo de tratamento que possui o mesmo vetor de variáveis observáveis. Assim, ao comparar essas duas unidades, o único fator que diferencia seus resultados é a participação no programa. É possível escrever (1) como segue:

$$E(Y_{1i} - Y_{0i} \mid X_i) = ATE(X) \text{ e } E(Y_{1i} - Y_{0i} \mid X_i, T_i = 1) = ATT(X) \quad (3)$$

No presente estudo, o vetor X_i é composto por características observáveis das escolas como, por exemplo, localização, possui laboratório de informática, número de computadores, tem acesso à internet, entre outras. A dificuldade de aplicação desse método reside no fato de que, quanto mais características são utilizadas, maior será o número de observações necessário no grupo de controle para que possa ser feita a comparação com grupo de tratamento. Ou seja, para cada característica X_i tem-se que garantir que cada tratado tem seu respectivo controle. Para eliminar esse problema, ao invés de utilizar as variáveis que expressam as características observáveis (X_i), é possível resumir todas as informações de X_i nas probabilidades associadas a essas variáveis, $P(X_i)$. Assim, em vez de vários X_i 's, tem-se agora uma única variável que sumariza essas informações, $P(X_i)$.

¹⁶ Essa hipótese também é conhecida como ignorabilidade ou não-confundimento (Brasil, 2012).

4.1. Pareamento com *propensity score*

Comparações diretas entre os grupos de tratamento e de controle podem ser enganosas, em se tratando de experimentos não aleatórios, pois estes grupos podem apresentar diferenças sistemáticas. Sendo assim, o método do *propensity score*, desenvolvido por Rosenbaum e Rubin (1983), busca tornar a comparação entre os grupos mais precisa, além de resolver o problema do dimensionamento do pareamento. O *propensity score* é definido como a probabilidade condicional da unidade de observação i receber a intervenção, dadas suas características observáveis, ou seja:

$$P(X_i) = \Pr(T_i = 1 | X_i) \quad (4)$$

Rosenbaum e Rubin (1983) mostram que se existe um vetor de variáveis observadas, X_i , tal que T_i e (Y_{0i}, Y_{1i}) são independentes um do outro, dado X_i , e $0 < P(X_i) < 1$ para todo X_i (hipótese conhecida como suporte comum), então T_i e (Y_{0i}, Y_{1i}) são independentes um do outro dado o *propensity score*, ou seja:

$$(Y_{0i}, Y_{1i}) \perp T_i | P(X_i) \quad (5)$$

É importante destacar que a hipótese de suporte comum é necessária para evitar a comparação com o que não é comparável, o que acaba gerando viés na avaliação. Assim, a ideia desse método é que, uma vez que a probabilidade de participação é semelhante entre as unidades tratadas e não tratadas, é possível comparar os dois grupos, o que permite identificar o efeito causal da política.

Em experimentos não aleatórios a função do *propensity score* é quase sempre desconhecida, mas pode ser estimada através de modelos como o *logit* (ou *probit*), em que as variáveis independentes são aquelas que podem afetar a participação ou não da unidade de interesse na política. A variável dependente, por sua vez, é uma *dummy* que assume valor 1 para o caso do grupo tratamento e 0 para o grupo controle. No caso do modelo *logit*, a probabilidade de participar segue o modelo abaixo:

$$\Pr[T_i = 1 | X = x] = \frac{\exp(x\beta)}{1 + \exp(x\beta)} \quad (6)$$

onde β corresponde ao vetor de parâmetros a ser estimado num primeiro estágio. Seja $\hat{\beta}$ o estimador de β , o *propensity score* será estimado da seguinte forma:

$$\hat{P}(X) = \frac{\exp(x\hat{\beta})}{1 + \exp(x\hat{\beta})} \quad (7)$$

Após a estimação do *propensity score*, são obtidos subgrupos dentro do grupo de controle que possuem probabilidades semelhantes às das unidades de observação dentro do grupo de tratamento. Após esse procedimento, para cada bloco do $P(X_i)$, é testado se a média de cada variável predita, utilizada no modelo, não difere entre tratamento e controle. Se diferir, então é preciso especificar um modelo mais robusto. Entretanto, se não diferir de forma significativa, então um número de blocos ou estratos será definido e o efeito do tratamento poderá ser calculado. Assim como no caso do pareamento baseado no vetor X , o pareamento fundamentado no *propensity score* dependerá de uma métrica pré-estabelecida, que determinará a proximidade do *propensity score* das unidades tratadas em relação ao das unidades não-tratadas.

4.1.1. Estimadores de pareamento (*Matching Estimators*)¹⁷

De forma geral, um estimador de pareamento apresenta a seguinte formulação:

$$\hat{\beta}_M = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in I_1 \cap S_p} \left[Y_{1i} - \hat{E}(Y_{0i} | T_i = 1, P_i) \right] \quad (8)$$

em que

$$\hat{E}(Y_{0i} | T_i = 1, P_i) = \sum_{j \in I_0} W(i, j) Y_{0j} \quad (9)$$

e onde P_i é o *propensity score* da unidade i , ou seja, a probabilidade da unidade i receber a intervenção, I_1 é o conjunto dos participantes do programa, I_0 é o conjunto dos não participantes, S_p é a região de suporte comum e N_1 é o número de unidades no conjunto $I_1 \cap S_p$. O par associado a cada participante é construído com base numa média ponderada dos resultados dos não participantes, onde os pesos $W(i, j)$ dependem da distância entre P_i e P_j .

Definindo uma vizinhança $C(P_i)$ para cada i na amostra dos participantes, os vizinhos associados a cada i são os não participantes $j \in I_0$ para os quais $P_j \in C(P_i)$. As unidades

¹⁷ A formulação nesta seção segue o apresentado em Smith e Todd (2005).

associadas a i são aquelas no conjunto $A_i = \{j \in I_0 \mid P_j \in C(P_i)\}$. Os estimadores de pareamento apresentados abaixo diferem em alguns aspectos, como: definição da vizinhança e construção dos pesos $W(i, j)$.

- Pareamento baseado no vizinho mais próximo (*Nearest Neighbour Matching*): é um dos mais tradicionais métodos de pareamento, também conhecido como única correspondência do vizinho mais próximo sem reposição. Considere o conjunto

$$C(P_i) = \min_j \|P_i - P_j\|, j \in I_0 \quad (10)$$

Assim, a unidade que não recebe a intervenção com o valor de P_j mais próximo de P_i é selecionada como par. Na prática, esse estimador é bastante utilizado devido à sua facilidade de implementação. Em aplicações tradicionais deste estimador, normalmente não se impõem qualquer condição de suporte comum e pareamento sem reposição, de modo que para cada indivíduo i no grupo de tratamento deve existir um indivíduo j no grupo de controle tal que a distância do *propensity score* desses indivíduos seja a menor possível. No caso em que há mais de um vizinho mais próximo da unidade de tratamento i , cada um desses vizinhos irá receber o mesmo peso no cálculo da média do contra factual. Essa forma de estimação reduz a variância, resultante da disponibilidade de mais informações para construção do contra factual para cada tratado, mas aumenta o viés (ver Figura 6), que resulta da utilização, em média, de pareamentos mais pobres. Considerando o caso em que há reposição, ou seja, o caso em que uma dada unidade que não recebeu o tratamento serve de par para mais de uma unidade tratada, há também um *trade off* entre viés e variância, mas neste caso ocorre um aumento na qualidade média do pareamento, o que reduz o viés, e uma redução no número de informações para construção do contra factual, o que aumenta a variância;

- *Caliper Matching*¹⁸: consiste numa variação do método do vizinho mais próximo que tenta evitar que pareamentos ruins sejam realizados, ou seja, aqueles para os quais P_j é distante de P_i , através da imposição de uma tolerância para a distância máxima $\|P_i - P_j\|$ permitida. O par para a unidade de observação i é selecionado apenas se $\|P_i - P_j\| < \varepsilon$, $j \in I_0$, onde ε é a tolerância estabelecida. A vizinhança instituída para

¹⁸ Ver Cochran e Rubin (1973).

esse método é $C(P_i) = \{P_j | \|P_i - P_j\| < \varepsilon\}$. As unidades que recebem o tratamento, para as quais não foram encontrados pares através desse método, são excluídas da análise. Sendo assim, esse método também é uma forma de impor a condição de suporte comum. A desvantagem é escolher um nível de tolerância que seja considerado razoável. Existe outro método derivado do *Caliper Matching* conhecido como *Radius Matching* (DEHEJIA; WAHBA, 2002), em que o contra factual consiste no resultado médio de todas as unidades pertencentes ao grupo de comparação dentro *caliper*, em vez de considerar apenas o vizinho mais próximo. Além disso, se não existe nenhuma unidade do grupo de comparação dentro do *caliper*, utiliza-se o vizinho mais próximo fora dele como par ao invés de excluir da análise a observação da unidade tratada correspondente;

- *Kernel Matching*: estimador não-paramétrico que busca um par para cada unidade que recebeu o tratamento utilizando uma média ponderada das várias unidades que compõem o grupo de comparação. Considere:

$$\hat{\beta}_{KM} = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in I_1} \left\{ Y_{1i} - \frac{\sum_{j \in I_0} Y_{0j} G\left(\frac{P_j - P_i}{a_n}\right)}{\sum_{k \in I_0} G\left(\frac{P_k - P_i}{a_n}\right)} \right\} \quad (11)$$

onde G é uma função *Kernel* e a_n é um parâmetro de largura de banda (*bandwidth*). Quanto menor a_n , menor o peso atribuído para maiores distâncias de probabilidade (*propensity score*) e maior peso é dado às observações mais próximas umas das outras. Fazendo a correspondência com a Equação 8:

$$W(i, j) = \frac{\sum_{j \in I_0} Y_{0j} G\left(\frac{P_j - P_i}{a_n}\right)}{\sum_{k \in I_0} G\left(\frac{P_k - P_i}{a_n}\right)} \quad (12)$$

Onde $W(i, j)$ é uma matriz de pesos positivos, definida de modo que $\sum W(i, j) = 1$. O estimador *Kernel* seleciona os pesos de modo que as observações mais próximas em

termos da distância entre seus *propensity score* $|P_j - P_i|$ recebam maior peso. Além disso, a vizinhança $C(P_i)$ irá depender da função *Kernel* escolhida na análise¹⁹.

Figura 6 – *Trade off* entre viés e eficiência.

Decision	Bias	Variance
Nearest neighbour matching:		
multiple neighbours / single neighbour	(+)/(-)	(-)/(+)
with caliper / without caliper	(-)/(+)	(+)/(-)
Use of control individuals:		
with replacement / without replacement	(-)/(+)	(+)/(-)
Choosing method:		
NN-matching / Radius-matching	(-)/(+)	(+)/(-)
KM or LLM / NN-methods	(+)/(-)	(-)/(+)
Bandwidth choice with KM:		
small / large	(-)/(+)	(+)/(-)

KM: Kernel Matching, LLM: Local Linear Matching

NN: Nearest Neighbour

Increase: (+), Decrease: (-)

Fonte: Caliendo e Kopeinig (2005).

A região de suporte comum na Equação 8, S_p , precisa ser determinada para que o estimador de pareamento possa ser implementado. Por definição, essa região deve incluir apenas aqueles valores de P que têm densidade positiva tanto na distribuição de $T = 1$ quanto na de $T = 0$. Sendo assim:

$$\hat{S}_p = \left\{ P : \hat{f}(P | T = 1) > 0 \text{ e } \hat{f}(P | T = 0) > 0 \right\} \quad (13)$$

e $\hat{f}(P | T = \tau) = \sum_{k \in I_\tau} G \left[\frac{(P_k - P)}{a_n} \right]$, $\tau = \{0, 1\}$. Para garantir que as densidades sejam estritamente

positivas e maiores do que zero, é necessário estabelecer um valor limite, q , conhecido como nível de corte (*triming level*). Após excluir os P 's para os quais a densidade é exatamente igual a zero, exclui-se também q por cento dos P 's para os quais a densidade é positiva, mas muito baixa. Assim, o conjunto de pares elegíveis é dado por:

$$\hat{S}_q = \left\{ P \in I_1 \cap \hat{S}_p : \hat{f}(P | T = 1) > c_q \text{ e } \hat{f}(P | T = 0) > c_q \right\} \quad (14)$$

onde c_q é a densidade *cut-off* do *triming level*, obtida através da solução da equação abaixo:

¹⁹ Existem vários tipos de função *Kernel*: *uniform*, *tricube*, *biweight*, *epanechnikov* e *gaussian* (normal). No presente estudo, será considerado o tipo *epanechnikov*, que é o ideal no sentido de variância mínima.

$$\sup_{c_q} \frac{1}{2J} \sum_{i \in I_1 \cap \hat{S}_p} \left\{ 1 \left(\hat{f}(P | T=1) < c_q \right) + 1 \left(\hat{f}(P | T=0) < c_q \right) \right\} \leq q \quad (15)$$

onde J é o número de valores observados de P que estão em $I_1 \cap \hat{S}_p$. Os pares são construídos apenas para os tratados cujo *propensity score* está em $\hat{S}_q$.

Dessa forma, sob certas características observáveis, procura-se estimar o resultado (variável resposta) para a unidade i caso ela não tivesse recebido tratamento. Portanto, de acordo com cada critério de pareamento apresentado acima, todas as unidades do grupo de tratamento terão pelo menos uma unidade no grupo de controle que será comparável.

4.2. Diferenças em Diferenças

O método de diferenças em diferenças é uma das técnicas não-experimental mais utilizada nos estudos de avaliação de impacto. Seu procedimento é embasado no cálculo de uma dupla subtração, onde a primeira se refere à diferença das médias da variável de resultado entre os períodos anterior e posterior à intervenção, para os grupos de tratamento e de controle em separado, e a segunda se refere à diferença entre os resultados encontrados na primeira diferença para os dois grupos (ver Tabela 4).

Tabela 4 – Método de diferenças em diferenças.

	G. de Tratamento	G. de Controle	Diferença
Antes da Intervenção	$\bar{Y}_{T=1,t=0}$	$\bar{Y}_{T=0,t=0}$	$\Delta \bar{Y}_{\Delta T,t=0}$
Após a Intervenção	$\bar{Y}_{T=1,t=1}$	$\bar{Y}_{T=0,t=1}$	$\Delta \bar{Y}_{\Delta T,t=1}$
Diferença	$\Delta \bar{Y}_{T=1,\Delta t}$	$\Delta \bar{Y}_{T=0,\Delta t}$	$\Delta \bar{Y}_{T=1,\Delta t} - \Delta \bar{Y}_{T=0,\Delta t} = \Delta \bar{Y}_{\Delta T,t=1} - \Delta \bar{Y}_{\Delta T,t=0}$

Fonte: Elaboração própria a partir das referências utilizadas.

Para que seja possível aplicar esse método é necessário que existam informações para os grupos de tratamento e de controle em pelo menos um período de tempo antes e um posterior à intervenção. Apesar de ser um procedimento mais custoso, devido à demanda por informações, esse método tem a capacidade de lidar com o viés de seleção associado a determinadas características não observáveis das unidades de interesse, especificamente àquelas que são invariantes no tempo. Outra vantagem dessa técnica é que ela pode ser aplicada tanto a estudos que envolvam informações de indivíduos ou famílias como também

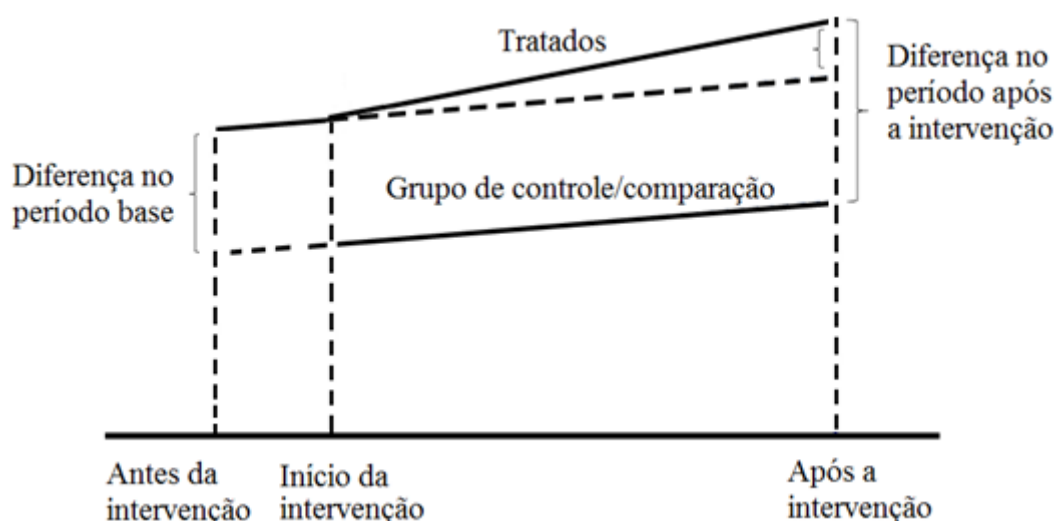
àqueles que abarquem dados em níveis mais agregados, como escolas, hospitais, municípios ou estados.

A grande desvantagem desse método é que, sempre que existir alguma característica não observável que varie no tempo e influencie tanto a variável de resultado quanto a participação no programa, como consequência, surgirão vieses em seu estimador.

4.2.1. Hipóteses

O método de diferenças em diferenças tem como principal hipótese: a trajetória temporal da variável de resultado para o grupo de controle é um bom contra factual para mostrar o que teria acontecido com o grupo de tratamento caso o mesmo não tivesse recebido a intervenção. Imagina-se que uma trajetória temporal análoga é um bom indicativo de que os dois grupos vinham reagindo de forma semelhante a todo e qualquer fator que impacta a variável de resultado antes da intervenção. É importante destacar que a condição é que os grupos tenham a mesma tendência temporal, não sendo necessário, portanto, que eles partam exatamente do mesmo ponto, uma vez que o método de diferenças em diferenças é capaz de lidar com as diferenças existentes antes da política. Uma vez que a condição de mesma tendência seja atendida, os desvios na trajetória da variável de resultado entre os grupos após a intervenção são atribuídos aos efeitos causais da mesma.

Figura 7 – Ilustração gráfica do método de diferenças em diferenças.



Obs: é importante destacar que os dois grupos também podem partir do mesmo ponto antes da intervenção.
Fonte: Elaboração própria a partir das referências utilizadas.

Infelizmente, não é possível testar essa hipótese diretamente nos dados. No entanto, pode-se obter um bom indício de sua validade quando as trajetórias dos dois grupos são semelhantes antes da intervenção. Apesar de não ser um teste completo, é bastante intuitivo e fácil, quando se dispõe de dados para vários períodos de tempo antes da intervenção, testar se as séries da variável de resultado para os dois grupos possuem a mesma tendência temporal.

No que diz respeito aos dados que estão sendo utilizados (painel ou seccionais), outra hipótese desse método é que o arranjo dos grupos de tratamento ou de controle não se altere de forma expressiva entre os períodos anterior e posterior à intervenção, pois, se isso ocorrer, o método poderá atribuir ao efeito do tratamento o que na realidade foi devido a mudanças de composição dos grupos. Além disso, essa técnica exige que os grupos de tratamento e controle não sejam afetados de forma heterogênea por mudanças de qualquer natureza ocorridas após a intervenção, pois os efeitos dessas mudanças captados por esse método serão equivocadamente conferidos aos efeitos do programa.

4.2.2. Modelo²⁰

Considerando o caso mais simples em que se dispõe de informações relativas a dois períodos de tempo para cada unidade observada, tem-se então $t = \{0,1\}$, onde 1 indica o período após o tratamento e 0 o período anterior. Entre esses dois períodos, uma parte da população é exposta ao tratamento. Assim, um dos grupos é exposto ao tratamento no segundo período, mas não no primeiro (grupo de tratamento). Já o outro grupo não é exposto ao tratamento em nenhum dos períodos (grupo de controle).

O coeficiente de interesse da estimativa de diferenças em diferenças pode ser escrito como:

$$\hat{\beta} = \{E[Y | T = 1, t = 1] - E[Y | T = 1, t = 0]\} - \{E[Y | T = 0, t = 1] - E[Y | T = 0, t = 0]\} \quad (16)$$

Ou, através de um rearranjo da Equação 16:

$$\hat{\beta} = \{E[Y | T = 1, t = 1] - E[Y | T = 0, t = 1]\} - \{E[Y | T = 1, t = 0] - E[Y | T = 0, t = 0]\} \quad (17)$$

Ao observar a Equação 17, fica evidente que esse método permite a existência de diferenças de médias entre os dois grupos antes da intervenção, ou seja, essa técnica não exige que o segundo termo entre chaves seja nulo.

Suponha que Y_{it} seja modelado pela seguinte equação:

²⁰ A formulação do modelo de diferenças em diferenças é baseada no que foi apresentado em Brasil (2012).

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 T_{it} + \beta_2 t_i + \beta_3 (T_{it} t_i) + \beta_4 X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (18)$$

onde: $i = 1, \dots, N$ (N é o número de unidades de observação na amostra); β_j = parâmetros não conhecidos a serem estimados ($j = 0, 1, 2, 3, 4$); $T_{it} t_i$ = é o termo de interação, que busca captar o que ocorreu especificamente com o grupo de tratamento após a intervenção e, portanto, assume valor 1 apenas se o indivíduo i é tratado e t se refere ao período após a intervenção; ε_i erro aleatório não observado. Os coeficientes a serem estimados são interpretados da seguinte forma: β_0 = é o termo constante; β_1 = efeito específico do grupo de tratamento (contabiliza diferenças fixas no tempo entre o grupo de tratamento e controle); β_2 = tendência temporal comum aos dois grupos; β_3 = efeito causal do programa (parâmetro de interesse), sob a hipótese de que $E[\varepsilon | X, T, t] = 0$; β_4 = é o vetor dos coeficientes das covariadas.

A estimativa do efeito do tratamento não será viesada sob as seguintes hipóteses: (a) a forma funcional (Equação 18) ter sido especificada corretamente; (b) os erros aleatórios têm média zero; (c) termos de erro não são correlacionados com as variáveis do modelo: $\text{cov}(\varepsilon_i, T_i) = 0$; $\text{cov}(\varepsilon_i, t_i) = 0$; $\text{cov}(\varepsilon_i, T_i t_i) = 0$. Esta última também é conhecida como hipótese da tendência paralela. Por esta hipótese, a variável Y e as características não observáveis devem seguir a mesma tendência temporal para os dois grupos no período anterior à política, garantindo que a diferença entre os mesmos após a intervenção reflita apenas o efeito da política.

Para o caso em que se dispõe de informações a respeito das unidades de observação para vários períodos de tempo, como no presente estudo, tem-se que $t = 1, 2, \dots, \tau$, onde τ representa o número máximo de períodos para os quais há disponibilidade de informações sobre os grupos de tratamento e controle. Considere que a intervenção ocorre no período k e $1 < k < \tau$. Sendo assim, tem-se a seguinte equação:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 T_{it} + \gamma_2 dt_{i2} + \dots + \gamma_\tau dt_{i\tau} + \beta_2 D_{it} + \beta_3 X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (19)$$

que é uma expansão da Equação 18. As alterações que podem ser observadas em relação a esta última dizem respeito à variável D_{it} , que é uma variável binária que assume valor 1 apenas se a unidade de observação i é tratada e se o período de tempo t se refere a qualquer momento após a intervenção, e as variáveis dt_{it} , que são variáveis binárias que assumem

valor 1 apenas se o ano da observação corresponde ao período t em questão²¹. Nesse caso, o impacto do programa será dado pelo parâmetro β_2 .

Para os casos em que é preciso controlar para a influência das características não observáveis invariantes no tempo, é possível utilizar uma especificação da regressão linear, que é comumente empregada em modelos de dados em painel. Nesse caso, a expressão para a variável de resultado permite a inclusão dos chamados efeitos fixos particulares, que ingressam na equação como um conjunto de variáveis binárias, as quais assumirão valor unitário ou nulo a depender da unidade de observação com a qual estão associadas. Sendo assim, é possível reescrever a Equação 19 como:

$$Y_{it} = \beta_0 + \gamma_2 dt_{i2} + \dots + \gamma_\tau dt_{i\tau} + \beta_2 D_{it} + \beta_3 X_{it} + \mu_2 I_2 + \dots + \mu_N I_N + \varepsilon_{it} \quad (20)$$

onde I_i = variável binária que assume valor 1 para a unidade de observação i e 0 para as demais²². A inserção dos efeitos fixos particulares a cada unidade de observação permite controlar para heterogeneidades existentes entre as mesmas em características que sejam invariantes no tempo. Os efeitos fixos podem ser correlacionados com qualquer característica observada das unidades de análise, incluindo a que determina a participação no programa, D_{it} . Dessa forma, o método de diferenças em diferenças controla para o viés de autosseleção.

A Equação 20 pode ser estimada aplicando o método dos Mínimos Quadrados Ordinários – MQO à sua primeira diferença:

$$\begin{aligned} \Delta Y_{it} = Y_{it} - Y_{it-1} = & \gamma_2 dt_{i2} + \dots + \gamma_\tau dt_{i\tau} + \beta_2 (D_{it} - D_{it-1}) + \beta_3 (X_{it} - X_{it-1}) + (\mu_2 I_2 - \mu_2 I_2) + \dots + \\ & (\mu_N I_N - \mu_N I_N) + (\varepsilon_{it} - \varepsilon_{it-1}) = \gamma_2 dt_{i2} + \dots + \gamma_\tau dt_{i\tau} + \beta_2 \Delta D_{it} + \beta_3 \Delta X_{it} + \Delta \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (21)$$

Através da formulação na Equação 21, pode-se perceber que os efeitos fixos particulares são eliminados, o que ocorre devido ao fato dos mesmos serem fixos no tempo. A hipótese básica que torna possível a estimação do impacto do programa pela Equação 21, dado por β_2 , é que o termo $\Delta \varepsilon_{it}$ não seja correlacionado com as variáveis do modelo, em particular com D_{it} .

²¹ A variável dt_{it} foi excluída da Equação 19 para evitar o problema de multicolinearidade perfeita com o intercepto β_0 . A multicolinearidade ocorre quando há uma relação linear exata, ou aproximadamente exata, entre as variáveis explanatórias (GUJARATI, 2006).

²² A variável I_1 foi excluída da Equação 15 para evitar o problema de multicolinearidade perfeita com o intercepto β_0 .

4.3. Combinação dos métodos: pareamento com *propensity score* e diferenças em diferenças²³

Heckman, Ichimura e Todd (1997) propuseram, para os casos de dados em painel ou *cross-section*, um método baseado na combinação dos métodos de pareamento com *propensity score* e diferenças em diferenças. Para que esses dois métodos possam ser aplicados em conjunto é preciso observar as unidades de análise, tanto no grupo de tratamento quanto no grupo de comparação, em pelo menos dois períodos de tempo, um anterior e um posterior à intervenção.

Considere o caso mais simples em que existem apenas dois períodos de tempo e que t represente o período após a intervenção e t' o período anterior. Este método, similarmente ao método de diferenças em diferenças, compara a diferença do resultado entre os períodos anterior e posterior à intervenção do grupo de tratamento com a diferença do resultado para o grupo de comparação considerando o mesmo período, sendo esta diferença atribuída ao efeito do tratamento. O estimador de diferenças em diferenças, considerando pareamento com *propensity score*, exige que:

$$E[Y_{0t} - Y_{0t'} | P, T = 1] = E[Y_{0t} - Y_{0t'} | P, T = 0] \quad (22)$$

que é uma hipótese mais fraca do que a seleção em observáveis, uma vez que continua válida mesmo que existam fatores não observáveis, invariantes ao longo do tempo, comuns aos dois períodos que afetem simultaneamente a decisão de participar e os resultados potenciais. Se a evolução dos resultados entre o período anterior e posterior à intervenção é a mesma nos dois grupos de interesse, esta hipótese é válida. Além disso, a condição de suporte comum também é exigida e deve ser mantida nos dois períodos. Assim, o parâmetro populacional a ser estimado por essa combinação de métodos é dado por:

$$\hat{\beta}_{DDM} = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in I_1 \cap S_p} \left\{ \left[(Y_{it}^1 - Y_{it'}^0) - \sum_{j \in I_0 \cap S_p} W(i, j) (Y_{jt}^0 - Y_{jt'}^0) \right] \right\} \quad (23)$$

onde I_1 é o conjunto dos participantes do programa, I_0 é o conjunto dos não participantes, S_p é a região de suporte comum e N_1 é o número de unidades no conjunto $I_1 \cap S_p$. Esse estimador, apesar de ser análogo ao do método de diferenças em diferenças padrão, não impõe a restrição da forma funcional linear para obter a esperança condicional do indicador de

²³ A formulação apresentada nesta seção tem como referências: Heckman, Ichimura e Todd (1997) e Smith e Todd (2005).

interesse, além de ponderar os resultados das observações de acordo com os diferentes estimadores de pareamento.

4.4. Dados

Os dados utilizados para desenvolvimento do presente trabalho compreendem o período de 2008 a 2013 e foram obtidos através das seguintes fontes:

- Portal INEP: Microdados Censo Escolar (variáveis de controle relativas à infraestrutura das escolas) e Indicadores Educacionais (índices de aprovação e abandono);
- SEE: notas médias no SAEPE em Língua Portuguesa e Matemática por escola; nota média no IDEPE por escola; relação das unidades de ensino monitoradas pelo PPE; listagem das escolas participantes do PEI por ano de implantação.

4.4.1. Amostra

As unidades de observação correspondem às escolas públicas estaduais que oferecem o ensino médio no estado de Pernambuco. Combinando as informações do cadastro do PPE (relação das escolas que possuem política de gestão por resultados) com os demais dados obtidos, foi possível arranjar uma amostra de 705 escolas, para as quais existe disponibilidade de informações para os seis anos de estudo. As escolas que não possuem informações para todo o período considerado, foram excluídas da análise. Essa estratégia foi adotada porque uma das exigências do método de diferenças em diferenças é que a composição dos grupos de tratamento e de comparação não se altere de forma expressiva entre os períodos anterior e posterior à intervenção. É importante destacar que a amostra poderá ser reduzida, de acordo com o indicador de resultado avaliado, uma vez que unidades de observação para as quais existam dados faltantes (*missing values*) serão removidas da análise, de forma a se trabalhar apenas com dados balanceados.

4.5. Variáveis

4.5.1. Indicadores de impacto

Para verificar se a política de gestão por resultados do PPE gerou impacto em seu público alvo foram selecionados os seguintes indicadores:

- Índice de aprovação: proporção de alunos da matrícula total no ciclo avaliado que são aprovados. Possui escala de 0 a 1;
- Índice de abandono: proporção de alunos da matrícula total no ciclo avaliado que abandonaram a escola. Possui escala de 0 a 1;
- Nota média no SAEPE em Língua Portuguesa: produz informações sobre o grau de domínio dos estudantes nas habilidades e competências consideradas essenciais em Língua Portuguesa em cada período de escolaridade avaliado. Possui escala de 0 a 500;
- Nota média no SAEPE em Matemática: idem item anterior, considerando a proficiência em Matemática;
- Nota média no IDEPE: esse índice é calculado através da multiplicação da nota média no SAEPE pelas taxas médias de aprovação no ciclo avaliado. Devido à sua composição, escolas que selecionam os melhores alunos, excluindo aqueles que reprovaram, não terão um IDEPE muito alto. Isso porque, mesmo com melhores notas no SAEPE, a escola perderá pontos devido a baixa taxa de aprovação. Possui escala de 0 a 10.

Como a gestão por resultados do PPE visa a melhoria da qualidade da educação ofertada para a sociedade, espera-se que as escolas que estão sob o seu monitoramento apresentem uma melhor performance em termos dos indicadores selecionados, ou seja, maiores índices de aprovação e menores índices de abandono, e que obtenham as melhores notas médias no SAEPE e no IDEPE. É importante destacar que os indicadores de impacto relativos ao fluxo escolar consideram o ensino médio como um todo, já o SAEPE e o IDEPE avaliam apenas o 3º ano do ensino médio.

4.5.2. Variáveis de controle

De acordo com o exposto na seção 3.3.1, percebe-se que a literatura aponta como responsável pela determinação da maior parte do sucesso escolar o grupo de características individuais e familiares, como cor, sexo, idade, escolaridade dos pais, renda, etc. No entanto, apesar das características observáveis das escolas (infraestrutura, recursos culturais, número de horas/aula, etc.) responderem por uma pequena parcela do desempenho escolar, são mais sensíveis às ações das políticas educacionais, sendo, portanto, os atributos de maior interesse dos formuladores de políticas (FELICIO, sem data). Logo, avaliando o que foi discutido e considerando a base de dados disponível, as variáveis de controle selecionadas foram:

- Participação em políticas/programas educacionais: política de gestão por resultados do PPE e PEI, que assumem valor 1 se a escola participa da política/programa e 0 caso contrário. No caso da política de gestão por resultados do PPE, o parâmetro de interesse será obtido a partir da interação da variável indicativa de participação na política com a variável indicativa do período analisado. Assim, a variável de interação assume valor 1 apenas se a unidade de ensino é monitorada pelo PPE e se o ano considerado for posterior a 2011;
- Localização: assume valor 1 se a escola *i* está localizada na área urbana e 0 caso esteja na área rural;
- Infraestrutura para ensino: laboratório de informática, laboratório de ciências, biblioteca, número de computadores para uso dos alunos e acesso à internet;
- Qualificação do corpo docente: proporção de professores com ensino superior e com especialização lecionando no ensino médio;
- Outras: média de alunos por turma, proporção de matrículas do sexo feminino e proporção de alunos que declararam ter a cor branca.

Espera-se que as variáveis observadas apresentem uma relação positiva com os indicadores de impacto avaliados, com exceção apenas da variável relativa ao número médio de alunos por turma, que acredita-se, segundo revisão da literatura, ter uma relação negativa com os resultados educacionais. É importante destacar que as variáveis são relativas às informações agregadas no nível da escola. Assim, as variáveis *dummies* no nível do aluno e do professor, quando agregadas por escola, representam a proporção em que a referida característica incide na unidade de ensino em questão, considerando apenas a etapa referente ao ensino médio.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

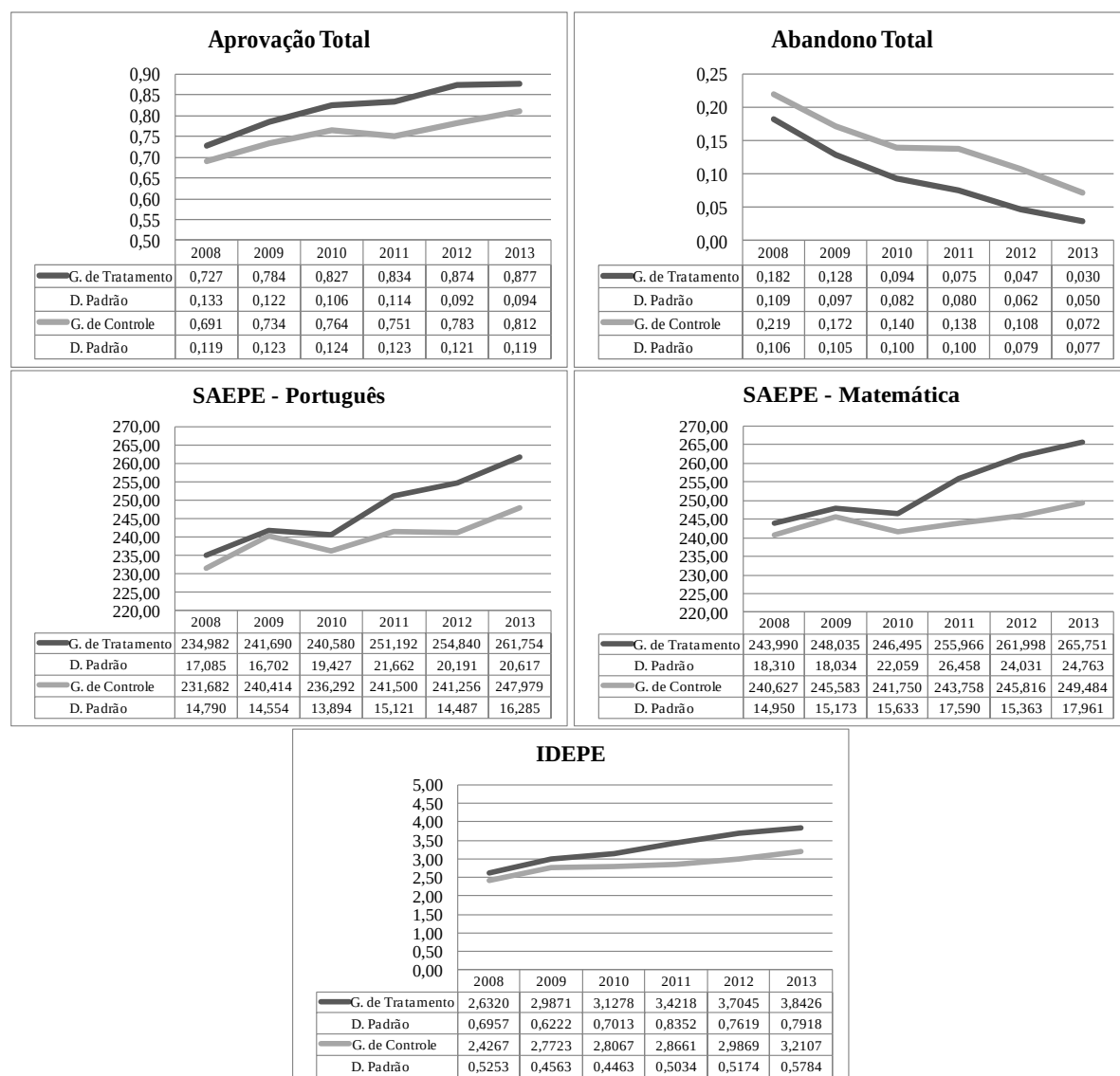
Ressalta-se que, para realização das estimativas, manteve-se na amostra apenas as unidades de observação com informação completa, ou seja, que tenham dados para todo o período considerado. Dessa forma, não há alterações na composição dos grupos de um ano para outro. Ademais, o *software* utilizado para obtenção dos resultados foi o *Stata* 11.2.

Conforme discutido anteriormente, a hipótese principal do método de diferenças em diferenças é que os grupos de tratamento e controle apresentem a mesma tendência temporal no período anterior à intervenção. É possível observar na Figura 8 que, de 2010 para 2011, a trajetória dos grupos no que se refere aos indicadores de impacto selecionados começa a diferir, o que só deveria acontecer a partir de 2012, considerando o início oficial do PPE (outubro de 2011) aliado à hipótese do modelo de diferenças em diferenças.

Em Brasil (2012), os autores chamam atenção para o fato de que em alguns casos podem ocorrer efeitos que antecipam a intervenção, ou seja, é possível que haja mudanças no desempenho dos grupos antes mesmo da estreia oficial da política, como é o caso do presente estudo. Segundo informações obtidas junto à SEPLAG, antes do início oficial da política, já existia um núcleo de gestão por resultados trabalhando e acompanhando as 300 escolas desde o início de 2011, o que pode ter interferido nos resultados obtidos neste ano. Nesses casos, sugere-se verificar a existência de tendências semelhantes antes da intervenção retirando-se os dados mais próximos do início da política. Devido a isso, o ano de 2011 será excluído da análise, sendo considerado apenas como marco divisório entre os períodos posterior (2012 e 2013) e anterior (2008, 2009 e 2010) à intervenção.

É importante ressaltar que, ainda que a existência de uma mesma tendência temporal antes da intervenção não garanta que o grupo de comparação seja um bom contra factual para o grupo de tratamento, recomenda-se fazer essa avaliação sempre que possível, pois caso essa hipótese não seja rejeitada, tem-se maior confiabilidade no grupo dos não tratados como contra factual (Brasil, 2012).

Figura 8 – Evolução das médias dos indicadores de impacto no período analisado.



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados disponíveis.

Através da Figura 8 é possível notar também que, independente do indicador de impacto considerado, o grupo de tratamento apresenta resultados melhores do que o grupo de controle antes mesmo do início da política. No período posterior, os dois grupos exibem avanços em seus indicadores, no entanto, a diferença entre os resultados é maior que a verificada no período anterior, sendo necessário, portanto, identificar se essa maior diferença pode ser atribuída à política de gestão por resultados do PPE.

No intuito de destacar a importância da política avaliada para os diferentes indicadores de impacto, foram considerados dois cenários:

Cenário 1. Aplicação do método de diferenças em diferenças: o efeito médio do tratamento sobre os tratados será estimado considerando como grupo de tratamento as escolas que

receberam a política e como grupo de controle as demais escolas estaduais que também oferecem o ensino médio;

Cenário 2. Aplicação do método de diferenças em diferenças combinado com o *propensity score*: o efeito médio do tratamento sobre os tratados será estimado considerando como grupo de tratamento e de controle as escolas pareadas de acordo com os critérios *Nearest Neighbour Matching* (com e sem reposição), *Radius Matching* (caliper = 0.1) e *Kernel Matching* (função tipo *epanechnikov*).

5.1. Resultados encontrados no Cenário 1

De maneira geral, tem-se $t = 1, 2, \dots, 6$, onde $t=1$ representa o ano de 2008, $t=2$ o ano de 2009 e assim por diante. Sabe-se que a intervenção ocorre em $t=4$ (2011). Sendo assim, tem-se a seguinte equação:

$$Y_{it} = \beta_0 + \gamma_2 dt_{i2} + \dots + \gamma_6 dt_{i6} + \beta_1 educ_int_{it} + \beta_2 treat_post_{it} + \beta_3 X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (24)$$

onde Y é o indicador de interesse; $educ_int$ é uma variável binária que assume valor 1 se a escola i participa do PEI e 0 caso contrário (na apresentação dos resultados está identificada como *Educação Integral*); dt são as dummies de tempo que têm como função controlar para efeitos agregados de tempo que possam afetar a variável de resultado das unidades do grupo de tratamento e controle (lembrando que dt_{i1} é excluída para evitar o problema da multicolinearidade); $treat_post$ é a variável de interação que assume valor 1 apenas se a escola i é monitorada pelo PPE e o período t se refere a qualquer ano após a introdução da política avaliada (na apresentação dos resultados está identificada como *Impacto PPE*). Sendo assim, o impacto da política de gestão por resultados do PPE será dado pelo parâmetro β_2 ; X é o vetor de variáveis observadas; ε é o termo de erro.

A composição da amostra utilizada nas estimações, após desconsiderar as unidades de observação para as quais haja *missing values* e não se disponha de informações para todo o período estudado, está apresentada na Tabela 5.

Tabela 5 – Arranjo da amostra segundo os indicadores de resultado avaliados.

Indicadores de Resultado	G. de Tratamento	G. de Controle	Total
FLUXO*	233	335	568
SAEPE	211	297	508
IDEPE	209	295	504

*Índices de aprovação e abandono.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados disponíveis.

As estimativas do impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre os indicadores avaliados estão dispostas nas tabelas 6 a 10.

Tabela 6 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre o índice de aprovação.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	0.000	0.007	0.050	0.958	-0.013	0.014
Educação Integral	0.073	0.007	9.920	0.000	0.059	0.088
2009	0.039	0.004	8.900	0.000	0.030	0.047
2010	0.065	0.005	12.880	0.000	0.055	0.075
2011	0.062	0.008	7.610	0.000	0.046	0.078
2012	0.091	0.006	14.050	0.000	0.078	0.104
2013	0.102	0.007	13.780	0.000	0.087	0.116
Urbano	-0.027	0.035	-0.780	0.436	-0.095	0.041
Laboratório de Informática	-0.001	0.012	-0.120	0.905	-0.025	0.022
Laboratório de Ciências	0.011	0.007	1.580	0.114	-0.003	0.025
Biblioteca	-0.001	0.011	-0.120	0.907	-0.022	0.020
Nº de computadores para uso dos alunos	0.000	0.000	1.400	0.161	0.000	0.001
Internet	-0.024	0.010	-2.350	0.019	-0.044	-0.004
Proporção de docentes com ensino superior	0.028	0.028	1.000	0.315	-0.027	0.083
Proporção de docentes com especialização	-0.015	0.011	-1.350	0.178	-0.038	0.007
Média de alunos por turma	-0.003	0.001	-5.390	0.000	-0.004	-0.002
Proporção de alunas	0.155	0.054	2.880	0.004	0.049	0.261
Proporção de alunos brancos	0.013	0.032	0.390	0.693	-0.051	0.076
Constante	0.730	0.052	13.960	0.000	0.627	0.833

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Ao aplicar o método de diferenças em diferenças, verifica-se que não há impacto sobre o índice de aprovação decorrente da participação na política de gestão por resultados do PPE (o coeficiente obtido não é estatisticamente diferente de zero). Já a participação no PEI tem efeito significativamente²⁴ positivo sobre este índice. Assim, a participação no PEI eleva o índice de aprovação, em média, em 0.073 pontos. Com relação às demais variáveis de controle, observa-se que as únicas variáveis estatisticamente significativas são: *Internet* (relação negativa), *Média de alunos por turma* (relação negativa) e *Proporção de alunas* (relação positiva). Dessas, apenas a variável *Internet* não apresenta resultado com o sinal esperado, ou seja, o acesso à internet impacta negativamente o índice de aprovação.

²⁴ Considera-se um nível de 5% de significância.

Tabela 7 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre o índice de abandono.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	0.008	0.006	1.380	0.168	-0.003	0.020
Educação Integral	-0.047	0.006	-7.350	0.000	-0.060	-0.035
2009	-0.045	0.004	-10.210	0.000	-0.053	-0.036
2010	-0.071	0.005	-14.430	0.000	-0.081	-0.062
2011	-0.090	0.007	-13.010	0.000	-0.104	-0.077
2012	-0.112	0.006	-19.860	0.000	-0.123	-0.101
2013	-0.136	0.006	-21.030	0.000	-0.148	-0.123
Urbano	0.021	0.029	0.720	0.474	-0.036	0.078
Laboratório de Informática	0.003	0.010	0.330	0.745	-0.017	0.023
Laboratório de Ciências	-0.007	0.006	-1.190	0.235	-0.019	0.005
Biblioteca	-0.004	0.009	-0.470	0.637	-0.021	0.013
Nº de computadores para uso dos alunos	0.000	0.000	-0.070	0.946	-0.001	0.001
Internet	0.020	0.009	2.300	0.022	0.003	0.037
Proporção de docentes com ensino superior	-0.033	0.028	-1.190	0.233	-0.088	0.022
Proporção de docentes com especialização	0.007	0.010	0.690	0.491	-0.013	0.027
Média de alunos por turma	0.002	0.000	4.400	0.000	0.001	0.003
Proporção de alunas	-0.055	0.050	-1.110	0.269	-0.153	0.043
Proporção de alunos brancos	0.017	0.027	0.620	0.535	-0.036	0.069
Constante	0.161	0.049	3.300	0.001	0.065	0.257

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

O impacto da política de gestão por resultados do PPE também não é significativo para o índice de abandono. No entanto, a participação no PEI reduz significativamente este índice, em média, em 0.047 pontos. Considerando os demais controles, apenas as variáveis *Internet* e *Média de alunos por turma* (ambas relacionadas positivamente com o índice de abandono) são significativas e, mais uma vez, o efeito obtido para o acesso à internet aparece com sinal contrário ao esperado (aumenta o índice de abandono). Esse último resultado, alinhado ao observado para o índice de aprovação, indica que há um mau uso da internet como ferramenta facilitadora e agregadora de conhecimento nas escolas da rede pública estadual que oferecem o ensino médio.

Assim, por este cenário, tem-se que a política de gestão por resultados do PPE não exerce impacto significativo sobre os indicadores de fluxo escolar. No entanto, o efeito atribuído à participação no PEI é significativamente positivo e negativo para os índices de aprovação e abandono, respectivamente.

Tabela 8 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre a nota média no SAEPE – Português.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	8.422	1.129	7.460	0.000	6.204	10.639
Educação Integral	0.686	1.051	0.650	0.515	-1.380	2.751
2009	7.864	0.650	12.100	0.000	6.587	9.140
2010	4.801	0.763	6.290	0.000	3.301	6.301
2011	3.580	1.271	2.820	0.005	1.083	6.077
2012	9.901	0.884	11.200	0.000	8.165	11.638
2013	16.654	1.129	14.750	0.000	14.436	18.873
Urbano	-3.677	3.298	-1.110	0.265	-10.157	2.802
Laboratório de Informática	-2.455	2.335	-1.050	0.294	-7.043	2.133
Laboratório de Ciências	3.832	1.442	2.660	0.008	0.998	6.666
Biblioteca	-0.692	1.818	-0.380	0.704	-4.265	2.880
Nº de computadores para uso dos alunos	-0.031	0.047	-0.660	0.508	-0.123	0.061
Internet	-0.676	1.492	-0.450	0.651	-3.608	2.256
Proporção de docentes com ensino superior	7.674	5.540	1.390	0.167	-3.210	18.559
Proporção de docentes com especialização	0.526	1.841	0.290	0.775	-3.091	4.142
Média de alunos por turma	0.000	0.070	0.000	0.998	-0.137	0.137
Proporção de alunas	20.851	8.878	2.350	0.019	3.409	38.293
Proporção de alunos brancos	2.702	5.730	0.470	0.637	-8.556	13.960
Constante	219.118	9.094	24.090	0.000	201.251	236.985

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

No que concerne às notas médias no SAEPE em Língua Portuguesa, observa-se que a participação na política de gestão por resultados do PPE gera impacto significativamente positivo sobre este indicador. Assim, o monitoramento pelo PPE eleva a nota média das escolas no SAEPE – Português em 8.422, em média. Nesse caso, a participação no PEI não tem efeito significativo e, analisando as demais variáveis de controle utilizadas no modelo, tem-se que apenas as variáveis *Laboratório de Ciências* e *Proporção de alunas* são significativas e impactam positivamente esse indicador de resultado.

Tabela 9 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre a nota média no SAEPE – Matemática.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	10.109	1.321	7.650	0.000	7.514	12.704
Educação Integral	1.004	1.096	0.920	0.360	-1.150	3.158
2009	4.415	0.569	7.760	0.000	3.297	5.532
2010	1.212	0.755	1.610	0.109	-0.270	2.695
2011	-4.287	1.447	-2.960	0.003	-7.130	-1.443
2012	5.180	0.912	5.680	0.000	3.388	6.972
2013	8.956	1.261	7.100	0.000	6.478	11.434
Urbano	-2.130	2.904	-0.730	0.464	-7.835	3.575
Laboratório de Informática	-1.911	2.255	-0.850	0.397	-6.341	2.519
Laboratório de Ciências	6.229	1.615	3.860	0.000	3.055	9.402
Biblioteca	-0.570	1.831	-0.310	0.756	-4.167	3.027
Nº de computadores para uso dos alunos	-0.062	0.047	-1.330	0.183	-0.154	0.029
Internet	0.799	1.680	0.480	0.634	-2.500	4.099
Proporção de docentes com ensino superior	4.482	5.955	0.750	0.452	-7.218	16.181
Proporção de docentes com especialização	1.924	2.073	0.930	0.354	-2.148	5.996
Média de alunos por turma	0.044	0.078	0.570	0.571	-0.109	0.198
Proporção de alunas	-7.085	8.998	-0.790	0.431	-24.763	10.592
Proporção de alunos brancos	11.298	5.937	1.900	0.058	-0.366	22.963
Constante	240.714	8.863	27.160	0.000	223.302	258.126

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

No caso da nota média das escolas no SAEPE – Matemática, há também impacto positivo e significativo da participação na política de gestão por resultados do PPE. Assim, a participação nessa política eleva o desempenho médio na disciplina de Matemática em 10.109, em média. Com relação à participação no PEI, não há efeito significativo sobre o indicador considerado e, considerando os demais controles, apenas a variável *Laboratório de Ciências* tem efeito significativamente positivo sobre este indicador.

Dessa forma, por este cenário, é possível afirmar que o monitoramento pelo PPE gera impacto significativamente positivo sobre a proficiência dos alunos do 3º ano em Português e Matemática. No entanto, a participação no PEI não exerce influência significativa sobre esses indicadores de resultado.

Tabela 10 – Impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre a nota média no IDEPE.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	0.273	0.041	6.620	0.000	0.192	0.354
Educação Integral	0.253	0.041	6.240	0.000	0.173	0.333
2009	0.324	0.021	15.430	0.000	0.283	0.365
2010	0.369	0.026	14.200	0.000	0.318	0.420
2011	0.246	0.043	5.720	0.000	0.162	0.331
2012	0.573	0.031	18.670	0.000	0.513	0.634
2013	0.738	0.040	18.590	0.000	0.660	0.816
Urbano	-0.190	0.141	-1.350	0.178	-0.466	0.087
Laboratório de Informática	-0.042	0.077	-0.540	0.589	-0.193	0.110
Laboratório de Ciências	0.155	0.048	3.240	0.001	0.061	0.250
Biblioteca	-0.042	0.057	-0.750	0.457	-0.154	0.070
Nº de computadores para uso dos alunos	0.000	0.002	0.140	0.886	-0.003	0.004
Internet	-0.095	0.055	-1.740	0.083	-0.202	0.012
Proporção de docentes com ensino superior	0.228	0.209	1.090	0.276	-0.182	0.638
Proporção de docentes com especialização	0.000	0.069	0.000	1.000	-0.135	0.135
Média de alunos por turma	-0.005	0.002	-2.290	0.022	-0.010	-0.001
Proporção de alunas	0.728	0.304	2.400	0.017	0.131	1.325
Proporção de alunos brancos	0.256	0.193	1.330	0.184	-0.122	0.634
Constante	2.313	0.312	7.400	0.000	1.699	2.926

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

A Tabela 10, apresenta as estimativas obtidas para o indicador de resultado que é fruto da multiplicação das notas médias no SAEPE pelo índice de aprovação. Assim, considerando apenas o ensino médio (foco do estudo), como o SAEPE só é realizado para o 3º ano, o índice de aprovação utilizado também só considera o ultimo ano dessa etapa de ensino e, portanto, o IDEPE só avalia a 3º série do Ensino Médio. Através dos resultados apresentados, verifica-se que a política de gestão por resultados do PPE gera impacto positivo e significativo sobre este indicador, sugerindo que as escolas monitoradas pelo PPE apresentam, em média, IDEPE 0.273 maior que as unidades não tratadas. O efeito da participação no PEI também é significativamente positivo. Assim, fazer parte desse programa eleva o IDEPE em 0.253 pontos, em média. Com relação aos demais controles, tem-se que as variáveis *Laboratório de Ciências*, *Média de alunos por turma* e *Proporção de alunas* são estatisticamente significativas e estão relacionadas com o IDEPE no sentido esperado.

Sendo assim, neste cenário, quando se avalia o IDEPE, tem-se que tanto o impacto da política de gestão por resultados do PPE como o efeito da participação no PEI são significativamente positivos.

5.1.1. Introduzindo *leads* e *lags* no modelo

A inclusão de *leads* e *lags* dentro do modelo de diferenças em diferenças é uma maneira fácil de analisar tendências pré-política e de avaliar as mudanças no efeito do tratamento após a intervenção. Para realizar essa avaliação, considerou-se a seguinte equação:

$$Y_{it} = \beta_0 + \gamma_2 dt_{i2} + \dots + \gamma_6 dt_{i6} + \beta_1 educ_int_{it} + \sum_{\tau=-3}^{-1} \beta_{\tau} pre_ppe_{i\tau} + \sum_{\tau=0}^2 \beta_{\tau} pos_ppe_{i\tau} + \beta_3 X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (25)$$

Pela Equação 25, tem-se que o ano de implementação da política é o ano 0, que no presente caso corresponde a 2011, com 3 anos para analisar efeitos antecipatórios (2008, 2009 e 2010) e 2 anos para avaliar os efeitos após a introdução da política (2012 e 2013). Assim, tem-se que a variável *pre_ppe/pos_ppe* assume valor 1 se a escola *i* é monitorada pelo PPE e se o período considerado for anterior/posterior à implementação da política (na apresentação dos resultados essa variável está identificada como *Grupo de tratamento em t*). A hipótese do modelo de diferenças em diferenças é que $\beta_{\tau} = 0 \quad \forall \tau < 0$, ou seja, os coeficientes de todas as interações entre a variável indicativa de tempo e de tratamento, antes da política, devem ser iguais a zero. Além disso, os β_{τ} para os quais $\tau \geq 0$ não devem ser iguais (PISCHKE, 2005). Os resultados completos das regressões considerando *leads* e *lags* estão dispostos na seção B.2 do Apêndice B. Nas tabelas 11, 12 e 13, os resultados são apresentados de forma resumida (apenas *leads* e *lags*) de acordo com os indicadores de impacto avaliados. Destaca-se que a variável que busca mostrar a situação do grupo de tratamento em 2008 (Grupo de tratamento em 2008, $\tau = -3$) foi excluída para evitar o problema da multicolinearidade perfeita.

Tabela 11 – Efeito da inclusão de *leads* e *lags* no modelo de diferenças em diferenças sobre os indicadores de fluxo escolar.

Aprovação Total						
Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Grupo de tratamento em 2009	0.000	0.008	0.050	0.961	-0.016	0.017
Grupo de tratamento em 2010	-0.002	0.010	-0.200	0.839	-0.021	0.017
Grupo de tratamento em 2011	0.014	0.011	1.380	0.169	-0.006	0.035
Grupo de tratamento em 2012	0.017	0.012	1.440	0.149	-0.006	0.040
Grupo de tratamento em 2013	-0.009	0.012	-0.750	0.456	-0.031	0.014

Abandono Total						
Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Grupo de tratamento em 2009	0.002	0.008	0.270	0.786	-0.014	0.019
Grupo de tratamento em 2010	0.009	0.009	1.000	0.319	-0.009	0.027
Grupo de tratamento em 2011	-0.005	0.010	-0.510	0.612	-0.024	0.014
Grupo de tratamento em 2012	0.001	0.010	0.090	0.932	-0.019	0.021
Grupo de tratamento em 2013	0.019	0.010	1.870	0.062	-0.001	0.038

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Os resultados encontrados para os indicadores de fluxo escolar mostram que os efeitos antes da política não são estatisticamente diferentes de zero, ou seja, não há evidências de efeitos antecipatórios. Analisando os resultados após a política, verifica-se que estes também não são estatisticamente diferentes de zero, o que confirma os resultados já encontrados na seção anterior, que mostram que o monitoramento pelo PPE não gera impactos significativos sobre estes indicadores.

Tabela 12 – Efeito da inclusão de *leads* e *lags* no modelo de diferenças em diferenças sobre as notas médias no SAEPE.

SAEPE – Português						
Variáveis	Coefficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Grupo de tratamento em 2009	-2.068	1.229	-1.680	0.093	-4.482	0.346
Grupo de tratamento em 2010	0.821	1.572	0.520	0.602	-2.268	3.909
Grupo de tratamento em 2011	6.110	1.747	3.500	0.001	2.678	9.541
Grupo de tratamento em 2012	9.835	1.732	5.680	0.000	6.433	13.238
Grupo de tratamento em 2013	10.055	1.924	5.230	0.000	6.274	13.836
SAEPE – Matemática						
Variáveis	Coefficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Grupo de tratamento em 2009	-1.056	1.052	-1.000	0.316	-3.122	1.010
Grupo de tratamento em 2010	1.097	1.499	0.730	0.464	-1.847	4.042
Grupo de tratamento em 2011	8.417	1.883	4.470	0.000	4.717	12.117
Grupo de tratamento em 2012	12.515	1.813	6.900	0.000	8.953	16.077
Grupo de tratamento em 2013	12.718	2.079	6.120	0.000	8.633	16.803

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Ao avaliar as notas médias no SAEPE, verifica-se que os efeitos antes da política não são significativos, o que é bom para a hipótese de tendência comum, pois demonstra não haver efeitos antecipatórios. Esse mesmo resultado pôde ser observado para os índices de aprovação e abandono. No entanto, diferente dos indicadores de fluxo escolar, após a introdução da política de gestão por resultados do PPE, os efeitos sobre as notas médias no SAEPE apresentam tendência de crescimento e são significativos.

Tabela 13 – Efeito da inclusão de *leads* e *lags* no modelo de diferenças em diferenças sobre a nota média no IDEPE.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Grupo de tratamento em 2009	-0.036	0.042	-0.870	0.384	-0.118	0.046
Grupo de tratamento em 2010	0.014	0.057	0.250	0.806	-0.097	0.125
Grupo de tratamento em 2011	0.235	0.065	3.640	0.000	0.108	0.362
Grupo de tratamento em 2012	0.377	0.066	5.680	0.000	0.247	0.507
Grupo de tratamento em 2013	0.295	0.072	4.110	0.000	0.154	0.437

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Analisando a nota média no IDEPE, observa-se que não há evidências de efeitos antecipatórios e, após a introdução do PPE, mesmo com uma queda no parâmetro de interesse de 2012 para 2013, tem-se efeitos significativamente positivos dessa política sobre o IDEPE.

5.1.2. Introduzindo variáveis de interação entre o tempo e a GRE como controles no modelo

No intuito de verificar se o fato de estar subordinada a determinado regime de gestão ao longo do período analisado exerce influência sobre os indicadores de impacto trabalhados, foram adicionados controles relativos à interação da variável de tempo com a GRE vinculada à unidade de ensino. Conforme discutido anteriormente, o Estado está dividido em 17 GRE's e, dessa forma, cada Município e, conseqüentemente, as escolas localizadas no mesmo estão subordinados a uma determinada GRE²⁵. A Tabela 14 mostra como cada GRE está identificada nas regressões.

Tabela 14 – Identificação das GRE's nas regressões.

GRE1	AGRESTE CENTRO NORTE – CARUARU
GRE2	AGRESTE MERIDIONAL – GARANHUNS
GRE3	LITORAL SUL – BARREIROS
GRE4	MATA CENTRO - VITÓRIA DE SANTO ANTÃO
GRE5	MATA NORTE - NAZARÉ DA MATA
GRE6	MATA SUL – PALMARES
GRE7	METROPOLITANA NORTE
GRE8	METROPOLITANA SUL
GRE9	RECIFE NORTE
GRE10	RECIFE SUL
GRE11	SERTÃO CENTRAL – SALGUEIRO
GRE12	SERTÃO DO ALTO PAJEÚ - AFOGADOS DA INGAZEIRA
GRE13	SERTÃO DO ARARIPE – ARARIPINA
GRE14	SERTÃO DO MOXOTÓ-IPANEMA - ARCOVERDE

²⁵ Considerando a amostra trabalhada, a relação dos Municípios que compõem cada GRE está apresentada no Apêndice A.

GRE15	SERTÃO DO MÉDIO SÃO FRANCISCO - PETROLINA
GRE16	SERTÃO DO SUBMÉDIO SÃO FRANCISCO - FLORESTA
GRE17	VALE DO CAPIBARIBE – LIMOEIRO

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados disponíveis.

É importante destacar que, para evitar o problema da multicolinearidade perfeita, a variável de interação entre o tempo e a GRE1 (*tempo_gre1*) foi excluída das regressões. Os resultados das estimativas com a introdução desses novos controles, para cada indicador de impacto analisado, estão apresentado nas tabelas 15 a 19.

Tabela 15 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre o índice de aprovação.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	0.002	0.007	0.290	0.771	-0.012	0.016
Educação Integral	0.072	0.007	9.720	0.000	0.057	0.086
2009	0.041	0.005	7.480	0.000	0.030	0.052
2010	0.070	0.009	8.140	0.000	0.053	0.087
2011	0.068	0.013	5.100	0.000	0.042	0.094
2012	0.101	0.015	6.590	0.000	0.071	0.131
2013	0.114	0.019	6.090	0.000	0.077	0.150
tempo_gre2	0.006	0.005	1.220	0.223	-0.004	0.016
tempo_gre3	-0.013	0.006	-2.100	0.036	-0.026	-0.001
tempo_gre4	-0.009	0.005	-1.750	0.080	-0.020	0.001
tempo_gre5	-0.005	0.005	-1.070	0.284	-0.015	0.004
tempo_gre6	-0.014	0.006	-2.250	0.025	-0.025	-0.002
tempo_gre7	-0.003	0.005	-0.680	0.494	-0.013	0.006
tempo_gre8	-0.006	0.005	-1.190	0.234	-0.016	0.004
tempo_gre9	-0.002	0.006	-0.280	0.778	-0.014	0.011
tempo_gre10	0.006	0.005	1.260	0.208	-0.003	0.015
tempo_gre11	-0.006	0.005	-1.370	0.171	-0.015	0.003
tempo_gre12	-0.003	0.004	-0.710	0.475	-0.012	0.006
tempo_gre13	-0.002	0.006	-0.240	0.809	-0.014	0.011
tempo_gre14	-0.005	0.006	-0.820	0.412	-0.015	0.006
tempo_gre15	-0.001	0.005	-0.240	0.813	-0.011	0.009
tempo_gre16	0.005	0.007	0.760	0.450	-0.008	0.018
tempo_gre17	-0.005	0.005	-1.020	0.308	-0.015	0.005
Urbano	-0.018	0.035	-0.530	0.598	-0.087	0.050
Laboratório de Informática	-0.002	0.012	-0.200	0.839	-0.026	0.021
Laboratório de Ciências	0.011	0.007	1.680	0.094	-0.002	0.025
Biblioteca	0.002	0.010	0.190	0.849	-0.018	0.022
Nº de computadores para uso dos alunos	0.000	0.000	1.290	0.198	0.000	0.001
Internet	-0.021	0.010	-2.050	0.041	-0.041	-0.001

Proporção de docentes com ensino superior	0.044	0.028	1.570	0.117	-0.011	0.098
Proporção de docentes com especialização	-0.018	0.011	-1.630	0.104	-0.040	0.004
Média de alunos por turma	-0.003	0.001	-5.510	0.000	-0.004	-0.002
Proporção de alunas	0.159	0.055	2.900	0.004	0.051	0.267
Proporção de alunos brancos	0.007	0.032	0.220	0.825	-0.056	0.070
Constante	0.708	0.053	13.410	0.000	0.604	0.812

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Considerando o índice de aprovação, nota-se que a maior parte dessas interações foi insignificante, ou seja, o fato de estar alocada em uma determinada GRE não gera efeito expressivo sobre esse indicador ao longo do período avaliado. Os coeficientes atrelados à participação na política de gestão por resultados do PPE e no PEI não são estatisticamente diferentes daqueles obtidos na seção 5.1, pois permanecem dentro do intervalo de confiança já estipulado, mantendo-se os resultados relativos à significância dos mesmos (esse mesmo resultado pode ser observado para as demais variáveis de controle). Vale destacar que, em relação a GRE1, apenas a GRE3 e a GRE6 exercem influência significativa sobre o índice de aprovação ao longo do período avaliado, no entanto, seus efeitos são negativos.

Tabela 16 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre o índice de abandono.

Variáveis	Coeficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	0.007	0.006	1.230	0.218	-0.004	0.019
Educação Integral	-0.047	0.006	-7.370	0.000	-0.059	-0.034
2009	-0.046	0.006	-8.290	0.000	-0.057	-0.035
2010	-0.075	0.009	-8.710	0.000	-0.092	-0.058
2011	-0.094	0.012	-7.770	0.000	-0.118	-0.070
2012	-0.117	0.015	-8.060	0.000	-0.146	-0.089
2013	-0.143	0.018	-7.980	0.000	-0.178	-0.108
tempo_gre2	-0.004	0.005	-0.750	0.452	-0.013	0.006
tempo_gre3	0.006	0.005	1.150	0.250	-0.004	0.017
tempo_gre4	0.007	0.005	1.550	0.123	-0.002	0.017
tempo_gre5	0.002	0.005	0.430	0.671	-0.007	0.011
tempo_gre6	0.005	0.005	0.910	0.363	-0.006	0.015
tempo_gre7	0.000	0.005	0.080	0.934	-0.009	0.009
tempo_gre8	0.002	0.004	0.390	0.697	-0.007	0.010
tempo_gre9	-0.001	0.005	-0.230	0.817	-0.012	0.009
tempo_gre10	-0.009	0.004	-2.040	0.042	-0.018	0.000
tempo_gre11	0.013	0.004	2.800	0.005	0.004	0.021
tempo_gre12	0.008	0.004	1.840	0.067	-0.001	0.016

tempo_gre13	0.002	0.006	0.330	0.738	-0.010	0.014
tempo_gre14	0.004	0.005	0.790	0.427	-0.006	0.013
tempo_gre15	0.003	0.005	0.700	0.482	-0.006	0.012
tempo_gre16	-0.002	0.006	-0.370	0.712	-0.014	0.009
tempo_gre17	0.009	0.005	1.960	0.050	0.000	0.019
Urbano	0.021	0.030	0.700	0.484	-0.038	0.080
Laboratório de Informática	0.006	0.010	0.570	0.570	-0.014	0.026
Laboratório de Ciências	-0.010	0.006	-1.720	0.085	-0.021	0.001
Biblioteca	-0.007	0.008	-0.790	0.428	-0.023	0.010
Nº de computadores para uso dos alunos	0.000	0.000	-0.230	0.818	-0.001	0.000
Internet	0.017	0.009	1.970	0.050	0.000	0.034
Proporção de docentes com ensino superior	-0.046	0.028	-1.660	0.098	-0.100	0.008
Proporção de docentes com especialização	0.008	0.010	0.780	0.438	-0.012	0.027
Média de alunos por turma	0.002	0.000	4.310	0.000	0.001	0.003
Proporção de alunas	-0.044	0.050	-0.880	0.377	-0.142	0.054
Proporção de alunos brancos	0.011	0.027	0.420	0.672	-0.042	0.065
Constante	0.169	0.049	3.420	0.001	0.072	0.266

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

No que concerne ao índice de abandono, tem-se que os resultados são bastante similares ao encontrado para o índice de aprovação, ou seja: a maior parte dessas interações foi insignificante, os coeficientes associados à participação na política de gestão por resultados do PPE e no PEI não são estatisticamente diferentes do resultado encontrado na ausência desses controles. Além disso, em relação a GRE1, apenas as GRE10, GRE11 e GRE17 têm influência significativa sobre o índice de abandono ao longo do período avaliado, sendo que apenas a GRE10 tem efeito positivo sobre este indicador (reduz o índice de abandono).

Tabela 17 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre a nota média no SAEPE – Português.

Variáveis	Coeficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	8.831	1.123	7.860	0.000	6.624	11.037
Educação Integral	0.627	1.085	0.580	0.564	-1.505	2.759
2009	7.373	0.903	8.170	0.000	5.599	9.146
2010	3.786	1.488	2.550	0.011	0.863	6.709
2011	1.691	2.189	0.770	0.440	-2.608	5.991
2012	7.719	2.615	2.950	0.003	2.583	12.856
2013	13.894	3.273	4.240	0.000	7.463	20.325

tempo_gre2	1.042	0.769	1.360	0.176	-0.468	2.552
tempo_gre3	0.183	1.128	0.160	0.871	-2.033	2.399
tempo_gre4	1.620	0.962	1.680	0.093	-0.271	3.511
tempo_gre5	0.045	0.820	0.060	0.956	-1.565	1.656
tempo_gre6	1.487	1.024	1.450	0.147	-0.525	3.499
tempo_gre7	0.543	0.819	0.660	0.508	-1.066	2.152
tempo_gre8	-0.664	0.792	-0.840	0.403	-2.220	0.893
tempo_gre9	0.087	0.944	0.090	0.927	-1.767	1.941
tempo_gre10	-0.187	0.798	-0.230	0.815	-1.755	1.382
tempo_gre11	2.221	1.152	1.930	0.054	-0.042	4.483
tempo_gre12	0.117	0.821	0.140	0.887	-1.497	1.731
tempo_gre13	1.976	1.079	1.830	0.068	-0.144	4.095
tempo_gre14	0.457	0.985	0.460	0.642	-1.477	2.392
tempo_gre15	1.683	0.856	1.970	0.050	0.001	3.364
tempo_gre16	1.947	1.080	1.800	0.072	-0.174	4.068
tempo_gre17	-0.072	1.184	-0.060	0.951	-2.398	2.254
Urbano	-0.610	3.286	-0.190	0.853	-7.066	5.846
Laboratório de Informática	-2.792	2.305	-1.210	0.226	-7.320	1.737
Laboratório de Ciências	3.683	1.407	2.620	0.009	0.919	6.446
Biblioteca	-0.318	1.747	-0.180	0.856	-3.750	3.114
Nº de computadores para uso dos alunos	-0.057	0.048	-1.190	0.235	-0.150	0.037
Internet	-1.072	1.478	-0.730	0.469	-3.976	1.832
Proporção de docentes com ensino superior	7.837	5.704	1.370	0.170	-3.369	19.043
Proporção de docentes com especialização	-0.058	1.791	-0.030	0.974	-3.577	3.461
Média de alunos por turma	-0.004	0.068	-0.060	0.954	-0.137	0.129
Proporção de alunas	22.193	9.175	2.420	0.016	4.167	40.218
Proporção de alunos brancos	1.643	5.798	0.280	0.777	-9.749	13.035
Constante	215.994	9.226	23.410	0.000	197.869	234.120

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Analisando os resultados da Tabela 17, verifica-se que, em relação a GRE1, apenas a GRE15 impacta de forma significativamente positiva a nota média no SAEPE – Português. Mais uma vez, a introdução desses novos controles na regressão não gera efeitos estatisticamente distintos dos já encontrados para a participação na política de gestão por resultados do PPE e no PEI.

Tabela 18 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre a nota média no SAEPE – Matemática.

Variáveis	Coeficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	10.456	1.301	8.030	0.000	7.899	13.013
Educação Integral	0.658	1.107	0.590	0.552	-1.517	2.833
2009	4.126	0.846	4.880	0.000	2.464	5.787
2010	0.580	1.464	0.400	0.692	-2.296	3.457
2011	-5.531	2.249	-2.460	0.014	-9.950	-1.112
2012	3.857	2.615	1.480	0.141	-1.280	8.994
2013	7.388	3.310	2.230	0.026	0.886	13.890
tempo_gre2	1.060	0.830	1.280	0.202	-0.571	2.691
tempo_gre3	-0.072	1.114	-0.060	0.949	-2.261	2.117
tempo_gre4	1.281	1.068	1.200	0.231	-0.818	3.380
tempo_gre5	-0.711	0.858	-0.830	0.408	-2.396	0.974
tempo_gre6	1.820	1.060	1.720	0.087	-0.262	3.902
tempo_gre7	-0.368	0.863	-0.430	0.670	-2.063	1.328
tempo_gre8	-1.496	0.806	-1.860	0.064	-3.081	0.088
tempo_gre9	-0.034	0.933	-0.040	0.971	-1.866	1.799
tempo_gre10	-0.593	0.758	-0.780	0.435	-2.082	0.897
tempo_gre11	1.993	1.098	1.820	0.070	-0.163	4.150
tempo_gre12	1.032	0.964	1.070	0.285	-0.863	2.927
tempo_gre13	3.239	1.394	2.320	0.021	0.500	5.978
tempo_gre14	1.255	1.148	1.090	0.275	-1.000	3.510
tempo_gre15	1.234	0.869	1.420	0.156	-0.473	2.941
tempo_gre16	1.966	1.330	1.480	0.140	-0.648	4.580
tempo_gre17	0.650	1.378	0.470	0.638	-2.058	3.357
Urbano	2.783	2.978	0.930	0.350	-3.068	8.634
Laboratório de Informática	-1.795	2.242	-0.800	0.424	-6.200	2.610
Laboratório de Ciências	5.478	1.579	3.470	0.001	2.375	8.581
Biblioteca	0.079	1.802	0.040	0.965	-3.462	3.620
Nº de computadores para uso dos alunos	-0.099	0.049	-2.040	0.042	-0.195	-0.004
Internet	0.393	1.633	0.240	0.810	-2.814	3.601
Proporção de docentes com ensino superior	4.439	6.117	0.730	0.468	-7.579	16.457
Proporção de docentes com especialização	1.871	1.997	0.940	0.349	-2.053	5.794
Média de alunos por turma	0.032	0.075	0.420	0.672	-0.115	0.178
Proporção de alunas	-3.761	8.644	-0.440	0.664	-20.743	13.222
Proporção de alunos brancos	8.045	6.171	1.300	0.193	-4.080	20.169
Constante	234.929	8.858	26.520	0.000	217.526	252.331

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Os resultados obtidos, considerando a nota média no SAEPE – Matemática, difere do alcançado para a Língua Portuguesa apenas devido ao fato de que, em relação a GRE1, apenas a GRE13 exerce influência significativamente positiva sobre este indicador. Os resultados relativos à participação na política de gestão por resultados do PPE e no PEI se mantêm dentro do intervalo de confiança já estabelecido nas estimativas apresentadas na seção 5.1, conservando-se também em termos de significância. Destaca-se que a variável *Nº de computadores para uso dos alunos*, que não foi significativa na ausência desses novos controles, apresentou efeito significativo, mas contrário ao esperado.

Tabela 19 – Efeito da inclusão das variáveis de interação de tempo com a GRE sobre a nota média no IDEPE.

Variáveis	Coefficiente	Erro padrão robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Impacto PPE	0.285	0.041	6.950	0.000	0.204	0.366
Educação Integral	0.241	0.042	5.790	0.000	0.159	0.323
2009	0.325	0.030	10.790	0.000	0.266	0.385
2010	0.373	0.051	7.260	0.000	0.272	0.474
2011	0.242	0.077	3.150	0.002	0.091	0.394
2012	0.578	0.091	6.330	0.000	0.399	0.758
2013	0.744	0.114	6.550	0.000	0.521	0.967
tempo_gre2	0.036	0.029	1.240	0.217	-0.021	0.094
tempo_gre3	-0.065	0.037	-1.760	0.080	-0.137	0.008
tempo_gre4	-0.009	0.036	-0.250	0.803	-0.079	0.061
tempo_gre5	-0.019	0.030	-0.610	0.543	-0.078	0.041
tempo_gre6	-0.021	0.037	-0.560	0.574	-0.093	0.052
tempo_gre7	-0.012	0.030	-0.410	0.679	-0.071	0.046
tempo_gre8	-0.054	0.029	-1.850	0.064	-0.111	0.003
tempo_gre9	0.007	0.032	0.210	0.834	-0.057	0.070
tempo_gre10	0.013	0.028	0.480	0.635	-0.041	0.068
tempo_gre11	0.033	0.034	0.990	0.321	-0.033	0.099
tempo_gre12	-0.001	0.029	-0.040	0.965	-0.059	0.057
tempo_gre13	0.044	0.037	1.190	0.233	-0.028	0.115
tempo_gre14	0.005	0.038	0.140	0.885	-0.069	0.080
tempo_gre15	0.015	0.030	0.500	0.619	-0.044	0.074
tempo_gre16	0.067	0.042	1.610	0.109	-0.015	0.150
tempo_gre17	-0.020	0.040	-0.510	0.612	-0.098	0.058
Urbano	-0.055	0.138	-0.400	0.691	-0.327	0.217
Laboratório de Informática	-0.045	0.078	-0.580	0.564	-0.199	0.108
Laboratório de Ciências	0.146	0.047	3.080	0.002	0.053	0.239
Biblioteca	-0.016	0.055	-0.300	0.765	-0.124	0.092

Nº de computadores para uso dos alunos	-0.001	0.002	-0.500	0.616	-0.004	0.003
Internet	-0.084	0.055	-1.530	0.126	-0.191	0.024
Proporção de docentes com ensino superior	0.312	0.211	1.480	0.140	-0.103	0.726
Proporção de docentes com especialização	-0.025	0.067	-0.370	0.713	-0.156	0.107
Média de alunos por turma	-0.006	0.002	-2.500	0.013	-0.010	-0.001
Proporção de alunas	0.791	0.311	2.540	0.011	0.180	1.402
Proporção de alunos brancos	0.194	0.198	0.980	0.329	-0.196	0.583
Constante	2.092	0.313	6.670	0.000	1.476	2.707

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da regressão no *Stata*.

Quando se avalia o IDEPE, percebe-se que nenhuma das GRE's, em relação a GRE omitida, apresenta efeitos significativos ao longo do período avaliado, ou seja, o fato de estar subordinado a diferentes gestores não afeta o impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre este indicador nem o efeito atribuído à participação no PEI.

Na intenção de tornar a comparação entre os grupos mais precisa e, dessa forma, obter estimativas mais realistas do parâmetro de interesse, na próxima seção, as escolas serão pareadas de acordo com os diferentes critérios de pareamento com *propensity score* considerados neste estudo.

5.2. Resultados encontrados no Cenário 2

Neste cenário, os métodos de diferenças em diferenças e pareamento com *propensity score* foram combinados com a finalidade de obter resultados mais robustos. Para seleção do grupo de controle de acordo com os critérios adotados, realizou-se o pareamento em 2010, ano imediatamente anterior ao ano de implementação da política. Após os grupos estarem bem definidos, foi aplicado o método de diferenças em diferenças, ponderando a regressão pelo peso atribuído a cada unidade de observação conforme critério de pareamento.

Inicialmente, para verificar o poder de comparabilidade entre os grupos de tratamento e controle, foi realizado um teste *t* através do comando *pstest* para avaliar a hipótese de que após o pareamento o valor médio de cada variável de controle não difere entre os grupos. Através desse teste, observa-se também o viés associado a cada variável, bem como a redução no mesmo após o pareamento. Os resultados desse teste para as bases relativas aos indicadores de fluxo escolar, notas médias no SAEPE e no IDEPE estão apresentados nas figuras 9, 10 e 11, respectivamente. É importante destacar que, ao calcular a probabilidade de participar da política de gestão por resultados do PPE em 2010, a variável *Laboratório de*

Informática prediz o fracasso perfeitamente e, devido a isso, algumas unidades de observação foram excluídas da análise (menos 3 unidades para a amostra relativa aos indicadores de fluxo escolar e menos 2 para a porção referente às notas médias no SAEPE e no IDEPE).

Avaliando a base utilizada para os indicadores de fluxo escolar, observa-se que todos os critérios de pareamento reduziram de forma considerável as diferenças existentes entre os grupos com base nas características observáveis. O único critério que não conseguiu reduzir as diferenças quanto ao acesso à internet foi o *Nearest Neighbour* com reposição.

No caso da base relativa às notas médias no SAEPE, tem-se que, independente do critério de pareamento utilizado, não foi possível reduzir a diferença relativa ao acesso à internet. No entanto, o viés associado a essa variável já era bastante pequeno antes do pareamento. Adicionalmente, não foi possível reduzir a diferença entre os grupos quanto à posse de biblioteca através do critério *Nearest Neighbour* com reposição.

Considerando a base trabalhada para o IDEPE, observa-se que, assim como verificado para a amostra relativa às notas médias no SAEPE, as diferenças entre os grupos com base nas variáveis de controle são reduzidas de forma significativa, com exceção apenas da variável relativa ao acesso à internet.

De maneira geral, apesar de não se rejeitar, a um nível de 5% de significância, a hipótese nula de que a média dos dois grupos não difere após o pareamento – com exceção da variável *Laboratório de Ciências*, avaliando o critério *Nearest Neighbour* sem reposição, na base dos indicadores de fluxo escolar; *Laboratório de Ciências*, *Nº de computadores para uso dos alunos* e *Proporção de alunas*, considerando os critérios *Nearest Neighbour* sem e com reposição, respectivamente, na base relativa às notas médias no SAEPE; *Laboratório de Ciências* e *Nº de computadores para uso dos alunos*, analisando o critério *Nearest Neighbour* sem reposição, para a amostra relativa ao IDEPE – as diferenças existentes são reduzidas consideravelmente e, portanto, para realização do método de diferenças em diferenças serão considerados grupos bastante similares em suas características observáveis, conferindo ao parâmetro de interesse estimativas mais robustas.

Figura 9 – Resultado do teste t para a amostra correspondente aos indicadores de fluxo escolar, considerando os diferentes critérios de pareamento realizados.

Variáveis de Controle	Amostra	Nearest Neighbour sem reposição						Nearest Neighbour com reposição						Radius (caliper = 0.1)						Kernel (função tipo epanechnikov)					
		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test	
		Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t
Urbano	U	0.949	0.916	13.1		1.50	0.135	0.949	0.916	13.1		1.50	0.135	0.949	0.916	13.1		1.50	0.135	0.949	0.916	13.1		1.50	0.135
	M	0.952	0.956	-1.7	86.7	-0.22	0.824	0.952	0.939	5.2	60.1	0.62	0.538	0.952	0.955	-1.1	91.4	-0.14	0.887	0.952	0.958	-2.5	81.0	-0.32	0.748
Laboratório de Informática	U	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.
	M	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.
Laboratório de Ciências	U	0.554	0.277	58.4		6.89	0.000	0.554	0.277	58.4		6.89	0.000	0.554	0.277	58.4		6.89	0.000	0.554	0.277	58.4		6.89	0.000
	M	0.546	0.402	30.4	47.9	3.11	0.002	0.546	0.546	0.0	100.0	0.00	1.000	0.546	0.521	5.3	90.9	0.54	0.592	0.546	0.540	1.3	97.7	0.14	0.892
Biblioteca	U	0.957	0.925	13.7		1.57	0.116	0.957	0.925	13.7		1.57	0.116	0.957	0.925	13.7		1.57	0.116	0.957	0.925	13.7		1.57	0.116
	M	0.956	0.956	0.0	100.0	0.00	1.000	0.956	0.965	-3.7	73.0	-0.48	0.631	0.956	0.959	-1.0	92.8	-0.12	0.902	0.956	0.962	-2.4	82.4	-0.31	0.758
Nº de computadores para uso dos alunos	U	13.382	11.217	36.8		4.42	0.000	13.382	11.217	36.8		4.42	0.000	13.382	11.217	36.8		4.42	0.000	13.382	11.217	36.8		4.42	0.000
	M	13.122	12.100	17.4	52.8	1.93	0.054	13.122	13.354	-3.9	89.3	-0.38	0.701	13.122	12.557	9.6	73.9	1.03	0.306	13.122	12.949	2.9	92.0	0.30	0.761
Intemet	U	0.974	0.982	-5.2		-0.62	0.534	0.974	0.982	-5.2		-0.62	0.534	0.974	0.982	-5.2		-0.62	0.534	0.974	0.982	-5.2		-0.62	0.534
	M	0.978	0.974	3.0	43.1	0.30	0.761	0.978	0.987	-6.0	-13.7	-0.71	0.477	0.978	0.976	1.2	77.9	0.12	0.903	0.978	0.976	1.6	70.2	0.16	0.871
Proporção de docentes com ensino superior	U	0.952	0.945	7.8		0.93	0.355	0.952	0.945	7.8		0.93	0.355	0.952	0.945	7.8		0.93	0.355	0.952	0.945	7.8		0.93	0.355
	M	0.951	0.949	2.4	69.1	0.25	0.800	0.951	0.951	-0.3	96.7	-0.03	0.978	0.951	0.949	2.3	70.0	0.25	0.800	0.951	0.949	2.2	71.7	0.24	0.811
Proporção de docentes com especialização	U	0.493	0.434	31.8		3.76	0.000	0.493	0.434	31.8		3.76	0.000	0.493	0.434	31.8		3.76	0.000	0.493	0.434	31.8		3.76	0.000
	M	0.488	0.464	12.9	59.6	1.39	0.165	0.488	0.477	5.9	81.5	0.63	0.530	0.488	0.476	6.6	79.4	0.70	0.481	0.488	0.480	4.2	86.7	0.46	0.649
Média de alunos por turma	U	34.021	32.593	26.2		3.02	0.003	34.021	32.593	26.2		3.02	0.003	34.021	32.593	26.2		3.02	0.003	34.021	32.593	26.2		3.02	0.003
	M	33.934	33.769	3.0	88.4	0.34	0.734	33.934	34.131	-3.6	86.2	-0.40	0.688	33.934	33.821	2.1	92.1	0.23	0.815	33.934	33.968	-0.6	97.7	-0.07	0.944
Proporção de alunas	U	0.594	0.583	22.5		2.60	0.010	0.594	0.583	22.5		2.60	0.010	0.594	0.583	22.5		2.60	0.010	0.594	0.583	22.5		2.60	0.010
	M	0.594	0.593	2.0	91.1	0.21	0.830	0.594	0.592	5.4	75.9	0.58	0.560	0.594	0.595	-1.7	92.6	-0.18	0.861	0.594	0.596	-2.9	87.2	-0.30	0.761
Proporção de alunos brancos	U	0.100	0.083	23.1		2.78	0.006	0.100	0.083	23.1		2.78	0.006	0.100	0.083	23.1		2.78	0.006	0.100	0.083	23.1		2.78	0.006
	M	0.096	0.092	5.7	75.2	0.63	0.530	0.096	0.098	-2.4	89.4	-0.28	0.780	0.096	0.097	-1.0	95.8	-0.10	0.918	0.096	0.097	-0.7	96.9	-0.08	0.940

U = não comparável; M = comparável.

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados do comando *pstest* no *Stata*.

Figura 10 – Resultado do teste t para a amostra correspondente às notas médias no SAEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento realizados.

Variáveis de Controle	Amostra	Nearest Neighbour sem reposição						Nearest Neighbour com reposição						Radius (caliper = 0.1)						Kernel (função tipo epanechnikov)					
		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test	
		Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t
Urbano	U	0.948	0.922	10.5		1.14	0.253	0.948	0.922	10.5		1.14	0.253	0.948	0.922	10.5		1.14	0.253	0.948	0.922	10.5		1.14	0.253
	M	0.947	0.952	-1.9	81.4	-0.22	0.823	0.947	0.918	11.7	-11.7	1.17	0.241	0.947	0.951	-1.7	84.1	-0.19	0.849	0.947	0.952	-2.1	80.1	-0.24	0.811
Laboratório de Informática	U	1.000	1.000	.		.	.	1.000	1.000	.		.	.	1.000	1.000	.		.	.	1.000	1.000	.		.	.
	M	1.000	1.000	.		.	.	1.000	1.000	.		.	.	1.000	1.000	.		.	.	1.000	1.000	.		.	.
Laboratório de Ciências	U	0.564	0.302	54.8		6.12	0.000	0.564	0.302	54.8		6.12	0.000	0.564	0.302	54.8		6.12	0.000	0.564	0.302	54.8		6.12	0.000
	M	0.558	0.428	27.1	50.5	2.66	0.008	0.558	0.548	2.0	96.3	0.20	0.844	0.558	0.535	4.8	91.2	0.47	0.639	0.558	0.553	1.1	98.0	0.10	0.917
Biblioteca	U	0.962	0.939	10.6		1.16	0.247	0.962	0.939	10.6		1.16	0.247	0.962	0.939	10.6		1.16	0.247	0.962	0.939	10.6		1.16	0.247
	M	0.962	0.971	-4.4	58.4	-0.54	0.588	0.962	0.990	-13.3	-24.9	-1.92	0.055	0.962	0.966	-2.2	79.0	-0.26	0.791	0.962	0.968	-3.1	71.2	-0.37	0.713
Nº de computadores para uso dos alunos	U	13.678	11.264	40.3		4.59	0.000	13.678	11.264	40.3		4.59	0.000	13.678	11.264	40.3		4.59	0.000	13.678	11.264	40.3		4.59	0.000
	M	13.399	11.990	23.5	41.6	2.49	0.013	13.399	12.514	14.8	63.3	1.46	0.146	13.399	12.860	9.0	77.7	0.92	0.359	13.399	13.197	3.4	91.6	0.34	0.737
Intemet	U	0.981	0.980	1.0		0.11	0.913	0.981	0.980	1.0		0.11	0.913	0.981	0.980	1.0		0.11	0.913	0.981	0.980	1.0		0.11	0.913
	M	0.981	0.976	3.5	-248.0	0.34	0.737	0.981	0.986	-3.5	-248.0	-0.38	0.704	0.981	0.978	1.7	-68.2	0.17	0.867	0.981	0.979	1.2	-24.1	0.12	0.901
Proporção de docentes com ensino superior	U	0.952	0.945	8.0		0.91	0.366	0.952	0.945	8.0		0.91	0.366	0.952	0.945	8.0		0.91	0.366	0.952	0.945	8.0		0.91	0.366
	M	0.951	0.953	-2.8	65.0	-0.30	0.766	0.951	0.957	-6.9	14.1	-0.75	0.451	0.951	0.949	2.6	67.7	0.27	0.787	0.951	0.950	1.3	84.0	0.13	0.893
Proporção de docentes com especialização	U	0.486	0.432	29.3		3.27	0.001	0.486	0.432	29.3		3.27	0.001	0.486	0.432	29.3		3.27	0.001	0.486	0.432	29.3		3.27	0.001
	M	0.483	0.466	9.2	68.5	0.95	0.343	0.483	0.483	0.1	99.6	0.01	0.991	0.483	0.473	5.2	82.3	0.53	0.599	0.483	0.479	2.1	92.7	0.22	0.829
Média de alunos por turma	U	33.924	32.969	17.7		1.94	0.053	33.924	32.969	17.7		1.94	0.053	33.924	32.969	17.7		1.94	0.053	33.924	32.969	17.7		1.94	0.053
	M	33.846	33.942	-1.8	89.9	-0.19	0.849	33.846	33.813	0.6	96.5	0.07	0.948	33.846	33.715	2.4	86.3	0.26	0.795	33.846	33.832	0.3	98.5	0.03	0.977
Proporção de alunas	U	0.594	0.583	22.7		2.49	0.013	0.594	0.583	22.7		2.49	0.013	0.594	0.583	22.7		2.49	0.013	0.594	0.583	22.7		2.49	0.013
	M	0.594	0.592	4.4	80.8	0.44	0.661	0.594	0.604	-20.1	11.3	-2.03	0.043	0.594	0.595	-1.7	92.4	-0.17	0.866	0.594	0.596	-4.0	82.5	-0.39	0.698
Proporção de alunos brancos	U	0.097	0.082	19.7		2.24	0.026	0.097	0.082	19.7		2.24	0.026	0.097	0.082	19.7		2.24	0.026	0.097	0.082	19.7		2.24	0.026
	M	0.093	0.092	2.4	88.0	0.25	0.803	0.093	0.096	-3.9	80.0	-0.39	0.700	0.093	0.094	-0.7	96.3	-0.08	0.940	0.093	0.094	-0.7	96.5	-0.07	0.944

U = não comparável; M = comparável.

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados do comando *pstest* no *Stata*.

Figura 11 – Resultado do teste t para a amostra correspondente às notas médias no IDEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento realizados.

Variáveis de Controle	Amostra	Nearest Neighbour sem reposição						Nearest Neighbour com reposição						Radius (caliper = 0.1)						Kernel (função tipo epanechnikov)					
		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test		Média		% viés	% redução viés	t-test	
		Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t	Tratamento	Controle			t	p> t
Urbano	U	0.952	0.922	12.6		1.37	0.173	0.952	0.922	12.6		1.37	0.173	0.952	0.922	12.6		1.37	0.173	0.952	0.922	12.6		1.37	0.173
	M	0.952	0.966	-6.0	52.7	-0.74	0.459	0.952	0.981	-11.9	5.4	-1.63	0.103	0.952	0.952	-0.3	97.9	-0.03	0.976	0.952	0.955	-1.3	90.0	-0.15	0.883
Laboratório de Informática	U	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.
	M	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.	1.000	1.000	.	.	.	.
Laboratório de Ciências	U	0.565	0.300	55.2		6.14	0.000	0.565	0.300	55.2		6.14	0.000	0.565	0.300	55.2		6.14	0.000	0.565	0.300	55.2		6.14	0.000
	M	0.560	0.425	28.3	48.8	2.77	0.006	0.560	0.541	4.0	92.7	0.39	0.694	0.560	0.533	5.7	89.7	0.55	0.581	0.560	0.551	1.9	96.6	0.19	0.853
Biblioteca	U	0.962	0.939	10.6		1.15	0.249	0.962	0.939	10.6		1.15	0.249	0.962	0.939	10.6		1.15	0.249	0.962	0.939	10.6		1.15	0.249
	M	0.961	0.957	2.2	79.1	0.25	0.805	0.961	0.957	2.2	79.1	0.25	0.805	0.961	0.966	-2.0	80.8	-0.24	0.810	0.961	0.968	-3.1	70.4	-0.38	0.706
Nº de computadores para uso dos alunos	U	13.316	11.270	38.2		4.26	0.000	13.316	11.270	38.2		4.26	0.000	13.316	11.270	38.2		4.26	0.000	13.316	11.270	38.2		4.26	0.000
	M	13.266	12.010	23.4	38.6	2.28	0.023	13.266	12.884	7.1	81.3	0.62	0.533	13.266	12.730	10.0	73.8	0.94	0.348	13.266	13.107	3.0	92.3	0.27	0.788
Intemet	U	0.981	0.980	1.0		0.11	0.916	0.981	0.980	1.0		0.11	0.916	0.981	0.980	1.0		0.11	0.916	0.981	0.980	1.0		0.11	0.916
	M	0.981	0.976	3.5	-260.8	0.34	0.737	0.981	0.990	-6.9	-621.5	-0.82	0.412	0.981	0.978	1.9	-94.8	0.19	0.852	0.981	0.978	1.6	-63.0	0.16	0.876
Proporção de docentes com ensino superior	U	0.951	0.945	7.6		0.86	0.391	0.951	0.945	7.6		0.86	0.391	0.951	0.945	7.6		0.86	0.391	0.951	0.945	7.6		0.86	0.391
	M	0.951	0.953	-3.0	60.9	-0.32	0.752	0.951	0.951	-0.6	92.2	-0.07	0.948	0.951	0.948	2.6	65.9	0.27	0.786	0.951	0.950	1.2	84.9	0.12	0.903
Proporção de docentes com especialização	U	0.483	0.432	27.9		3.10	0.002	0.483	0.432	27.9		3.10	0.002	0.483	0.432	27.9		3.10	0.002	0.483	0.432	27.9		3.10	0.002
	M	0.482	0.468	7.1	74.4	0.73	0.467	0.482	0.497	-8.2	70.5	-0.84	0.404	0.482	0.473	4.8	82.7	0.49	0.626	0.482	0.478	2.2	92.2	0.22	0.826
Média de alunos por turma	U	33.895	32.973	17.1		1.86	0.063	33.895	32.973	17.1		1.86	0.063	33.895	32.973	17.1		1.86	0.063	33.895	32.973	17.1		1.86	0.063
	M	33.841	33.720	2.2	86.9	0.24	0.811	33.841	33.638	3.8	78.0	0.40	0.687	33.841	33.694	2.7	84.1	0.29	0.773	33.841	33.817	0.4	97.5	0.05	0.963
Proporção de alunas	U	0.595	0.583	23.9		2.61	0.009	0.595	0.583	23.9		2.61	0.009	0.595	0.583	23.9		2.61	0.009	0.595	0.583	23.9		2.61	0.009
	M	0.594	0.594	1.0	95.6	0.11	0.915	0.594	0.600	-11.0	54.1	-1.12	0.263	0.594	0.595	-0.7	97.2	-0.06	0.948	0.594	0.596	-3.3	86.3	-0.32	0.748
Proporção de alunos brancos	U	0.097	0.082	19.9		2.25	0.025	0.097	0.082	19.9		2.25	0.025	0.097	0.082	19.9		2.25	0.025	0.097	0.082	19.9		2.25	0.025
	M	0.094	0.092	2.7	86.5	0.28	0.778	0.094	0.097	-4.3	78.3	-0.41	0.680	0.094	0.094	-0.8	96.1	-0.08	0.937	0.094	0.094	-0.8	95.9	-0.08	0.933

U = não comparável; M = comparável.

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados do comando *pstest* no *Stata*.

É importante destacar que apenas os efeitos da participação na política de gestão por resultados do PPE e no PEI serão exibidos nas tabelas apresentadas nesta seção. Os resultados completos das regressões estão expostos no Apêndice C.

Tabela 20 – Efeito da participação nas políticas educacionais sobre os indicadores de fluxo escolar, considerando os diferentes critérios de pareamento.

Aprovação Total							
Critério de Pareamento	Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
<i>Nearest Neighbour sem reposição</i>	Impacto PPE	0.002	0.008	0.270	0.788	-0.013	0.017
	Educação Integral	0.075	0.008	9.710	0.000	0.060	0.090
<i>Nearest Neighbour com reposição</i>	Impacto PPE	0.007	0.010	0.790	0.432	-0.011	0.026
	Educação Integral	0.075	0.009	8.060	0.000	0.057	0.094
<i>Radius (caliper = 0.1)</i>	Impacto PPE	0.007	0.008	0.920	0.357	-0.008	0.022
	Educação Integral	0.075	0.008	9.470	0.000	0.060	0.091
<i>Kernel (epanechnikov)</i>	Impacto PPE	0.005	0.008	0.660	0.507	-0.010	0.020
	Educação Integral	0.076	0.008	9.530	0.000	0.061	0.092
Abandono Total							
Critério de Pareamento	Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
<i>Nearest Neighbour sem reposição</i>	Impacto PPE	0.005	0.006	0.840	0.400	-0.007	0.018
	Educação Integral	-0.048	0.007	-7.100	0.000	-0.062	-0.035
<i>Nearest Neighbour com reposição</i>	Impacto PPE	-0.003	0.008	-0.390	0.695	-0.018	0.012
	Educação Integral	-0.047	0.007	-6.530	0.000	-0.061	-0.033
<i>Radius (caliper = 0.1)</i>	Impacto PPE	0.001	0.006	0.200	0.841	-0.011	0.014
	Educação Integral	-0.048	0.007	-6.920	0.000	-0.062	-0.035
<i>Kernel (epanechnikov)</i>	Impacto PPE	0.002	0.006	0.310	0.755	-0.010	0.014
	Educação Integral	-0.048	0.007	-6.950	0.000	-0.062	-0.034

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados das regressões no *Stata*.

Ao analisar as informações dispostas na Tabela 20, é possível observar que o critério *Kernel* responde pelo maior efeito médio da participação no PEI. No entanto, os resultados obtidos neste cenário, independente do critério de pareamento utilizado, não são estatisticamente diferentes daqueles encontrados no Cenário 1. Assim, não há impacto da política de gestão por resultados do PPE sobre os indicadores de fluxo escolar, no entanto, o efeito da participação no PEI é significativamente positivo e negativo para os índices de aprovação e abandono, respectivamente.

Considerando o índice de aprovação, destaca-se que, no que concerne às demais variáveis de controle, apenas as variáveis *Média de alunos por turma* e *Proporção de alunas*

se mantiveram estatisticamente significativas, independente do critério de pareamento utilizado (a variável *Internet* só não foi significativa para o critério *Nearest Neighbour* com reposição). Além disso, outras variáveis passaram a ser significativas, a depender do critério de pareamento analisado, com destaque para as variáveis *Urbano* (relação negativa), *Proporção de docentes com ensino superior* (relação positiva) e *Laboratório de Ciências* (relação positiva), considerando o critério *Nearest Neighbour* com reposição. A variável *Laboratório de Ciências* também apresenta efeito significativamente positivo sobre este indicador quando se analisa o critério *Nearest Neighbour* sem reposição

Com relação ao índice de abandono, apenas a variável *Média de alunos por turma* se manteve significativa e positivamente relacionada com este indicador, independente do critério de pareamento trabalhado. Ressalta-se que a variável *Internet* não obteve efeito significativo em nenhum dos critérios analisados. Ainda, a variável *Proporção de docentes com ensino superior* apresentou efeito significativamente negativo, quando se considerou o critério *Nearest Neighbour* com reposição.

Tabela 21 – Efeito da participação nas políticas educacionais sobre as notas médias no SAEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento.

SAEPE – Português							
Critério de Pareamento	Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
<i>Nearest Neighbour</i> sem reposição	Impacto PPE	8.414	1.192	7.060	0.000	6.071	10.757
	Educação Integral	0.778	1.124	0.690	0.489	-1.431	2.987
<i>Nearest Neighbour</i> com reposição	Impacto PPE	7.700	1.402	5.490	0.000	4.942	10.457
	Educação Integral	1.098	1.228	0.890	0.372	-1.318	3.514
<i>Radius</i> (caliper = 0.1)	Impacto PPE	8.972	1.201	7.470	0.000	6.614	11.331
	Educação Integral	0.691	1.112	0.620	0.534	-1.493	2.876
<i>Kernel</i> (epanechnikov)	Impacto PPE	9.040	1.198	7.540	0.000	6.686	11.395
	Educação Integral	0.690	1.105	0.620	0.533	-1.482	2.861
SAEPE – Matemática							
Critério de Pareamento	Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
<i>Nearest Neighbour</i> sem reposição	Impacto PPE	10.351	1.376	7.520	0.000	7.646	13.057
	Educação Integral	1.006	1.160	0.870	0.386	-1.275	3.286
<i>Nearest Neighbour</i> com reposição	Impacto PPE	10.529	1.529	6.880	0.000	7.521	13.538
	Educação Integral	1.129	1.251	0.900	0.368	-1.332	3.589
<i>Radius</i> (caliper = 0.1)	Impacto PPE	10.921	1.359	8.040	0.000	8.252	13.590
	Educação Integral	0.776	1.132	0.690	0.493	-1.448	3.000
<i>Kernel</i> (epanechnikov)	Impacto PPE	11.057	1.363	8.110	0.000	8.379	13.736
	Educação Integral	0.807	1.136	0.710	0.478	-1.425	3.039

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados das regressões no *Stata*.

Avaliando os resultados obtidos para as notas médias no SAEPE, nota-se que, apesar do critério *Kernel* ser responsável pela maior estimativa do efeito médio do tratamento da política de gestão por resultados do PPE sobre estes indicadores, os resultados não são estatisticamente diferentes daqueles já calculados no Cenário 1. Ou seja, o monitoramento pelo PPE gera impacto positivo e significativo sobre as notas médias no SAEPE, mas o efeito da participação no PEI não é significativo. Além disso, considerando as demais variáveis observadas, nota-se que, para a nota média no SAEPE – Português, a variável *Proporção de alunas* só não é significativa quando se analisa o critério *Nearest Neighbour* sem reposição. Para os demais critérios, essa variável se mantém significativa e positivamente relacionada com este indicador, assim como a variável *Laboratório de Ciências* em todos os critérios. No que concerne à nota média no SAEPE – Matemática, tem-se que, além da variável *Laboratório de Ciências*, a variável *Proporção de alunos brancos* apresentou efeito positivo e significativo sobre este indicador, independente do critério de pareamento utilizado. Ressalta-se que, no Cenário 1, a única variável que apresentou efeito positivo e significativo sobre a nota média no SAEPE – Matemática foi *Laboratório de Ciências*.

Tabela 22 – Efeito da participação nas políticas educacionais sobre a nota média no IDEPE, considerando os diferentes critérios de pareamento.

IDEPE							
Critério de Pareamento	Variáveis	Coefficiente	Erro padrão Robusto	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
<i>Nearest Neighbour</i> sem reposição	Impacto PPE	0.280	0.043	6.470	0.000	0.195	0.365
	Educação Integral	0.258	0.043	6.040	0.000	0.174	0.342
<i>Nearest Neighbour</i> com reposição	Impacto PPE	0.290	0.051	5.640	0.000	0.189	0.391
	Educação Integral	0.252	0.051	4.910	0.000	0.151	0.353
<i>Radius</i> (caliper = 0.1)	Impacto PPE	0.306	0.044	7.020	0.000	0.220	0.391
	Educação Integral	0.253	0.043	5.820	0.000	0.168	0.338
<i>Kernel</i> (epanechnikov)	Impacto PPE	0.304	0.043	7.030	0.000	0.219	0.389
	Educação Integral	0.256	0.043	5.950	0.000	0.171	0.340

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados das regressões no *Stata*.

Ao observar a Tabela 22, percebe-se que os resultados obtidos para o IDEPE não são diferentes dos já encontrados para os demais indicadores avaliados, ou seja, não são estatisticamente distintos do observado no Cenário 1. Sendo assim, tem-se que a política de gestão por resultados do PPE gera impacto positivo e significativo sobre o IDEPE e o efeito da participação no PEI também se apresenta significativamente positivo. Além disso, a

variável *Média de alunos por turma* deixa de ser significativa para este indicador. No entanto, as variáveis *Laboratório de Ciências* e *Proporção de alunas* mantiveram-se significativas e positivamente relacionadas com o IDEPE, com exceção apenas desta última quando se considera o critério *Nearest Neighbour* sem reposição.

Dessa forma, ao avaliar os resultados obtidos neste cenário, independente do critério de pareamento utilizado e dos indicadores avaliados, percebe-se que não há variações expressivas na magnitude dos efeitos calculados, considerando as políticas educacionais. Além disso, também não foram observadas alterações em termos de significância estatística nos parâmetros de interesse. Sendo assim, os resultados alcançados neste cenário ratificaram aqueles já encontrados no Cenário 1.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo do presente trabalho foi avaliar se a política de gestão por resultados do PPE gerou algum impacto nas escolas da rede pública estadual que possuem o ensino médio, considerando como indicadores de sucesso escolar os índices de aprovação e abandono, as notas médias no SAEPE e no IDEPE. Para tanto, foram utilizados dois métodos econométricos: diferenças em diferenças e pareamento com *propensity score*.

Os resultados encontrados no Cenário 1, onde apenas o método de diferenças em diferenças é aplicado, mostraram que a política de gestão por resultados do PPE gera impacto significativamente positivo nas escolas sob o seu monitoramento, considerando as notas médias no SAEPE, estando, portanto, em consonância com o almejado pela política, cujo foco principal é acompanhar as escolas do ensino médio através dos resultados das disciplinas de Língua Portuguesa e Matemática. Combinando o índice de aprovação obtido para a 3ª série do Ensino Médio com as notas médias no SAEPE, através do IDEPE, índice utilizado para avaliar a qualidade da educação no Estado, tem-se que a política de gestão por resultados do PPE provoca impacto positivo e significativo também sobre este indicador. Já no que se refere aos índices de aprovação e abandono, não é possível afirmar que o monitoramento pelo PPE gera algum impacto nestes indicadores.

A participação no Programa de Educação Integral – PEI precisou ser considerada no estudo para evitar que os efeitos associados à mesma fossem atribuídos de forma equivocada à política de gestão por resultados do PPE, que tem como uma de suas principais diretrizes a universalização da educação integral e, além disso, utilizou como critério de seleção para monitoramento o fato de a unidade de ensino estar inserida no PEI. Avaliando os resultados obtidos no Cenário 1, percebe-se que o efeito conferido à participação no PEI é significativo e benéfico para os indicadores de fluxo escolar, ou seja, está associado a um maior índice de aprovação e menor abandono. Esse resultado é bastante positivo, pois mostra que o aumento do tempo diário de permanência dos adolescentes nas escolas, além de ter um efeito social significativo, na medida em que reduz a ociosidade que pode levar a marginalidade, melhora os resultados educacionais. Com relação às notas médias no SAEPE, não há efeito significativo vinculado à participação no PEI, no entanto, considerando o IDEPE, o fato de ter jornada ampliada de ensino repercute de forma positiva e significativa sobre este indicador.

No intuito de verificar a existência de efeitos que antecipam a implementação da política avaliada, foram inseridos *leads* e *lags* no modelo utilizado no Cenário 1. Os resultados mostraram que, independente do indicador de impacto avaliado, não há evidências

de efeitos antecipatórios, o que é bom para a hipótese de tendência comum do modelo de diferenças em diferenças. Além disso, ainda neste cenário, foram incluídos controles relativos a influência das diferentes GRE's sobre os indicadores de impacto ao longo do período avaliado. O objetivo foi avaliar se o fato de estar localizada em diferentes áreas do Estado e subordinada a diferentes gestores provoca mudanças expressivas nos indicadores analisados. Os resultados mostraram que, apesar de algumas poucas GRE's apresentarem efeitos significativos sobre alguns indicadores ao longo do período estudado, a introdução desses novos controles não gera resultados estatisticamente distintos daqueles encontrados na ausência dos mesmos.

Com o objetivo de conferir maior robustez aos resultados, tornando a comparação entre os grupos de tratamento e de controle mais precisa, foi realizado o pareamento com *propensity score* no Cenário 2 e, após os grupos estarem bem definidos, foi aplicado o método de diferenças em diferenças. Os resultados obtidos, independente do critério de pareamento utilizado e do indicador avaliado, ratificaram aqueles já encontrados no Cenário 1.

A escolha de vários indicadores para avaliação de impacto foi extremamente importante, uma vez que, se apenas os indicadores de fluxo escolar fossem considerados, a conclusão seria de que a política de gestão por resultados do PPE não gerou impacto em seu público alvo no período analisado, o que não é verdade. No entanto, apesar da referida política gerar impacto positivo e significativo nas notas médias no SAEPE e no IDEPE, esperava-se que o mesmo apresentasse resultados expressivos também para os indicadores de fluxo escolar, uma vez que o foco da política é o ensino médio como um todo e não apenas o 3º ano (ciclo avaliado no SAEPE e IDEPE).

É importante destacar que este estudo possui algumas limitações. Em primeiro lugar, optou-se por retirar do modelo as escolas que foram criadas ou desativadas após o ano de 2008, mantendo-se apenas as escolas ativas em todo o período considerado. O objetivo dessa estratégia foi captar o impacto do monitoramento pelo PPE nas escolas já existentes, antes mesmo da concepção da política, que tiveram que se adequar à sua implementação, uma vez que unidades de ensino podem ter sido criadas já nos moldes exigidos pela política. Além disso, uma das hipóteses do método de diferenças em diferenças é que não haja mudanças significativas na composição dos grupos. Devido a isso, o efeito da política de gestão por resultados do PPE pode ter sido subestimado, já que os resultados dessas escolas não foram considerados. Em segundo lugar, não foi possível dispor de uma base de dados com informações relativas às características do indivíduo e da família, fatores apontados na

literatura como principais responsáveis pelo sucesso escolar, uma vez que alguns dos principais sistemas de avaliação, como o SAEB, são realizados em anos alternados, ou não se dispõe de informações referentes ao ensino médio para todo o período estudado.

Sendo assim, através dos métodos empregados, os resultados encontrados indicaram que o monitoramento pelo PPE impacta, em média, em 8.422 e 10.109 pontos positivos na nota média do SAEPE em Língua Portuguesa e Matemática, respectivamente, enquanto que a participação no PEI eleva o índice de aprovação, em média, em 0.073 pontos e reduz o de abandono em 0.047. Avaliando o IDEPE, tanto o monitoramento pelo PPE quanto a participação no PEI apresentaram resultados positivos e significativos, na ordem de 0.273 e 0.253, respectivamente. Avaliando as duas políticas conjuntamente, principalmente porque o PPE tem a educação integral como um dos critérios de seleção para o monitoramento, tem-se impactos positivos sobre a maior permanência dos alunos na escola, tanto para aos indicadores de fluxo escolar como para o desempenho médio dos alunos do 3º ano nas disciplinas de Português e Matemática.

Vale destacar que este trabalho não teve como pretensão impor uma única metodologia de avaliação para medir o impacto da política de gestão por resultados do PPE e sim mostrar que é possível mensurar seu efeito no público alvo através das alternativas apresentadas, que, apesar de suas limitações, se cuidadosamente trabalhadas, podem ser extremamente úteis no apoio à tomada de decisão. Além disso, espera-se com este estudo contribuir para o debate acerca da relevância da avaliação na formulação, implantação e no andamento das políticas públicas (monitoramento), bem como para o desenvolvimento e aperfeiçoamento de metodologias de avaliação com ênfase em políticas/programas educacionais.

7. REFERÊNCIAS

- ANDRADE, J. M.; LAROS, J. A. *Fatores Associados ao Desempenho Escolar: Estudo Multinível com Dados do SAEB/2001*. Psicologia: Teoria e Pesquisa, vol. 23, n. 1, pag. 033-042, jan/mar., 2007.
- ALA-HARJA, M.; HELGASON, S. *Em direção às melhores práticas de avaliação*. Revista do Serviço Público, Brasília, v. 51, n. 4, p. 5-59, out./dez. 2000.
- BIONDI, R. L.; FELÍCIO, F. *Atributos escolares e o desempenho dos estudantes: uma análise em painel dos dados do Saeb*. Brasília: Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira, 2007.
- BRASIL. Lei Complementar nº 125, de 10 de julho de 2008. Disponível em <http://legis.alepe.pe.gov.br/arquivoTexto.aspx?tiponorma=2&numero=125&complemento=0&ano=2008&tipo=>, acesso em 12/01/2015.
- BRASIL. *Avaliação Econômica de Projetos Sociais*. 1º Edição, São Paulo: Dinâmica Gráfica e Editora, 2012.
- BRASIL. *Programa Ensino Médio Inovador*. Documento Orientador. Ministério da Educação – MEC, 2013. Disponível em: http://www.gestaoescolar.diaadia.pr.gov.br/arquivos/File/ensino_medio_inovador/documnto_orientador_proemi_2013.pdf, acesso em 12/01/2015.
- BROOKE, N. *O futuro das políticas de responsabilização educacional no Brasil*. Cadernos de Pesquisa, v. 36, n. 128, p. 377-401, maio/ago. 2006.
- CALIENDO, M.; KOPEINIG, S. *Some Practical Guidance for the Implementation of Propensity Score Matching*. Discussion Paper 485, DIW German Institute for Economic Research: Berlin, 2005.
- CASTIONI, R. *Avaliação de Políticas Públicas: modelos e usos da avaliação de impacto em programas de formação profissional*. Publicado nos Anais do VI Encontro Nacional de Estudos do Trabalho. Belo Horizonte: ABET/Universidade Federal de Minas Gerais, 1999. v. 2. p. 881-904.
- COCHRAN, W.; RUBIN, D. *Controlling bias in observational studies*. Sankhyā 35, 417–446, 1973.
- COMISIÓN ECONÓMICA PARA AMÉRICA LATINA. *Manual de formulação e avaliação de projetos sociais*. Division de desarrollo social. CEPAL/ OEA/ CENDEC, Santiago de Chile, 1997.

- COTTA, T. C. *Avaliação educacional e políticas públicas: a experiência do Sistema Nacional de Avaliação da Educação Básica (Saeb)*. Revista do Serviço Público, Brasília, v. 52, n. 4, p. 89-110, out./dez. 2001.
- DEHEJIA, R.; WAHBA, S. *Propensity score matching methods for nonexperimental causal studies*. Review of Economics and Statistics, 2002, 84 (1), p. 151–161.
- FELÍCIO, F. *Fatores Associados ao Sucesso Escolar: Levantamento, Classificação e Análise dos Estudos Realizados no Brasil*. Fundação Itaú Social. Disponível em: http://www.fundacaoitausocial.org.br/_arquivosstaticos/FIS/pdf/fase_ultima_versao.pdf, acesso em 30/07/2014.
- FELÍCIO, F.; FERNANDES, R. *O efeito da escola sobre o desempenho escolar: Uma avaliação do ensino fundamental no estado de São Paulo*. In: Anais do XXXIII Encontro Nacional de Economia. ANPEC, 2005.
- GONÇALVES, M. E.; RIOS-NETO, E. L. G.; CÉSAR, C. C. *Evasão no ensino fundamental brasileiro: identificação e análise dos principais determinantes*. Bahia Análise & Dados, Salvador, v. 18, n. 1, p. 079-094, abr./jun., 2008.
- GUJARATI, D. *Econometria Básica*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.
- HANUSHEK, E. A. (1998). *The evidence on class size*. Rochester, N.Y.: University of Rochester, W. Allen Wallis Institute of Political Economy (Occasional Paper 98-1).
- HANUSHEK, E. A., Gomes-Neto, J. B., & Harbison, R. W. (1996). *Efficiency-enhancing investments in school quality*. In Birdsall, N. & Sabot, R. H., editors, *Opportunity Forgone: Education in Brazil*, pages 385-424. Inter-American Development Bank, Washington, D.C.
- HECKMAN, J.; ICHIMURA, H.; TODD, P. (1997). *Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Program*. Review of Economic Studies 64, 605-654.
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTUDOS E PESQUISAS EDUCACIONAIS ANÍSIO TEIXEIRA. Site para consulta das informações: www.inep.gov.br.
- KRUEGER, A. B. (1999). *Experimental estimates of education production functions*. The Quarterly Journal of Economics, 114 (2): 497-532.
- LEON, F. L. L.; MENEZES-FILHO, N. *Reprovação, Avanço e Evasão Escolar no Brasil*. Pesquisa e Planejamento Econômico, v. 32, n. 3, p. 417-452, dez., 2002.

- MACHADO, A. F. et al. *Qualidade do ensino em matemática: determinantes do desempenho dos alunos em escolas públicas estaduais mineiras*. Revista Economia, v. 9, n. 01, p. 23-45, jan/abr., 2008.
- MENEZES-FILHO, N. *Os determinantes do desempenho escolar no Brasil*. Instituto Futuro Brasil, IBMEC São Paulo e Faculdade de Economia e Administração da Universidade de São Paulo. Sumário Executivo, 2007.
- PERNAMBUCO. Secretaria de Educação. *Construindo a excelência em gestão escolar: curso de aperfeiçoamento: Módulo I – Políticas Públicas para a Educação*. Recife: Secretaria de Educação do Estado, 2012.
- PERNAMBUCO. Secretaria de Planejamento e Gestão. *Manual do Pacto pela Educação*. Recife: Secretaria de Planejamento e Gestão, 2014.
- PERNAMBUCO. Nota Técnica. *A Avaliação das Escolas Estaduais e o Bônus do Desempenho – BDE*. 2008. Disponível em: www.educacao.pe.gov.br, acesso em 12/03/2014.
- PISCHKE, Jorn-Steffen. *Empirical Methods in Applied Economics. Lecture Notes*. LSE, 2005.
- RELATÓRIO ANUAL DE AÇÃO DO GOVERNO (RAG), 2011. Disponível em: http://www2.seplag.pe.gov.br/c/document_library/get_file?p_l_id=18616&folderId=51270&name=DLFE-40506.pdf, acesso em 14/07/2013.
- RELATÓRIO ANUAL DE AÇÃO DO GOVERNO (RAG), 2012. Disponível em: http://www2.seplag.pe.gov.br/c/document_library/get_file?p_l_id=18616&folderId=51270&name=DLFE-35257.pdf, acesso em 14/07/2013.
- RIVKIN, Steven G.; HANUSHEK, Eric A.; KAIN, John F. *Teachers, Schools, and Academic Achievement*. Econometrica. v. 73, n. 2, p. 417-458, 2005.
- ROSENBAUM, P.; RUBIN, D. *The central role of the propensity score in observational studies for causal effects*. Biometrika. n.70, p. 41-55, 1983.
- SECRETARIA DE EDUCAÇÃO E ESPORTES DE PERNAMBUCO. Site para consulta das informações: www.educacao.pe.gov.br.
- SECRETARIA DE PLANEJAMENTO E GESTÃO. Site para consulta das informações: www.seplag.pe.gov.br.
- SMITH, J.; TODD, P. *Does matching overcome LaLonde's critique of nonexperimental estimators?* Journal of Econometrics, vol. 125 (1-2), pages 305-353, 2005.

- SOUZA, L. G. *Avaliação de políticas educacionais: contexto e conceitos em busca da avaliação pública*. Avaliação educacional: desatando e reatando nós / José Albertino Carvalho Lordêlo, Maria Virgínia Dazzani (organizadores). – Salvador: EDUFBA, 2009, p. 17-29. Disponível em: <http://static.scielo.org/scielobooks/wd/pdf/lordelo-9788523209315.pdf>. Acesso em 29/08/2013.
- THOENIG, Jean-Claude. *A avaliação como conhecimento utilizável para reformas de gestão pública*. Revista do Serviço Público, Brasília, v. 51, n. 2, p. 54-70, abr./jun. 2000.
- VERNIER, L. D. S.; BAGOLIN, I. P. *Determinantes do desempenho escolar no estado do Rio Grande do Sul: uma análise com regressões quantílicas*. In: Anais do XVI Encontro de Economia da Região Sul - ANPEC/SUL, 2013.

APÊNDICE A – Relação dos Municípios vinculados a cada GRE

GRE	MUNICÍPIO
AGRESTE CENTRO NORTE - CARUARU	AGRESTINA
	ALTINHO
	BELO JARDIM
	CACHOEIRINHA
	CARUARU
	CUPIRA
	JATAUBA
	PANELAS
	RIACHO DAS ALMAS
	SANTA CRUZ DO CAPIBARIBE
	SAO CAITANO
	TACAIMBO
	TAQUARITINGA DO NORTE
	TORITAMA
AGRESTE MERIDIONAL - GARANHUNS	AGUAS BELAS
	ANGELIM
	BOM CONSELHO
	BREJAO
	CAETES
	CALCADO
	CANHOTINHO
	CAPOEIRAS
	CORRENTES
	GARANHUNS
	IATI
	ITAIBA
	JUCATI
	JUPI
	JUREMA
	LAGOA DO OURO
	LAJEDO
	PARANATAMA
	SALOA
	SAO BENTO DO UMA
	SAO JOAO
	TEREZINHA

GRE	MUNICÍPIO
LITORAL SUL – BARREIROS	BARREIROS
	GAMELEIRA
	RIO FORMOSO
	SAO JOSE DA COROA GRANDE
	SIRINHAEM
	TAMANDARE
MATA CENTRO - VITÓRIA DE SANTO ANTÃO	BARRA DE GUABIRABA
	BEZERROS
	BONITO
	CAMOCIM DE SAO FELIX
	CHA DE ALEGRIA
	ESCADA
	GLORIA DO GOITA
	GRAVATA
	POMBOS
	SAIRE
	SAO JOAQUIM DO MONTE
	VITORIA DE SANTO ANTAO
MATA NORTE - NAZARÉ DA MATA	ALIANCA
	BUENOS AIRES
	CARPINA
	CONDADO
	FERREIROS
	GOIANA
	ITAMBE
	ITAQUITINGA
	LAGOA DO CARRO
	MACAPARANA
	NAZARE DA MATA
	PAUDALHO
	SAO VICENTE FERRER
	TIMBAUBA
	TRACUNHAEM
	VICENCIA

GRE	MUNICÍPIO
MATA SUL – PALMARES	AGUA PRETA
	AMARAJI
	CATENDE
	CORTES
	JAQUEIRA
	JOAQUIM NABUCO
	LAGOA DOS GATOS
	MARAIAL
	PALMARES
	PRIMAVERA
	QUIPAPA
	RIBEIRAO
	XEXEU
METROPOLITANA NORTE	ABREU E LIMA
	ARACOIABA
	IGARASSU
	ILHA DE ITAMARACA
	ITAPISSUMA
	OLINDA
	PAULISTA
METROPOLITANA SUL	CABO DE SANTO AGOSTINHO
	CAMARAGIBE
	IPOJUCA
	JABOATAO DOS GUARARAPES
	MORENO
	SAO LOURENCO DA MATA
RECIFE NORTE	FERNANDO DE NORONHA
	RECIFE
RECIFE SUL	RECIFE
SERTÃO CENTRAL – SALGUEIRO	CEDRO
	MIRANDIBA
	MOREILANDIA
	PARNAMIRIM
	SALGUEIRO
	SAO JOSE DO BELMONTE
	SERRITA
	VERDEJANTE

GRE	MUNICÍPIO
SERTÃO DO ALTO PAJEÚ - AFOGADOS DA INGAZEIRA	AFOGADOS DA INGAZEIRA
	BREJINHO
	CARNAIBA
	FLORES
	IGUARACI
	INGAZEIRA
	ITAPETIM
	QUIXABA
	SANTA CRUZ DA BAIXA VERDE
	SANTA TEREZINHA
	SAO JOSE DO EGITO
	SERRA TALHADA
	SOLIDAO
	TABIRA
	TRIUNFO
	TUPARETAMA
SERTÃO DO ARARIPE – ARARIPINA	ARARIPINA
	BODOCO
	EXU
	IPUBI
	OURICURI
	SANTA CRUZ
	TRINDADE
SERTÃO DO MÉDIO SÃO FRANCISCO - PETROLINA	CABROBO
	DORMENTES
	LAGOA GRANDE
	OROCO
	PETROLINA
SERTÃO DO MOXOTÓ-IPANEMA - ARCOVERDE	SANTA MARIA DA BOA VISTA
	ARCOVERDE
	BETANIA
	BUIQUE
	CUSTODIA
	IBIMIRIM
	INAJA
	MANARI
	PEDRA
	PESQUEIRA
	POCAO
	SANHARO
	SERTANIA
	TUPANATINGA

GRE	MUNICÍPIO
SERTÃO DO SUBMÉDIO SÃO FRANCISCO - FLORESTA	BELEM DO SAO FRANCISCO
	CARNAUBEIRA DA PENHA
	FLORESTA
	JATOBA
	PETROLANDIA
	TACARATU
VALE DO CAPIBARIBE – LIMOEIRO	BOM JARDIM
	CASINHAS
	CUMARU
	FEIRA NOVA
	FREI MIGUELINHO
	JOAO ALFREDO
	LAGOA DE ITAENGA
	LIMOEIRO
	MACHADOS
	OROBO
	SURUBIM
	VERTENTE DO LERIO
	VERTENTES

APÊNDICE B – Resultados completos das regressões do Cenário 1

B.1. Regressão com controles

Variável	Descrição
pk_cod_entidade	código MEC atribuído a cada unidade de ensino.
totalaprovaomdio	índice de aprovação para o ensino médio.
totalabandonomdio	índice de abandono para o ensino médio.
saepe_port	nota média no SAEPE – Português no 3º ano do ensino médio.
saepe_mat	nota média no SAEPE – Matemática no 3º ano do ensino médio.
treat_post	interação entre o tratamento e o período após a política de gestão por resultados do PPE.
educ_int	indica a participação no Programa de Educação Integral.
Ano	ano considerado (2008, 2009, 2010, 2011, 2012 e 2013).
Urbano	indica se a escola está localizada na área urbana ou rural.
lab_inform~a	indica a existência de laboratório de informática.
lab_ciencias	indica a existência de laboratório de ciências.
biblioteca	indica a existência de biblioteca.
pc_alunos	número de computadores para uso dos alunos.
internet	indica se há acesso à internet.
doc_ens_sup	proporção de docentes com ensino superior.
doc_especial	proporção de docentes com especialização.
t_med_alun	número médio de alunos por turma.
alun_fem	proporção de matrículas do sexo feminino.
alun_branco	proporção de alunos que declararam ter a cor branca.

Indicadores de fluxo escolar

```
. xtreg totalaprovaomdio treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)
```

```
Fixed-effects (within) regression              Number of obs   =       3408
Group variable: pk_cod_ent~e                  Number of groups =        568

R-sq:  within = 0.3407                        Obs per group:  min =         6
        between = 0.2229                      avg =        6.0
        overall  = 0.2590                      max =         6

                                F(18,567)      =       46.68
corr(u_i, Xb) = 0.0991                      Prob > F        =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 568 clusters in pk_cod_entidade)

	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totalaprov~o						
treat_post	.000372	.0070044	0.05	0.958	-.0133857	.0141298
educ_int	.0733195	.0073919	9.92	0.000	.0588008	.0878383
ano2	.0385154	.0043277	8.90	0.000	.0300151	.0470158
ano3	.0647722	.0050308	12.88	0.000	.0548909	.0746535
ano4	.061654	.0081032	7.61	0.000	.0457381	.0775699
ano5	.0910203	.006479	14.05	0.000	.0782946	.103746
ano6	.1016523	.0073754	13.78	0.000	.0871659	.1161387
urbano	-.0270867	.0347195	-0.78	0.436	-.0952812	.0411078
lab_inform~a	-.0014199	.0119168	-0.12	0.905	-.0248263	.0219865
lab_ciencias	.0109645	.006929	1.58	0.114	-.0026451	.0245741
biblioteca	-.0012432	.0106718	-0.12	0.907	-.0222043	.019718
pc_alunos	.0004053	.0002889	1.40	0.161	-.0001622	.0009728
internet	-.0240707	.0102275	-2.35	0.019	-.0441591	-.0039824
doc_ens_sup	.0280549	.0279189	1.00	0.315	-.0267822	.0828921
doc_especial	-.0152706	.0113309	-1.35	0.178	-.0375263	.0069851
t_med_alun	-.0027433	.0005089	-5.39	0.000	-.0037429	-.0017437
alun_fem	.1548048	.0538217	2.88	0.004	.0490907	.260519

alun_branco		.0127459	.0322691	0.39	0.693	-.0506356	.0761275
_cons		.7298897	.052282	13.96	0.000	.6271996	.8325799

sigma_u		.08950199					
sigma_e		.07325688					
rho		.59882635	(fraction of variance due to u_i)				

. xtreg totalabandonmdio treat_post educ_int ano2-ano6 \$xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	3408
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	568

R-sq: within	=	0.3973	Obs per group: min	=	6
between	=	0.1712	avg	=	6.0
overall	=	0.2921	max	=	6

corr(u_i, Xb)	=	0.0540	F(18,567)	=	67.10
			Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 568 clusters in pk_cod_entidade)

	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
--	-------	------------------	---	------	----------------------

treat_post	.0081251	.0058851	1.38	0.168	-.0034341 .0196843
educ_int	-.0474589	.0064603	-7.35	0.000	-.060148 -.0347698
ano2	-.0445475	.0043611	-10.21	0.000	-.0531133 -.0359816
ano3	-.0714707	.0049526	-14.43	0.000	-.0811983 -.061743
ano4	-.0903099	.0069392	-13.01	0.000	-.1039396 -.0766803
ano5	-.111771	.0056273	-19.86	0.000	-.1228239 -.100718
ano6	-.13575	.0064556	-21.03	0.000	-.1484297 -.1230702
urbano	.0209321	.0292267	0.72	0.474	-.0364736 .0783379
lab_inform~a	.0033081	.0101585	0.33	0.745	-.0166448 .0232611
lab_ciencias	-.0069993	.0058825	-1.19	0.235	-.0185534 .0045548
biblioteca	-.0041073	.0086986	-0.47	0.637	-.0211927 .012978
pc_alunos	-.0000179	.0002653	-0.07	0.946	-.000539 .0005031
internet	.0198699	.0086386	2.30	0.022	.0029023 .0368376
doc_ens_sup	-.0333949	.0279551	-1.19	0.233	-.0883032 .0215133
doc_especial	.0068996	.0100055	0.69	0.491	-.0127526 .0265519
t_med_alun	.002	.000455	4.40	0.000	.0011064 .0028936
alun_fem	-.0551125	.0498526	-1.11	0.269	-.1530308 .0428058
alun_branco	.0165155	.026618	0.62	0.535	-.0357664 .0687975
_cons	.1610275	.04885	3.30	0.001	.0650784 .2569766

sigma_u		.06364605					
sigma_e		.06750383					
rho		.47061033	(fraction of variance due to u_i)				

Notas médias no SAEPE

. xtreg saepe_port treat_post educ_int ano2-ano6 \$xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	3048
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	508

R-sq: within	=	0.3234	Obs per group: min	=	6
between	=	0.1211	avg	=	6.0
overall	=	0.2020	max	=	6

corr(u_i, Xb)	=	0.0552	F(18,507)	=	42.45
			Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 508 clusters in pk_cod_entidade)

	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
--	-------	------------------	---	------	----------------------

treat_post	8.421659	1.12869	7.46	0.000	6.204172 10.63914
educ_int	.6856893	1.051346	0.65	0.515	-1.379842 2.75122
ano2	7.863692	.6498817	12.10	0.000	6.586899 9.140485

ano3	4.800798	.7633898	6.29	0.000	3.301001	6.300595
ano4	3.580159	1.2711	2.82	0.005	1.082887	6.077432
ano5	9.901396	.884017	11.20	0.000	8.164608	11.63818
ano6	16.65422	1.129198	14.75	0.000	14.43574	18.87271
urbano	-3.677369	3.298218	-1.11	0.265	-10.15723	2.80249
lab_inform-a	-2.454995	2.335456	-1.05	0.294	-7.043359	2.133369
lab_ciencias	3.831695	1.442411	2.66	0.008	.9978565	6.665533
biblioteca	-1.6921975	1.818338	-0.38	0.704	-4.264603	2.880208
pc_alunos	-.030909	.0466358	-0.66	0.508	-.1225322	.0607143
internet	-.6757355	1.492474	-0.45	0.651	-3.607931	2.25646
doc_ens_sup	7.674495	5.540131	1.39	0.167	-3.209945	18.55894
doc_especial	.5255976	1.840956	0.29	0.775	-3.091244	4.142439
t_med_alun	.0001317	.0695778	0.00	0.998	-.1365647	.1368281
alun_fem	20.85066	8.877854	2.35	0.019	3.408746	38.29257
alun_branco	2.70204	5.730344	0.47	0.637	-8.556104	13.96018
_cons	219.1179	9.094397	24.09	0.000	201.2506	236.9852

sigma_u	13.211995
sigma_e	11.215469
rho	.58119046 (fraction of variance due to u_i)

. xtreg saepe_mat treat_post educ_int ano2-ano6 \$xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	3048
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	508

R-sq: within	=	0.2182	Obs per group: min	=	6
between	=	0.1275	avg	=	6.0
overall	=	0.1539	max	=	6

corr(u_i, Xb)	=	0.0710	F(18,507)	=	21.09
			Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 508 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_mat	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	10.10895	1.320856	7.65	0.000	7.513924	12.70397
educ_int	1.004147	1.09625	0.92	0.360	-1.149605	3.157899
ano2	4.414684	.5686738	7.76	0.000	3.297436	5.531931
ano3	1.212305	.7546053	1.61	0.109	-.2702329	2.694844
ano4	-4.286678	1.447458	-2.96	0.003	-7.130432	-1.442923
ano5	5.180068	.9122353	5.68	0.000	3.387841	6.972295
ano6	8.956149	1.261224	7.10	0.000	6.478281	11.43402
urbano	-2.130041	2.903697	-0.73	0.464	-7.834801	3.574719
lab_inform-a	-1.911149	2.254829	-0.85	0.397	-6.341109	2.518811
lab_ciencias	6.228505	1.615129	3.86	0.000	3.055336	9.401674
biblioteca	-.5699817	1.830952	-0.31	0.756	-4.167169	3.027205
pc_alunos	-.0621651	.046583	-1.33	0.183	-.1536845	.0293544
internet	.7992555	1.679543	0.48	0.634	-2.500465	4.098976
doc_ens_sup	4.481615	5.954819	0.75	0.452	-7.217544	16.18077
doc_especial	1.92367	2.07262	0.93	0.354	-2.148312	5.995652
t_med_alun	.0442401	.0780599	0.57	0.571	-.1091206	.1976008
alun_fem	-7.085276	8.997654	-0.79	0.431	-24.76255	10.592
alun_branco	11.29847	5.937208	1.90	0.058	-.3660879	22.96303
_cons	240.7139	8.862679	27.16	0.000	223.3018	258.126

sigma_u	15.364938
sigma_e	11.85198
rho	.62695752 (fraction of variance due to u_i)

Nota média no IDEPE

```
. xtreg idepe3anoem treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =    3024
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =     504

R-sq:  within = 0.4753                Obs per group:  min =      6
      between = 0.3133                  avg   =     6.0
      overall  = 0.3553                  max   =      6

corr(u_i, Xb) = 0.1324                F(18,503)       =    67.89
                                      Prob > F         =    0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 504 clusters in pk_cod_entidade)

idepe3anoem	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.2726614	.0411876	6.62	0.000	.1917405	.3535822
educ_int	.2529077	.0405117	6.24	0.000	.1733147	.3325008
ano2	.323848	.0209858	15.43	0.000	.2826173	.3650786
ano3	.3690889	.025987	14.20	0.000	.3180325	.4201452
ano4	.246227	.0430328	5.72	0.000	.1616809	.3307731
ano5	.5734148	.0307092	18.67	0.000	.5130807	.6337488
ano6	.7380404	.0396954	18.59	0.000	.6600511	.8160296
urbano	-.1897635	.1408213	-1.35	0.178	-.4664338	.0869068
lab_inform~a	-.0417914	.0772151	-0.54	0.589	-.1934953	.1099125
lab_ciencias	.1552965	.0479557	3.24	0.001	.0610782	.2495147
biblioteca	-.0424799	.0570075	-0.75	0.457	-.154482	.0695222
pc_alunos	.0002396	.0016705	0.14	0.886	-.0030423	.0035216
internet	-.0949616	.0545918	-1.74	0.083	-.2022177	.0122945
doc_ens_sup	.2279293	.2088495	1.09	0.276	-.1823956	.6382542
doc_especial	.0000367	.0686317	0.00	1.000	-.1348034	.1348768
t_med_alun	-.0053694	.0023438	-2.29	0.022	-.0099742	-.0007646
alun_fem	.7279345	.3037602	2.40	0.017	.1311395	1.32473
alun_branco	.2559779	.1925155	1.33	0.184	-.1222556	.6342114
_cons	2.312632	.3123844	7.40	0.000	1.698893	2.92637
sigma_u	.47436084					
sigma_e	.37907978					
rho	.61026904	(fraction of variance due to u_i)				

B.2. Regressão considerando *leads* e *lags*

Variável	Descrição
treat_l3	interação entre o ano 2008 e o monitoramento pelo PPE (Grupo de tratamento em 2008).
treat_l2	interação entre o ano 2008 e o monitoramento pelo PPE (Grupo de tratamento em 2009).
treat_l1	interação entre o ano 2008 e o monitoramento pelo PPE (Grupo de tratamento em 2010).
treat_0	interação entre o ano 2008 e o monitoramento pelo PPE (Grupo de tratamento em 2011).
treat_f1	interação entre o ano 2008 e o monitoramento pelo PPE (Grupo de tratamento em 2012).
treat_f2	interação entre o ano 2008 e o monitoramento pelo PPE (Grupo de tratamento em 2013).

Indicadores de fluxo escolar

```
. xtreg totalaprovaomdio treat_l3 treat_l2 treat_l1 treat_0 treat_f1 treat_f2 educ_int ano2-ano6
$xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)
note: treat_l3 omitted because of collinearity
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =    3408
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =     568

R-sq:  within = 0.3436                Obs per group:  min =      6
      between = 0.2252                  avg   =     6.0
      overall  = 0.2615                  max   =      6

corr(u_i, Xb) = 0.0995                F(22,567)       =    39.24
                                      Prob > F         =    0.0000
```


(Std. Err. adjusted for 568 clusters in pk_cod_entidade)

totalaprov~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_l3	(omitted)					
treat_l2	.0004047	.0083048	0.05	0.961	-.0159073	.0167167
treat_l1	-.002002	.0098316	-0.20	0.839	-.0213129	.0173089
treat_0	.0144785	.0105092	1.38	0.169	-.0061631	.0351202
treat_f1	.0167719	.0116203	1.44	0.149	-.0060521	.0395959
treat_f2	-.0085933	.0115242	-0.75	0.456	-.0312287	.0140421
educ_int	.0711986	.0079127	9.00	0.000	.0556567	.0867404
ano2	.0385508	.0056423	6.83	0.000	.0274684	.0496332
ano3	.0660242	.0064934	10.17	0.000	.0532701	.0787784
ano4	.0566399	.0063672	8.90	0.000	.0441338	.069146
ano5	.0850488	.0070201	12.12	0.000	.0712602	.0988374
ano6	.1062306	.0078232	13.58	0.000	.0908646	.1215967
urbano	-.0266569	.0349634	-0.76	0.446	-.0953305	.0420166
lab_inform~a	-.0017751	.0119408	-0.15	0.882	-.0252287	.0216785
lab_ciencias	.0102452	.0069531	1.47	0.141	-.0034118	.0239022
biblioteca	-.0013014	.0106331	-0.12	0.903	-.0221864	.0195836
pc_alunos	.0003795	.0002894	1.31	0.190	-.000189	.0009479
internet	-.0242951	.0102915	-2.36	0.019	-.0445092	-.004081
doc_ens_sup	.0256501	.027948	0.92	0.359	-.0292442	.0805444
doc_especial	-.0155137	.011332	-1.37	0.172	-.0377715	.006744
t_med_alun	-.0027337	.000509	-5.37	0.000	-.0037335	-.0017338
alun_fem	.1550694	.0537942	2.88	0.004	.0494091	.2607297
alun_branco	.0131485	.0321972	0.41	0.683	-.0500919	.0763889
_cons	.7326397	.0521594	14.05	0.000	.6301904	.8350889
sigma_u	.08937519					
sigma_e	.07314671					
rho	.59886832	(fraction of variance due to u_i)				

. xtreg totalabandonomdio treat_l3 treat_l2 treat_l1 treat_0 treat_f1 treat_f2 educ_int ano2-ano6
\$xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)
note: treat_l3 omitted because of collinearity

Fixed-effects (within) regression
Group variable: pk_cod_ent~e
Number of obs = 3408
Number of groups = 568
R-sq: within = 0.3990
between = 0.1666
overall = 0.2909
Obs per group: min = 6
avg = 6.0
max = 6
F(22,567) = 55.02
Prob > F = 0.0000
corr(u_i, Xb) = 0.0529

(Std. Err. adjusted for 568 clusters in pk_cod_entidade)

totalaband~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_l3	(omitted)					
treat_l2	.0023009	.0084652	0.27	0.786	-.014326	.0189279
treat_l1	.0091669	.0091976	1.00	0.319	-.0088987	.0272325
treat_0	-.0048965	.0096535	-0.51	0.612	-.0238575	.0140644
treat_f1	.0008674	.0101449	0.09	0.932	-.0190587	.0207936
treat_f2	.0187778	.010029	1.87	0.062	-.0009208	.0384763
educ_int	-.0475998	.00681	-6.99	0.000	-.0609758	-.0342239
ano2	-.0454857	.0058481	-7.78	0.000	-.0569723	-.0339991
ano3	-.0752308	.006738	-11.17	0.000	-.0884653	-.0619963
ano4	-.0802044	.0062894	-12.75	0.000	-.0925578	-.067851
ano5	-.108842	.0063453	-17.15	0.000	-.1213052	-.0963789
ano6	-.1401544	.0069724	-20.10	0.000	-.1538492	-.1264595
urbano	.0210756	.0292829	0.72	0.472	-.0364407	.0785918
lab_inform~a	.0033076	.010086	0.33	0.743	-.0165029	.023118
lab_ciencias	-.0067159	.0059128	-1.14	0.257	-.0183295	.0048977
biblioteca	-.0042681	.008758	-0.49	0.626	-.0214703	.012934
pc_alunos	-3.86e-06	.0002658	-0.01	0.988	-.000526	.0005183
internet	.019902	.0086302	2.31	0.021	.0029511	.036853

doc_ens_sup	-.0321483	.0279921	-1.15	0.251	-.0871291	.0228326
doc_especial	.0070457	.0100178	0.70	0.482	-.0126309	.0267222
t_med_alun	.0019926	.0004542	4.39	0.000	.0011004	.0028849
alun_fem	-.0555249	.0499327	-1.11	0.267	-.1536005	.0425507
alun_branco	.0158674	.0265692	0.60	0.551	-.0363187	.0680534
_cons	.1600612	.0487683	3.28	0.001	.0642725	.2558499

sigma_u	.0638262					
sigma_e	.06745691					
rho	.47236557	(fraction of variance due to u_i)				

Notas médias no SAEPE

```
. xtreg saepe_port treat_l3 treat_l2 treat_l1 treat_0 treat_f1 treat_f2 educ_int ano2-ano6 $xlist, ro
fe i(pk_cod_entidade)
```

note: treat_l3 omitted because of collinearity

```
Fixed-effects (within) regression                Number of obs   =       3048
Group variable: pk_cod_ent~e                    Number of groups =        508
```

```
R-sq:  within = 0.3325                          Obs per group: min =         6
        between = 0.1003                          avg           =        6.0
        overall = 0.1990                          max           =         6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.0387                          F(22,507)       =       35.41
                                                Prob > F        =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 508 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_port	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_l3	(omitted)					
treat_l2	-2.068054	1.228852	-1.68	0.093	-4.482323	.3462148
treat_l1	.820834	1.572008	0.52	0.602	-2.267619	3.909287
treat_0	6.109687	1.746694	3.50	0.001	2.678038	9.541337
treat_f1	9.835297	1.731921	5.68	0.000	6.432672	13.23792
treat_f2	10.0551	1.92435	5.23	0.000	6.27442	13.83578
educ_int	-.5178229	1.15098	-0.45	0.653	-2.779101	1.743455
ano2	8.81418	.8272346	10.65	0.000	7.18895	10.43941
ano3	4.667053	.8879594	5.26	0.000	2.92252	6.411586
ano4	9.714187	.9206996	10.55	0.000	7.90533	11.52304
ano5	9.663824	.9633316	10.03	0.000	7.771211	11.55644
ano6	16.4063	1.217198	13.48	0.000	14.01493	18.79767
urbano	-3.231155	3.313823	-0.98	0.330	-9.74167	3.27936
lab_inform~a	-2.500536	2.419536	-1.03	0.302	-7.254086	2.253014
lab_ciencias	3.641129	1.414135	2.57	0.010	.862842	6.419415
biblioteca	-.9103556	1.830033	-0.50	0.619	-4.505738	2.685027
pc_alunos	-.0324631	.0469476	-0.69	0.490	-.1246988	.0597727
internet	-.681689	1.510229	-0.45	0.652	-3.648766	2.285388
doc_ens_sup	6.889214	5.465149	1.26	0.208	-3.847913	17.62634
doc_especial	.4750659	1.818966	0.26	0.794	-3.098573	4.048705
t_med_alun	.0020533	.0683416	0.03	0.976	-.1322142	.1363209
alun_fem	20.72116	8.763376	2.36	0.018	3.504156	37.93816
alun_branco	2.79786	5.676645	0.49	0.622	-8.354783	13.9505
_cons	219.888	9.033465	24.34	0.000	202.1403	237.6356
sigma_u	13.293725					
sigma_e	11.148754					
rho	.58708523	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg saepe_mat treat_l3 treat_l2 treat_l1 treat_0 treat_f1 treat_f2 educ_int ano2-ano6 $xlist, ro fe
i(pk_cod_entidade)
note: treat_l3 omitted because of collinearity
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =   3048
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =    508

R-sq:  within = 0.2324                Obs per group:  min =     6
      between = 0.1090                  avg =    6.0
      overall  = 0.1513                  max =     6

corr(u_i, Xb) = 0.0423                F(22,507)       =   17.78
                                      Prob > F         =   0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 508 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_mat	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_l3	(omitted)					
treat_l2	-1.056001	1.05158	-1.00	0.316	-3.121993	1.009991
treat_l1	1.097389	1.498843	0.73	0.464	-1.847319	4.042096
treat_0	8.417113	1.883334	4.47	0.000	4.717013	12.11721
treat_f1	12.51516	1.812948	6.90	0.000	8.953339	16.07697
treat_f2	12.71795	2.079296	6.12	0.000	8.632854	16.80305
educ_int	- .5344117	1.204488	-0.44	0.657	-2.900814	1.83199
ano2	4.973192	.7354271	6.76	0.000	3.528332	6.418052
ano3	1.026294	.8086093	1.27	0.205	-.5623434	2.614932
ano4	2.647867	.8568728	3.09	0.002	.9644088	4.331326
ano5	4.628417	.9212068	5.02	0.000	2.818564	6.438269
ano6	8.42142	1.332363	6.32	0.000	5.803788	11.03905
urbano	-1.611558	2.883832	-0.56	0.577	-7.277291	4.054175
lab_inform~a	-1.979103	2.359824	-0.84	0.402	-6.615341	2.657135
lab_ciencias	5.972775	1.572932	3.80	0.000	2.882508	9.063043
biblioteca	- .8216093	1.854974	-0.44	0.658	-4.465991	2.822772
pc_alunos	-.0636639	.0469464	-1.36	0.176	-.1558974	.0285696
internet	.7871634	1.712679	0.46	0.646	-2.577658	4.151985
doc_ens_sup	3.563598	5.904192	0.60	0.546	-8.036097	15.16329
doc_especial	1.859309	2.044835	0.91	0.364	-2.158085	5.876703
t_med_alun	.0478719	.0766994	0.62	0.533	-.1028159	.1985596
alun_fem	-7.228059	9.002683	-0.80	0.422	-24.91522	10.4591
alun_branco	11.41771	5.889553	1.94	0.053	-.1532245	22.98864
_cons	241.5953	8.82683	27.37	0.000	224.2536	258.937
sigma_u	15.44332					
sigma_e	11.752918					
rho	.63324191	(fraction of variance due to u_i)				

Nota média no IDEPE

```
. xtreg idepe3anoem treat_l3 treat_l2 treat_l1 treat_0 treat_f1 treat_f2 educ_int ano2-ano6 $xlist, ro
fe i(pk_cod_entidade)
note: treat_l3 omitted because of collinearity
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =   3024
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =    504

R-sq:  within = 0.4836                Obs per group:  min =     6
      between = 0.2989                  avg =    6.0
      overall  = 0.3566                  max =     6

corr(u_i, Xb) = 0.1213                F(22,503)       =   60.26
                                      Prob > F         =   0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 504 clusters in pk_cod_entidade)

idepe3anoem	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_l3	(omitted)					
treat_l2	-.036257	.0416461	-0.87	0.384	-.1180787	.0455647

B.3. Regressão com variáveis de interação entre o período analisado e a GRE (tempo_gre)

Indicadores de fluxo escolar

(Std. Err. adjusted for 568 clusters in pk cod entidade)

99

tempo_gre11	-.0063589	.0046427	-1.37	0.171	-.0154778	.0027601
tempo_gre12	-.0031584	.00442	-0.71	0.475	-.0118401	.0055232
tempo_gre13	-.0015039	.006215	-0.24	0.809	-.0137112	.0107034
tempo_gre14	-.0045411	.0055275	-0.82	0.412	-.015398	.0063158
tempo_gre15	-.00118	.0049978	-0.24	0.813	-.0109964	.0086365
tempo_gre16	.0051016	.0067557	0.76	0.450	-.0081676	.0183708
tempo_gre17	-.0050606	.0049637	-1.02	0.308	-.0148102	.0046889
urbano	-.0183688	.0348194	-0.53	0.598	-.0867595	.050022
lab_inform-a	-.0024159	.0118972	-0.20	0.839	-.0257839	.020952
lab_ciencias	.0113539	.0067773	1.68	0.094	-.0019579	.0246656
biblioteca	.0019681	.0103614	0.19	0.849	-.0183832	.0223195
pc_alunos	.0003732	.0002898	1.29	0.198	-.0001961	.0009424
internet	-.0211394	.0103325	-2.05	0.041	-.0414341	-.0008446
doc_ens_sup	.0436421	.0278268	1.57	0.117	-.0110141	.0982984
doc_especial	-.0182102	.0111707	-1.63	0.104	-.0401511	.0037307
t_med_alun	-.0028318	.0005143	-5.51	0.000	-.0038419	-.0018217
alun_fem	.1593044	.0549552	2.90	0.004	.0513638	.267245
alun_branco	.0070893	.0319556	0.22	0.825	-.0556764	.0698551
_cons	.7079881	.0528001	13.41	0.000	.6042804	.8116958

sigma_u	.09438147					
sigma_e	.07287701					
rho	.62647948	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg totalabandonomdio treat_post educ_int ano2-ano6 tempo_gre2-tempo_gre17 $xlist, ro fe
i(pk_cod_entidade)
```

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	3408
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	568

R-sq: within	=	0.4081	Obs per group: min	=	6
between	=	0.0073	avg	=	6.0
overall	=	0.2120	max	=	6

corr(u_i, Xb)	=	-0.1036	F(34,567)	=	42.88
			Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 568 clusters in pk_cod_entidade)

totalaband~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.0072031	.0058424	1.23	0.218	-.0042723	.0186784
educ_int	-.0465309	.006317	-7.37	0.000	-.0589385	-.0341232
ano2	-.0462132	.0055767	-8.29	0.000	-.0571668	-.0352597
ano3	-.0748281	.0085915	-8.71	0.000	-.0917032	-.057953
ano4	-.0940998	.0121136	-7.77	0.000	-.1178929	-.0703067
ano5	-.117442	.014565	-8.06	0.000	-.14605	-.088834
ano6	-.1427736	.0178848	-7.98	0.000	-.1779021	-.1076451
tempo_gre2	-.0035873	.0047622	-0.75	0.452	-.0129411	.0057665
tempo_gre3	.0062682	.0054389	1.15	0.250	-.0044145	.016951
tempo_gre4	.0073833	.0047738	1.55	0.123	-.0019932	.0167598
tempo_gre5	.0019746	.004643	0.43	0.671	-.0071449	.0110942
tempo_gre6	.0047921	.0052604	0.91	0.363	-.0055401	.0151244
tempo_gre7	.0003811	.0046113	0.08	0.934	-.0086763	.0094385
tempo_gre8	.0017103	.0043866	0.39	0.697	-.0069058	.0103263
tempo_gre9	-.0012295	.0053199	-0.23	0.817	-.0116786	.0092196
tempo_gre10	-.0089182	.0043783	-2.04	0.042	-.0175179	-.0003185
tempo_gre11	.0125707	.0044947	2.80	0.005	.0037424	.0213991
tempo_gre12	.0076316	.0041554	1.84	0.067	-.0005303	.0157935
tempo_gre13	.0020932	.0062654	0.33	0.738	-.0102131	.0143995
tempo_gre14	.0038868	.0048904	0.79	0.427	-.0057187	.0134924
tempo_gre15	.0032911	.0046735	0.70	0.482	-.0058884	.0124706
tempo_gre16	-.0021592	.0058494	-0.37	0.712	-.0136484	.00933
tempo_gre17	.0094477	.0048198	1.96	0.050	-.0000191	.0189145
urbano	.0209536	.0299017	0.70	0.484	-.037778	.0796853
lab_inform-a	.0059017	.0103846	0.57	0.570	-.0144954	.0262987
lab_ciencias	-.009736	.0056515	-1.72	0.085	-.0208363	.0013644
biblioteca	-.0065292	.008224	-0.79	0.428	-.0226825	.0096241
pc_alunos	-.0000602	.0002612	-0.23	0.818	-.0005733	.0004528
internet	.0171384	.0087072	1.97	0.050	.000036	.0342408

doc_ens_sup	-.0457093	.027553	-1.66	0.098	-.0998276	.0084091
doc_especial	.0076726	.0098942	0.78	0.438	-.0117612	.0271065
t_med_alun	.0019626	.0004549	4.31	0.000	.0010691	.0028561
alun_fem	-.0441498	.0499008	-0.88	0.377	-.1421628	.0538631
alun_branco	.0114994	.0271809	0.42	0.672	-.0418882	.0648871
_cons	.1693462	.0494446	3.42	0.001	.0722292	.2664632

sigma_u	.07102875					
sigma_e	.0670885					
rho	.52850512	(fraction of variance due to u_i)				

Notas médias no SAEPE

```
. xtreg saepe_port treat_post educ_int ano2-ano6 tempo_gre2-tempo_gre17 $xlist, ro fe
i(pk_cod_entidade)
```

Fixed-effects (within) regression
Group variable: pk_cod_ent~e

Number of obs = 3048
Number of groups = 508

R-sq: within = 0.3365
between = 0.0569
overall = 0.1795

Obs per group: min = 6
avg = 6.0
max = 6

corr(u_i, Xb) = -0.0244

F(34,507) = 26.61
Prob > F = 0.0000

(Std. Err. adjusted for 508 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_port	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	8.830592	1.123131	7.86	0.000	6.624028	11.03716
educ_int	.6271627	1.085304	0.58	0.564	-1.505083	2.759409
ano2	7.372622	.9028838	8.17	0.000	5.598768	9.146477
ano3	3.785932	1.487587	2.55	0.011	.8633378	6.708526
ano4	1.691337	2.188532	0.77	0.440	-2.608371	5.991044
ano5	7.719428	2.614518	2.95	0.003	2.582806	12.85605
ano6	13.89393	3.273252	4.24	0.000	7.463118	20.32473
tempo_gre2	1.04228	.768521	1.36	0.176	-.4675974	2.552158
tempo_gre3	.1832163	1.127823	0.16	0.871	-2.032565	2.398998
tempo_gre4	1.619931	.962457	1.68	0.093	-.2709637	3.510826
tempo_gre5	.045299	.8196218	0.06	0.956	-1.564974	1.655572
tempo_gre6	1.487028	1.024067	1.45	0.147	-.5249097	3.498967
tempo_gre7	.5429505	.8191515	0.66	0.508	-1.066399	2.1523
tempo_gre8	-.6637303	.7923722	-0.84	0.403	-2.220468	.893007
tempo_gre9	.0870632	.9437703	0.09	0.927	-1.767119	1.941245
tempo_gre10	-.1867178	.7982209	-0.23	0.815	-1.754946	1.38151
tempo_gre11	2.220654	1.151696	1.93	0.054	-.0420304	4.483339
tempo_gre12	.1171848	.8214787	0.14	0.887	-1.496737	1.731106
tempo_gre13	1.97582	1.078789	1.83	0.068	-.1436272	4.095267
tempo_gre14	.4574155	.9846174	0.46	0.642	-1.477017	2.391848
tempo_gre15	1.682921	.8558627	1.97	0.050	.0014465	3.364395
tempo_gre16	1.946652	1.079512	1.80	0.072	-.1742162	4.067519
tempo_gre17	-.0720699	1.183896	-0.06	0.951	-2.398017	2.253877
urbano	-.6099514	3.28589	-0.19	0.853	-7.065588	5.845685
lab_inform~a	-2.791586	2.304944	-1.21	0.226	-7.320004	1.736832
lab_ciencias	3.682893	1.406656	2.62	0.009	.9193005	6.446486
biblioteca	-.3179263	1.746841	-0.18	0.856	-3.749865	3.114012
pc_alunos	-.056667	.047693	-1.19	0.235	-.1503672	.0370332
internet	-1.072198	1.47805	-0.73	0.469	-3.976055	1.83166
doc_ens_sup	7.837268	5.703689	1.37	0.170	-3.368508	19.04304
doc_especial	-.0580488	1.790997	-0.03	0.974	-3.576738	3.46064
t_med_alun	-.0039465	.0677161	-0.06	0.954	-.1369851	.1290922
alun_fem	22.19275	9.175013	2.42	0.016	4.167027	40.21848
alun_branco	1.64315	5.798355	0.28	0.777	-9.748612	13.03491
_cons	215.9942	9.225846	23.41	0.000	197.8686	234.1198
sigma_u	13.565091					
sigma_e	11.141236					
rho	.59717137	(fraction of variance due to u i)				

```
. xtreg saepe_mat treat_post educ_int ano2-ano6 tempo_gre2-tempo_gre17 $xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs      =      3048
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups   =      508

R-sq:  within = 0.2444                  Obs per group: min =        6
      between = 0.1191                  avg =      6.0
      overall  = 0.1639                  max =        6

                                         F(34,507)          =      13.35
corr(u_i, Xb) = 0.0114                  Prob > F           =      0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 508 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_mat	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	10.45565	1.301437	8.03	0.000	7.898778	13.01253
educ_int	.6583004	1.106991	0.59	0.552	-1.516554	2.833155
ano2	4.125711	.8455797	4.88	0.000	2.464439	5.786982
ano3	.5803636	1.46429	0.40	0.692	-2.296459	3.457186
ano4	-5.531026	2.249131	-2.46	0.014	-9.949792	-1.112261
ano5	3.857322	2.614753	1.48	0.141	-1.279762	8.994406
ano6	7.388261	3.309576	2.23	0.026	.8860884	13.89043
tempo_gre2	1.060309	.8302548	1.28	0.202	-.570854	2.691473
tempo_gre3	-.0715945	1.11423	-0.06	0.949	-2.26067	2.117481
tempo_gre4	1.280654	1.068373	1.20	0.231	-.8183301	3.379638
tempo_gre5	-.7109976	.8578293	-0.83	0.408	-2.396335	.9743401
tempo_gre6	1.819992	1.059752	1.72	0.087	-.2620543	3.902038
tempo_gre7	-.3677982	.862982	-0.43	0.670	-2.063259	1.327663
tempo_gre8	-1.496416	.8064914	-1.86	0.064	-3.080892	.0880606
tempo_gre9	-.0338799	.9327772	-0.04	0.971	-1.866464	1.798705
tempo_gre10	-.5925888	.7581072	-0.78	0.435	-2.082007	.8968295
tempo_gre11	1.993472	1.097723	1.82	0.070	-.1631737	4.150118
tempo_gre12	1.031924	.964371	1.07	0.285	-.8627316	2.926579
tempo_gre13	3.239171	1.394268	2.32	0.021	.4999164	5.978425
tempo_gre14	1.254901	1.147852	1.09	0.275	-1.00023	3.510033
tempo_gre15	1.233902	.8688863	1.42	0.156	-.4731587	2.940963
tempo_gre16	1.966349	1.330494	1.48	0.140	-.647611	4.58031
tempo_gre17	.6496342	1.378265	0.47	0.638	-2.05818	3.357449
urbano	2.783066	2.978018	0.93	0.350	-3.067708	8.633841
lab_inform~a	-1.794895	2.241925	-0.80	0.424	-6.199501	2.609712
lab_ciencias	5.477714	1.579395	3.47	0.001	2.374749	8.580678
biblioteca	.0785966	1.802332	0.04	0.965	-3.462362	3.619555
pc_alunos	-.0993291	.0487614	-2.04	0.042	-.1951283	-.0035299
internet	.393341	1.632504	0.24	0.810	-2.813965	3.600647
doc_ens_sup	4.439175	6.117201	0.73	0.468	-7.579008	16.45736
doc_especial	1.870678	1.996959	0.94	0.349	-2.052656	5.794012
t_med_alun	.0316498	.0746311	0.42	0.672	-.1149745	.178274
alun_fem	-3.760543	8.643823	-0.44	0.664	-20.74267	13.22158
alun_branco	8.044745	6.171436	1.30	0.193	-4.079992	20.16948
_cons	234.9287	8.857776	26.52	0.000	217.5262	252.3311
sigma_u	15.318298					
sigma_e	11.688863					
rho	.63200388	(fraction of variance due to u_i)				

Nota média no IDEPE

```
. xtreg idepe3anoem treat_post educ_int ano2-ano6 tempo_gre2-tempo_gre17 $xlist, ro fe i(pk_cod_entidade)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs      =      3024
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups   =      504

R-sq:  within = 0.4857                  Obs per group: min =        6
      between = 0.3057                  avg =      6.0
      overall  = 0.3649                  max =        6

                                         F(34,503)          =      41.18
corr(u_i, Xb) = 0.1193                  Prob > F           =      0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 504 clusters in pk_cod_entidade)

idepe3anoem	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.2850407	.0410022	6.95	0.000	.204484	.3655973
educ_int	.2410816	.0416018	5.79	0.000	.1593468	.3228163
ano2	.3254662	.0301588	10.79	0.000	.2662135	.3847188
ano3	.3730092	.0513676	7.26	0.000	.2720878	.4739306
ano4	.2424116	.0769385	3.15	0.002	.0912511	.3935721
ano5	.5784724	.091371	6.33	0.000	.3989566	.7579881
ano6	.7437733	.113559	6.55	0.000	.520665	.9668816
tempo_gre2	.0361435	.0292211	1.24	0.217	-.0212669	.0935538
tempo_gre3	-.0647088	.0368453	-1.76	0.080	-.1370985	.0076808
tempo_gre4	-.0089177	.0357587	-0.25	0.803	-.0791726	.0613371
tempo_gre5	-.0185252	.0304219	-0.61	0.543	-.0782948	.0412444
tempo_gre6	-.0207686	.0369436	-0.56	0.574	-.0933515	.0518142
tempo_gre7	-.0122865	.0296563	-0.41	0.679	-.0705519	.045979
tempo_gre8	-.0536682	.0289352	-1.85	0.064	-.1105169	.0031805
tempo_gre9	.0067611	.0322774	0.21	0.834	-.0566541	.0701763
tempo_gre10	.0132558	.0278675	0.48	0.635	-.0414953	.0680069
tempo_gre11	.0332983	.0335195	0.99	0.321	-.0325571	.0991538
tempo_gre12	-.0013064	.0294468	-0.04	0.965	-.0591602	.0565474
tempo_gre13	.0435976	.0365303	1.19	0.233	-.0281731	.1153683
tempo_gre14	.0054979	.0379349	0.14	0.885	-.0690324	.0800282
tempo_gre15	.0149605	.0300769	0.50	0.619	-.0441314	.0740524
tempo_gre16	.0674262	.0419534	1.61	0.109	-.0149992	.1498516
tempo_gre17	-.0201713	.0397958	-0.51	0.612	-.0983577	.0580151
urbano	-.0549983	.1382939	-0.40	0.691	-.326703	.2167065
lab_inform-a	-.0450962	.0780884	-0.58	0.564	-.1985159	.1083235
lab_ciencias	.1456132	.0473023	3.08	0.002	.0526787	.2385477
biblioteca	-.0164499	.0549655	-0.30	0.765	-.1244402	.0915405
pc_alunos	-.0008704	.0017353	-0.50	0.616	-.0042798	.002539
internet	-.0836617	.0545651	-1.53	0.126	-.1908653	.0235419
doc_ens_sup	.3117268	.211101	1.48	0.140	-.1030216	.7264752
doc_especial	-.0245154	.0667176	-0.37	0.713	-.1555948	.1065641
t_med_alun	-.0058045	.0023256	-2.50	0.013	-.0103735	-.0012354
alun_fem	.7909438	.3108699	2.54	0.011	.1801805	1.401707
alun_branco	.1935658	.1982604	0.98	0.329	-.1959547	.5830863
_cons	2.091651	.3134495	6.67	0.000	1.475819	2.707482
sigma_u	.47065921					
sigma_e	.37648676					
rho	.60980743	(fraction of variance due to u_i)				

APÊNDICE C – Resultados completos das regressões do Cenário 2

C.1. Nearest Neighbour sem reposição

Variável	Descrição
psm_nr	grupo com as unidades de observação utilizadas no pareamento <i>Nearest Neighbour</i> sem reposição.
psm_cr	grupo com as unidades de observação utilizadas no pareamento <i>Nearest Neighbour</i> com reposição.
peso_cr	peso atribuído às unidades de observação no pareamento <i>Nearest Neighbour</i> com reposição.
psm_r	grupo com as unidades de observação utilizadas no pareamento <i>Radius Macthning</i> .
peso_r	peso atribuído às unidades de observação no pareamento <i>Radius Macthning</i> .
psm_k	grupo com as unidades de observação utilizadas no pareamento <i>Kernel Macthning</i> .
peso_k	peso atribuído às unidades de observação no pareamento <i>Kernel Macthning</i> .

Indicadores de fluxo escolar

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, logit noreplacement common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 3 obs not used
```

```
Logistic regression                                Number of obs   =       565
                                                    LR chi2(10)     =       73.85
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -345.98236                        Pseudo R2      =       0.0964
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
urbano	-.0554695	.3966916	-0.14	0.889	-.8329708 .7220318
lab_ciencias	.9130272	.1945488	4.69	0.000	.5317185 1.294336
biblioteca	.2301866	.4155357	0.55	0.580	-.5842484 1.044622
pc_alunos	.0446224	.0171735	2.60	0.009	.0109629 .0782818
internet	-.4433542	.6314166	-0.70	0.483	-1.680908 .7941996
doc_ens_sup	-.0600688	1.15474	-0.05	0.959	-2.323318 2.203181
doc_especial	1.208991	.5273817	2.29	0.022	.1753419 2.24264
t_med_alun	.0316885	.017345	1.83	0.068	-.0023071 .0656841
alun_fem	3.687289	1.805589	2.04	0.041	.1483994 7.226178
alun_branco	3.052236	1.289193	2.37	0.018	.525465 5.579007
_cons	-5.007011	1.794454	-2.79	0.005	-8.524076 -1.489946

```
. xtreg totalaprovaomdio treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_nr==1, ro fe i(pk_cod_entidade)
```

```
Fixed-effects (within) regression                Number of obs   =       2748
Group variable: pk_cod_ent~e                    Number of groups =        458
```

```
R-sq:  within = 0.3653                          Obs per group: min =        6
          between = 0.2300                        avg =           6.0
          overall = 0.2772                        max =           6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.0870                          F(18,457)       =       41.13
                                                    Prob > F        =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 458 clusters in pk_cod_entidade)

totalaprov~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
treat_post	.0020589	.0076528	0.27	0.788	-.0129802 .017098
educ_int	.0746719	.0076929	9.71	0.000	.0595541 .0897897
ano2	.0395527	.004738	8.35	0.000	.0302417 .0488636
ano3	.0630936	.0054793	11.51	0.000	.0523258 .0738614
ano4	.0597121	.0087958	6.79	0.000	.0424268 .0769974
ano5	.0904268	.0075998	11.90	0.000	.0754919 .1053617
ano6	.0973242	.0086302	11.28	0.000	.0803644 .114284
urbano	-.0690864	.0521388	-1.33	0.186	-.1715479 .033375
lab_inform~a	-.0095454	.0140038	-0.68	0.496	-.0370653 .0179746

educ_int	1.005878	1.160093	0.87	0.386	-1.274513	3.286269
ano2	4.113985	.6226591	6.61	0.000	2.890026	5.337944
ano3	.8045447	.8623334	0.93	0.351	-.8905412	2.499631
ano4	-4.480779	1.55573	-2.88	0.004	-7.538873	-1.422685
ano5	4.950722	1.067037	4.64	0.000	2.853252	7.048192
ano6	8.584351	1.444246	5.94	0.000	5.745402	11.4233
urbano	-1.66863	3.704593	-0.45	0.653	-8.950735	5.613476
lab_inform~a	-2.377062	2.454302	-0.97	0.333	-7.201476	2.447351
lab_ciencias	6.316898	1.724553	3.66	0.000	2.92695	9.706846
biblioteca	-.8831402	2.274951	-0.39	0.698	-5.355004	3.588724
pc_alunos	-.0479007	.0526849	-0.91	0.364	-.1514632	.0556617
internet	.9509978	1.869751	0.51	0.611	-2.724366	4.626362
doc_ens_sup	3.54272	7.246009	0.49	0.625	-10.70074	17.78618
doc_especial	3.790782	2.316731	1.64	0.103	-.7632092	8.344773
t_med_alun	.0868552	.0932782	0.93	0.352	-.0965014	.2702118
alun_fem	-12.07578	10.18069	-1.19	0.236	-32.08792	7.936358
alun_branco	11.95781	6.046921	1.98	0.049	.0713942	23.84422
_cons	242.4018	10.56341	22.95	0.000	221.6373	263.1662

sigma_u	15.860191					
sigma_e	12.031051					
rho	.63474853	(fraction of variance due to u i)				

Nota média no IDEPE

. psmatch2 treat \$xlist if ano_censo==2010, logit noreplacement common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
lab_informatica dropped and 2 obs not used

Logistic regression	Number of obs	=	502
	LR chi2(10)	=	56.74
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -312.52689	Pseudo R2	=	0.0832

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.1542407	.4246523	-0.36	0.716	-.9865439	.6780624
lab_ciencias	.866611	.2045654	4.24	0.000	.4656702	1.267552
biblioteca	.1517133	.4686336	0.32	0.746	-.7667917	1.070218
pc_alunos	.0504662	.0187926	2.69	0.007	.0136333	.087299
internet	-.2126735	.6724856	-0.32	0.752	-1.530721	1.105374
doc_ens_sup	.0869249	1.197684	0.07	0.942	-2.260493	2.434343
doc_especial	1.117924	.5538017	2.02	0.044	.0324929	2.203356
t_med_alun	.0177478	.0182024	0.98	0.330	-.0179282	.0534238
alun_fem	3.66095	1.932878	1.89	0.058	-.1274207	7.449321
alun_branco	2.405662	1.328008	1.81	0.070	-.1971853	5.00851
cons	-4.671315	1.888387	-2.47	0.013	-8.372485	-.970145

. xtreg idepe3anoem treat_post educ_int ano2-ano6 \$xlist if psm_nr==1, ro fe i(pk_cod_entidade)

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	2484
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	414

R-sq: within = 0.4846	Obs per group: min =	6
between = 0.3226	avg =	6.0
overall = 0.3616	max =	6

	F(18,413)	=	57.60
corr(u_i, Xb) = 0.1369	Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 414 clusters in pk_cod_entidade)

idepe3anoem	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.2799836	.043279	6.47	0.000	.194909	.3650583
educ_int	.2581334	.0427212	6.04	0.000	.1741553	.3421115
ano2	.3144351	.0236087	13.32	0.000	.2680269	.3608433
ano3	.3522945	.0292238	12.06	0.000	.2948485	.4097405
ano4	.2428031	.0463801	5.24	0.000	.1516326	.3339736

ano5		.5711361	.0359419	15.89	0.000	.5004842	.6417879
ano6		.7182776	.0458885	15.65	0.000	.6280734	.8084819
urbano		-.2275875	.1587661	-1.43	0.152	-.5396778	.0845029
lab_inform~a		-.1153384	.0846385	-1.36	0.174	-.2817145	.0510376
lab_ciencias		.168233	.0495476	3.40	0.001	.070836	.26563
biblioteca		.0021775	.0647904	0.03	0.973	-.1251826	.1295377
pc_alunos		.0009458	.0019254	0.49	0.624	-.0028389	.0047306
internet		-.0943019	.0629278	-1.50	0.135	-.2180006	.0293967
doc_ens_sup		.2080814	.257806	0.81	0.420	-.2986941	.714857
doc_especial		.0474171	.0767165	0.62	0.537	-.1033864	.1982205
t_med_alun		-.0042168	.0027303	-1.54	0.123	-.0095839	.0011503
alun_fem		.6635941	.3384566	1.96	0.051	-.0017183	1.328907
alun_branco		.271642	.1966791	1.38	0.168	-.114975	.658259
_cons		2.356577	.3638759	6.48	0.000	1.641298	3.071857

sigma_u		.48556333					
sigma_e		.38512277					
rho		.61384299	(fraction of variance due to u_i)				

C.2. Nearest Neighbour com reposição

Indicadores de fluxo escolar

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
lab_informatica dropped and 3 obs not used
```

```
Logistic regression              Number of obs   =       565
                                LR chi2(10)         =       73.85
                                Prob > chi2          =       0.0000
                                Pseudo R2           =       0.0964
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.0554695	.3966916	-0.14	0.889	-.8329708	.7220318
lab_ciencias	.9130272	.1945488	4.69	0.000	.5317185	1.294336
biblioteca	.2301866	.4155357	0.55	0.580	-.5842484	1.044622
pc_alunos	.0446224	.0171735	2.60	0.009	.0109629	.0782818
internet	-.4433542	.6314166	-0.70	0.483	-1.680908	.7941996
doc_ens_sup	-.0600688	1.15474	-0.05	0.959	-2.323318	2.203181
doc_especial	1.208991	.5273817	2.29	0.022	.1753419	2.24264
t_med_alun	.0316885	.017345	1.83	0.068	-.0023071	.0656841
alun_fem	3.687289	1.805589	2.04	0.041	.1483994	7.226178
alun_branco	3.052236	1.289193	2.37	0.018	.525465	5.579007
_cons	-5.007011	1.794454	-2.79	0.005	-8.524076	-1.489946

```
. xtreg totalaprovaomdio treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_cr==1 [weight=peso_cr], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =       2190
Group variable: pk_cod_ent~e           Number of groups =       365

R-sq:  within = 0.3764                  Obs per group:  min =        6
      between = 0.2609                      avg =       6.0
      overall  = 0.3090                      max =        6

corr(u_i, Xb) = 0.0830                  F(18,364)       =       32.22
                                      Prob > F         =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 365 clusters in pk_cod_entidade)

	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totalaprov-o						
treat_post	.0074715	.0095008	0.79	0.432	-.0112118	.0261548
educ_int	.0753041	.0093396	8.06	0.000	.0569377	.0936705
ano2	.0391983	.0055965	7.00	0.000	.0281927	.0502038
ano3	.0633512	.0063583	9.96	0.000	.0508476	.0758549
ano4	.0499161	.0102128	4.89	0.000	.0298326	.0699995

ano5	.0784387	.0092572	8.47	0.000	.0602345	.096643
ano6	.0910599	.0094214	9.67	0.000	.0725326	.1095872
urbano	-.0789468	.0374963	-2.11	0.036	-.1526833	-.0052102
lab_inform~a	-.0154971	.0143753	-1.08	0.282	-.0437661	.0127719
lab_ciencias	.0156678	.0074246	2.11	0.036	.0010673	.0302683
biblioteca	.0109753	.0126488	0.87	0.386	-.0138986	.0358491
pc_alunos	.0007432	.0004668	1.59	0.112	-.0001747	.0016611
internet	-.0229178	.0119826	-1.91	0.057	-.0464816	.0006459
doc_ens_sup	.0723217	.0337221	2.14	0.033	.0060071	.1386363
doc_especial	-.019718	.0152432	-1.29	0.197	-.0496938	.0102578
t_med_alun	-.0025621	.000704	-3.64	0.000	-.0039464	-.0011777
alun_fem	.2555099	.0771892	3.31	0.001	.1037172	.4073026
alun_branco	.0127609	.0403834	0.32	0.752	-.0666531	.0921749
_cons	.6668041	.0665101	10.03	0.000	.5360118	.7975965

sigma_u	.0841997	
sigma_e	.07086711	
rho	.5853487	(fraction of variance due to u_i)

. xtreg totalabandonomdio treat_post educ_int ano2-ano6 \$xlist if psm_cr==1 [weight=peso_cr], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	2190
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	365
R-sq: within = 0.4209	Obs per group: min	=	6
between = 0.2301	avg	=	6.0
overall = 0.3383	max	=	6
	F(18,364)	=	44.99
corr(u_i, Xb) = 0.0678	Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 365 clusters in pk_cod_entidade)

totalaband~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	-.0030295	.0077312	-0.39	0.695	-.0182329	.012174
educ_int	-.0467291	.0071514	-6.53	0.000	-.0607923	-.0326659
ano2	-.0426786	.0056516	-7.55	0.000	-.0537924	-.0315648
ano3	-.0707511	.0071549	-9.89	0.000	-.0848213	-.0566809
ano4	-.0754148	.0099396	-7.59	0.000	-.094961	-.0558686
ano5	-.0980975	.0089361	-10.98	0.000	-.1156704	-.0805246
ano6	-.1215495	.0088152	-13.79	0.000	-.1388847	-.1042144
urbano	.0413332	.0282392	1.46	0.144	-.0141994	.0968657
lab_inform~a	.0212833	.013614	1.56	0.119	-.0054886	.0480553
lab_ciencias	-.0081919	.0068953	-1.19	0.236	-.0217515	.0053677
biblioteca	-.0162114	.0123237	-1.32	0.189	-.0404459	.0080232
pc_alunos	-.0005029	.0004039	-1.25	0.214	-.0012972	.0002914
internet	.0179765	.0119009	1.51	0.132	-.0054268	.0413797
doc_ens_sup	-.0714472	.0336448	-2.12	0.034	-.1376098	-.0052847
doc_especial	.0034297	.0117845	0.29	0.771	-.0197444	.0266039
t_med_alun	.0016951	.0006769	2.50	0.013	.0003641	.0030261
alun_fem	-.079595	.0771658	-1.03	0.303	-.2313419	.0721518
alun_branco	.0173276	.0386808	0.45	0.654	-.0587384	.0933935
_cons	.2016846	.0629393	3.20	0.001	.0779144	.3254549

sigma_u	.06017297	
sigma_e	.0636378	
rho	.47203701	(fraction of variance due to u_i)

Notas médias no SAEPE

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 2 obs not used
```

```
Logistic regression                               Number of obs   =       506
                                                    LR chi2(10)    =       59.76
                                                    Prob > chi2    =       0.0000
Log likelihood =   -313.846                      Pseudo R2      =       0.0869
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.2103061	.4157983	-0.51	0.613	-1.025256	.6046435
lab_ciencias	.8523948	.2036789	4.18	0.000	.4531914	1.251598
biblioteca	.1568789	.4690527	0.33	0.738	-.7624475	1.076205
pc_alunos	.0543571	.0180496	3.01	0.003	.0189805	.0897337
internet	-.2186657	.6718888	-0.33	0.745	-1.535544	1.098212
doc_ens_sup	.0673979	1.197231	0.06	0.955	-2.279133	2.413929
doc_especial	1.154884	.5528141	2.09	0.037	.071388	2.238379
t_med_alun	.0184685	.0182024	1.01	0.310	-.0172076	.0541446
alun_fem	3.693626	1.932374	1.91	0.056	-.093758	7.48101
alun_branco	2.426433	1.326916	1.83	0.067	-.174274	5.027141
_cons	-4.706982	1.888261	-2.49	0.013	-8.407905	-1.006059

```
. xtreg saepe_port treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_cr==1 [weight=peso_cr], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression                               Number of obs   =       1956
Group variable: pk_cod_ent~e                                   Number of groups =        326
```

```
R-sq:  within = 0.3493                                         Obs per group: min =         6
                   between = 0.1492                             avg =        6.0
                   overall = 0.2314                             max =         6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.0691                                         F(18,325)       =       32.88
                                                                Prob > F        =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 326 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_port	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	7.699609	1.401756	5.49	0.000	4.941948	10.45727
educ_int	1.097936	1.228152	0.89	0.372	-1.318195	3.514067
ano2	7.10166	.784656	9.05	0.000	5.558014	8.645306
ano3	3.992556	.9916881	4.03	0.000	2.041617	5.943494
ano4	3.787554	1.604255	2.36	0.019	.6315191	6.943589
ano5	10.03572	1.275837	7.87	0.000	7.525782	12.54567
ano6	16.82389	1.604929	10.48	0.000	13.66652	19.98125
urbano	-1.338307	4.45776	-0.30	0.764	-10.10801	7.4314
lab_inform~a	-2.718908	2.846125	-0.96	0.340	-8.318062	2.880245
lab_ciencias	3.426084	1.653191	2.07	0.039	.1737781	6.67839
biblioteca	-1.574734	2.298922	-0.68	0.494	-6.09738	2.947912
pc_alunos	-.0219949	.0556849	-0.39	0.693	-.1315432	.0875533
internet	-.1893791	1.772296	-0.11	0.915	-3.675999	3.297241
doc_ens_sup	2.473729	5.6856	0.44	0.664	-8.711497	13.65895
doc_especial	1.871529	2.392185	0.78	0.435	-2.834593	6.577652
t_med_alun	-.0265227	.0849856	-0.31	0.755	-.1937141	.1406687
alun_fem	25.62125	11.05078	2.32	0.021	3.881173	47.36133
alun_branco	6.877704	6.609468	1.04	0.299	-6.125036	19.88044
_cons	219.7509	10.95032	20.07	0.000	198.2084	241.2933
sigma_u	13.542355					
sigma_e	10.944987					
rho	.60488975	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg saepe_mat treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_cr==1 [weight=peso_cr], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =      1956
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =      326

R-sq:  within = 0.2373                  Obs per group:  min =       6
      between = 0.1441                      avg =      6.0
      overall  = 0.1784                      max =       6

                                F(18,325)    =     17.14
corr(u_i, Xb) = 0.0838                Prob > F      =     0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 326 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_mat	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	10.52942	1.529429	6.88	0.000	7.520586	13.53825
educ_int	1.128627	1.250893	0.90	0.368	-1.332242	3.589495
ano2	3.931056	.7516934	5.23	0.000	2.452257	5.409855
ano3	.5950517	1.201061	0.50	0.621	-1.767783	2.957886
ano4	-5.066313	1.892018	-2.68	0.008	-8.788461	-1.344164
ano5	4.289494	1.37743	3.11	0.002	1.57969	6.999298
ano6	8.405935	1.895584	4.43	0.000	4.676771	12.1351
urbano	.356998	3.625038	0.10	0.922	-6.774503	7.488499
lab_inform~a	-1.719667	2.407375	-0.71	0.476	-6.455672	3.016339
lab_ciencias	6.310269	1.791511	3.52	0.000	2.785846	9.834691
biblioteca	-3.117323	2.327366	-1.34	0.181	-7.695926	1.461281
pc_alunos	-.0636508	.0551406	-1.15	0.249	-.1721283	.0448268
internet	1.408361	1.878046	0.75	0.454	-2.2863	5.103022
doc_ens_sup	-1.999653	6.901618	-0.29	0.772	-15.57714	11.57783
doc_especial	2.86202	2.822706	1.01	0.311	-2.691062	8.415103
t_med_alun	.0256001	.1000382	0.26	0.798	-.1712042	.2224043
alun_fem	-4.18126	10.64152	-0.39	0.695	-25.11622	16.7537
alun_branco	13.73141	6.767671	2.03	0.043	.4174365	27.04538
_cons	244.2866	10.29633	23.73	0.000	224.0307	264.5425
sigma_u	16.081798					
sigma_e	11.78596					
rho	.65057286	(fraction of variance due to u_i)				

Nota média no IDEPE

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 2 obs not used
```

```
Logistic regression      Number of obs   =      502
                        LR chi2(10)    =      56.74
                        Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -312.52689      Pseudo R2      =     0.0832
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.1542407	.4246523	-0.36	0.716	-.9865439	.6780624
lab_ciencias	.866611	.2045654	4.24	0.000	.4656702	1.267552
biblioteca	.1517133	.4686336	0.32	0.746	-.7667917	1.070218
pc_alunos	.0504662	.0187926	2.69	0.007	.0136333	.087299
internet	-.2126735	.6724856	-0.32	0.752	-1.530721	1.105374
doc_ens_sup	.0869249	1.197684	0.07	0.942	-2.260493	2.434343
doc_especial	1.117924	.5538017	2.02	0.044	.0324929	2.203356
t_med_alun	.0177478	.0182024	0.98	0.330	-.0179282	.0534238
alun_fem	3.66095	1.932878	1.89	0.058	-.1274207	7.449321
alun_branco	2.405662	1.328008	1.81	0.070	-.1971853	5.00851
_cons	-4.671315	1.888387	-2.47	0.013	-8.372485	-.970145


```
. xtreg idepe3anoem treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_cr==1 [weight=peso_cr], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =      1878
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =      313
```

```
R-sq:  within = 0.4861                Obs per group: min =      6
      between = 0.3467                avg =      6.0
      overall = 0.3822                max =      6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.1471                F(18,312)        =     40.22
                                      Prob > F          =     0.0000
                                      (Std. Err. adjusted for 313 clusters in pk_cod_entidade)
```

idepe3anoem	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.2896359	.0513192	5.64	0.000	.1886604	.3906114
educ_int	.2520289	.0513113	4.91	0.000	.1510689	.3529889
ano2	.3109736	.0335242	9.28	0.000	.2450115	.3769357
ano3	.3444577	.0359256	9.59	0.000	.2737706	.4151447
ano4	.2163471	.0574211	3.77	0.000	.1033656	.3293286
ano5	.5630789	.0506865	11.11	0.000	.4633482	.6628096
ano6	.6973567	.0592776	11.76	0.000	.5807223	.8139911
urbano	-.2496557	.1995086	-1.25	0.212	-.6422081	.1428967
lab_inform~a	-.1182803	.0896366	-1.32	0.188	-.294649	.0580885
lab_ciencias	.1642015	.0552299	2.97	0.003	.0555313	.2728717
biblioteca	-.0401564	.0627606	-0.64	0.523	-.163644	.0833312
pc_alunos	.0002952	.0026165	0.11	0.910	-.0048531	.0054434
internet	-.102331	.0670869	-1.53	0.128	-.2343309	.029669
doc_ens_sup	.1728649	.2180186	0.79	0.428	-.2561078	.6018376
doc_especial	.0458038	.0898555	0.51	0.611	-.1309956	.2226031
t_med_alun	-.0050472	.0029617	-1.70	0.089	-.0108747	.0007803
alun_fem	1.000401	.4529188	2.21	0.028	.1092392	1.891562
alun_branco	.3788337	.2355606	1.61	0.109	-.0846545	.8423219
_cons	2.292503	.3967347	5.78	0.000	1.511889	3.073117
sigma_u	.5025283					
sigma_e	.38090904					
rho	.63510546	(fraction of variance due to u_i)				

C.3. Radius (caliper = 0.1)

Indicadores de fluxo escolar

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, radius caliper(0.1) logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 3 obs not used
```

```
Logistic regression      Number of obs   =      565
                        LR chi2(10)    =      73.85
                        Prob > chi2     =     0.0000
                        Pseudo R2      =     0.0964
Log likelihood = -345.98236
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.0554695	.3966916	-0.14	0.889	-.8329708	.7220318
lab_ciencias	.9130272	.1945488	4.69	0.000	.5317185	1.294336
biblioteca	.2301866	.4155357	0.55	0.580	-.5842484	1.044622
pc_alunos	.0446224	.0171735	2.60	0.009	.0109629	.0782818
internet	-.4433542	.6314166	-0.70	0.483	-1.680908	.7941996
doc_ens_sup	-.0600688	1.15474	-0.05	0.959	-2.323318	2.203181
doc_especial	1.208991	.5273817	2.29	0.022	.1753419	2.24264
t_med_alun	.0316885	.017345	1.83	0.068	-.0023071	.0656841
alun_fem	3.687289	1.805589	2.04	0.041	.1483994	7.226178
alun_branco	3.052236	1.289193	2.37	0.018	.525465	5.579007
_cons	-5.007011	1.794454	-2.79	0.005	-8.524076	-1.489946

```
. xtreg totalaprovaomdio treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_r==1 [weight=peso_r], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =   3366
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =    561

R-sq:  within = 0.3613                  Obs per group: min =     6
      between = 0.1989                  avg =           6.0
      overall  = 0.2518                  max =           6

                                F(18,560)      =   41.12
corr(u_i, Xb) = 0.0713                Prob > F       =   0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 561 clusters in pk_cod_entidade)

totalaprov~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.0069269	.0075132	0.92	0.357	-.0078306	.0216845
educ_int	.0753547	.0079579	9.47	0.000	.0597238	.0909857
ano2	.0388826	.0045154	8.61	0.000	.0300133	.0477519
ano3	.0636219	.0053058	11.99	0.000	.0532001	.0740437
ano4	.0554325	.0083787	6.62	0.000	.0389749	.07189
ano5	.086064	.0071065	12.11	0.000	.0721053	.1000227
ano6	.0930634	.0078941	11.79	0.000	.0775579	.108569
urbano	-.0570711	.0486929	-1.17	0.242	-.1527141	.0385719
lab_inform~a	-.003078	.0147089	-0.21	0.834	-.0319693	.0258133
lab_ciencias	.0122109	.0064401	1.90	0.058	-.0004389	.0248606
biblioteca	.0063456	.011948	0.53	0.596	-.0171228	.0298141
pc_alunos	.0004371	.000322	1.36	0.175	-.0001954	.0010695
internet	-.0255323	.0112244	-2.27	0.023	-.0475795	-.0034852
doc_ens_sup	.0307141	.0324598	0.95	0.344	-.0330437	.0944718
doc_especial	-.018204	.0121953	-1.49	0.136	-.0421581	.0057501
t_med_alun	-.0023852	.0005794	-4.12	0.000	-.0035233	-.001247
alun_fem	.1871038	.0607866	3.08	0.002	.0677061	.3065915
alun_branco	.0038175	.03067	0.12	0.901	-.0564248	.0640599
_cons	.7220484	.0648212	11.14	0.000	.5947259	.8493709
sigma_u	.08996885					
sigma_e	.07140069					
rho	.61356249	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg totalabandonomdio treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_r==1 [weight=peso_r], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =   3366
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =    561

R-sq:  within = 0.4125                  Obs per group: min =     6
      between = 0.1731                  avg =           6.0
      overall  = 0.2950                  max =           6

                                F(18,560)      =   59.34
corr(u_i, Xb) = 0.0528                Prob > F       =   0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 561 clusters in pk_cod_entidade)

totalaband~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.0012808	.0063775	0.20	0.841	-.011246	.0138076
educ_int	-.0483805	.0069926	-6.92	0.000	-.0621154	-.0346456
ano2	-.0446925	.0045229	-9.88	0.000	-.0535764	-.0358086
ano3	-.0689788	.0052632	-13.11	0.000	-.0793168	-.0586407
ano4	-.0822255	.0074821	-10.99	0.000	-.0969218	-.0675292
ano5	-.1056128	.0062094	-17.01	0.000	-.1178095	-.0934162
ano6	-.1274531	.0070198	-18.16	0.000	-.1412415	-.1136647
urbano	.0268907	.0358122	0.75	0.453	-.043452	.0972334
lab_inform~a	.0075023	.0128943	0.58	0.561	-.0178249	.0328295

lab_ciencias	-.0070945	.0059558	-1.19	0.234	-.018793	.0046039
biblioteca	-.0096369	.0096587	-1.00	0.319	-.0286087	.0093349
pc_alunos	-.0001639	.0002845	-0.58	0.565	-.0007228	.000395
internet	.0174604	.0101759	1.72	0.087	-.0025273	.0374481
doc_ens_sup	-.0371818	.0317344	-1.17	0.242	-.0995147	.0251512
doc_especial	.0065436	.0105135	0.62	0.534	-.0141071	.0271944
t_med_alun	.0016745	.0005114	3.27	0.001	.00067	.0026789
alun_fem	-.088086	.0577577	-1.53	0.128	-.2015341	.0253622
alun_branco	.035086	.0256001	1.37	0.171	-.0151979	.0853698
_cons	.1893507	.0570493	3.32	0.001	.0772939	.3014075

sigma_u	.06334637					
sigma_e	.06464383					
rho	.48986386	(fraction of variance due to u i)				

Notas médias no SAEPE

. psmatch2 treat \$xlist if ano_censo==2010, radius caliper(0.1) logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
lab_informatica dropped and 2 obs not used

Logistic regression	Number of obs	=	506
	LR chi2(10)	=	59.76
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -313.846	Pseudo R2	=	0.0869

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.2103061	.4157983	-0.51	0.613	-1.025256	.6046435
lab_ciencias	.8523948	.2036789	4.18	0.000	.4531914	1.251598
biblioteca	.1568789	.4690527	0.33	0.738	-.7624475	1.076205
pc_alunos	.0543571	.0180496	3.01	0.003	.0189805	.0897337
internet	-.2186657	.6718888	-0.33	0.745	-1.535544	1.098212
doc_ens_sup	.0673979	1.197231	0.06	0.955	-2.279133	2.413929
doc_especial	1.154884	.5528141	2.09	0.037	.071388	2.238379
t_med_alun	.0184685	.0182024	1.01	0.310	-.0172076	.0541446
alun_fem	3.693626	1.932374	1.91	0.056	-.093758	7.48101
alun_branco	2.426433	1.326916	1.83	0.067	-.174274	5.027141
_cons	-4.706982	1.888261	-2.49	0.013	-8.407905	-1.006059

. xtreg saepe_port treat_post educ_int ano2-ano6 \$xlist if psm_r==1 [weight=peso_r], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	3018
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	503

R-sq: within = 0.3300	Obs per group: min =	6
between = 0.1189	avg =	6.0
overall = 0.2023	max =	6

	F(18,502)	=	34.58
corr(u_i, Xb) = 0.0520	Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 503 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_port	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	8.972327	1.200523	7.47	0.000	6.613659	11.331
educ_int	.6914805	1.111944	0.62	0.534	-1.493157	2.876118
ano2	7.29116	.6717513	10.85	0.000	5.97137	8.610951
ano3	4.30815	.8340637	5.17	0.000	2.669464	5.946836
ano4	2.836532	1.378699	2.06	0.040	.1278017	5.545262
ano5	9.390958	1.028516	9.13	0.000	7.370233	11.41168
ano6	15.49704	1.345666	11.52	0.000	12.85321	18.14087
urbano	-3.308938	4.045657	-0.82	0.414	-11.25744	4.639567
lab_inform-a	-3.777577	2.604577	-1.45	0.148	-8.894792	1.339639
lab_ciencias	3.913931	1.495249	2.62	0.009	.976214	6.851648
biblioteca	-.7630292	1.976541	-0.39	0.700	-4.646341	3.120282

pc_alunos	-.0107178	.0518533	-0.21	0.836	-.112594	.0911584
internet	-.464767	1.624167	-0.29	0.775	-3.655768	2.726234
doc_ens_sup	5.012069	6.120708	0.82	0.413	-7.01329	17.03743
doc_especial	1.87702	2.094599	0.90	0.371	-2.238241	5.99228
t_med_alun	.0445742	.0813413	0.55	0.584	-.1152371	.2043856
alun_fem	20.37705	9.383982	2.17	0.030	1.940335	38.81377
alun_branco	4.359105	6.12367	0.71	0.477	-7.672075	16.39028
_cons	220.8073	10.0374	22.00	0.000	201.0868	240.5278

sigma_u	13.055428					
sigma_e	11.201955					
rho	.57596511	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg saepe_mat treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_r==1 [weight=peso_r], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression          Number of obs   =       3018
Group variable: pk_cod_ent~e              Number of groups =        503
```

```
R-sq:  within = 0.2335                      Obs per group: min =         6
      between = 0.1178                      avg           =        6.0
      overall  = 0.1482                      max           =         6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.0606                      F(18,502)       =       18.61
                                          Prob > F        =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 503 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_mat	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	10.92086	1.358606	8.04	0.000	8.251608	13.59012
educ_int	.7758983	1.131949	0.69	0.493	-1.448042	2.999839
ano2	4.147409	.5885486	7.05	0.000	2.991087	5.30373
ano3	.9518808	.8296853	1.15	0.252	-.6782027	2.581964
ano4	-4.847812	1.545535	-3.14	0.002	-7.884326	-1.811299
ano5	4.713117	1.01598	4.64	0.000	2.717019	6.709214
ano6	7.978513	1.359799	5.87	0.000	5.306915	10.65011
urbano	-2.645691	3.819712	-0.69	0.489	-10.15028	4.8589
lab_inform~a	-2.725331	2.53161	-1.08	0.282	-7.699188	2.248526
lab_ciencias	6.140036	1.688886	3.64	0.000	2.821881	9.458191
biblioteca	-1.4316	2.204382	-0.65	0.516	-5.762551	2.899351
pc_alunos	-.053808	.0516013	-1.04	0.298	-.1551892	.0475732
internet	1.064167	1.829003	0.58	0.561	-2.529276	4.657611
doc_ens_sup	2.316475	6.515436	0.36	0.722	-10.48441	15.11736
doc_especial	3.444324	2.326856	1.48	0.139	-1.127252	8.015901
t_med_alun	.0907941	.0935893	0.97	0.332	-.0930809	.2746691
alun_fem	-11.75996	9.341053	-1.26	0.209	-30.11234	6.592411
alun_branco	13.08401	6.181141	2.12	0.035	.9399184	25.22811
_cons	245.1755	10.10097	24.27	0.000	225.3301	265.0209
sigma_u	15.248248					
sigma_e	11.908237					
rho	.62115856	(fraction of variance due to u i)				

Nota média no IDEPE

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, radius caliper(0.1) logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 2 obs not used
```

```
Logistic regression          Number of obs   =       502
                             LR chi2(10)       =       56.74
                             Prob > chi2       =       0.0000
Log likelihood = -312.52689   Pseudo R2      =       0.0832
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.1542407	.4246523	-0.36	0.716	-.9865439	.6780624

lab_ciencias	.866611	.2045654	4.24	0.000	.4656702	1.267552
biblioteca	.1517133	.4686336	0.32	0.746	-.7667917	1.070218
pc_alunos	.0504662	.0187926	2.69	0.007	.0136333	.087299
internet	-.2126735	.6724856	-0.32	0.752	-1.530721	1.105374
doc_ens_sup	.0869249	1.197684	0.07	0.942	-2.260493	2.434343
doc_especial	1.117924	.5538017	2.02	0.044	.0324929	2.203356
t_med_alun	.0177478	.0182024	0.98	0.330	-.0179282	.0534238
alun_fem	3.66095	1.932878	1.89	0.058	-.1274207	7.449321
alun_branco	2.405662	1.328008	1.81	0.070	-.1971853	5.00851
_cons	-4.671315	1.888387	-2.47	0.013	-8.372485	-.970145

```
. xtreg idepe3anoem treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_r==1 [weight=peso_r], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression              Number of obs   =       3000
Group variable: pk_cod_ent~e                 Number of groups =        500

R-sq:  within = 0.4788                      Obs per group:  min =         6
        between = 0.2945                      avg           =        6.0
        overall = 0.3524                      max           =         6

corr(u_i, Xb) = 0.1209                      F(18,499)       =       53.76
                                                Prob > F        =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 500 clusters in pk_cod_entidade)

idepe3anoem	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.3059098	.0435565	7.02	0.000	.220333	.3914866
educ_int	.2529797	.0434334	5.82	0.000	.1676447	.3383146
ano2	.3100612	.022796	13.60	0.000	.2652733	.3548491
ano3	.3566256	.0297773	11.98	0.000	.2981213	.41513
ano4	.2175272	.0467532	4.65	0.000	.1256697	.3093846
ano5	.5515063	.0361884	15.24	0.000	.4804059	.6226068
ano6	.6905586	.0461041	14.98	0.000	.5999766	.7811407
urbano	-.2597017	.1809501	-1.44	0.152	-.6152197	.0958163
lab_inform~a	-.0917158	.0927499	-0.99	0.323	-.2739442	.0905125
lab_ciencias	.1548838	.0493763	3.14	0.002	.0578727	.2518949
biblioteca	-.0282592	.0693797	-0.41	0.684	-.1645716	.1080531
pc_alunos	.0007519	.0019366	0.39	0.698	-.003053	.0045567
internet	-.0943694	.0602273	-1.57	0.118	-.2126998	.023961
doc_ens_sup	.1627693	.228988	0.71	0.478	-.2871301	.6126687
doc_especial	.0286448	.077243	0.37	0.711	-.1231168	.1804063
t_med_alun	-.0036832	.0027512	-1.34	0.181	-.0090886	.0017221
alun_fem	.7046465	.330559	2.13	0.034	.0551874	1.354106
alun_branco	.2671608	.2029366	1.32	0.189	-.1315546	.6658763
_cons	2.425132	.3470529	6.99	0.000	1.743267	3.106997
sigma_u	.47050233					
sigma_e	.38537631					
rho	.59848612	(fraction of variance due to u_i)				

C.4. Kernel (função tipo epanechnikov)

Indicadores de fluxo escolar

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, kernel logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 3 obs not used
```

```
Logistic regression              Number of obs   =       565
                                LR chi2(10)          =       73.85
                                Prob > chi2           =       0.0000
Log likelihood = -345.98236      Pseudo R2        =       0.0964
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.0554695	.3966916	-0.14	0.889	-.8329708	.7220318

lab_ciencias	.9130272	.1945488	4.69	0.000	.5317185	1.294336
biblioteca	.2301866	.4155357	0.55	0.580	-.5842484	1.044622
pc_alunos	.0446224	.0171735	2.60	0.009	.0109629	.0782818
internet	-.4433542	.6314166	-0.70	0.483	-1.680908	.7941996
doc_ens_sup	-.0600688	1.15474	-0.05	0.959	-2.323318	2.203181
doc_especial	1.208991	.5273817	2.29	0.022	.1753419	2.24264
t_med_alun	.0316885	.017345	1.83	0.068	-.0023071	.0656841
alun_fem	3.687289	1.805589	2.04	0.041	.1483994	7.226178
alun_branco	3.052236	1.289193	2.37	0.018	.525465	5.579007
_cons	-5.007011	1.794454	-2.79	0.005	-8.524076	-1.489946

```
. xtreg totalaprovaomdio treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_k==1 [weight=peso_k], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =      3366
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =       561
```

```
R-sq:  within = 0.3662                  Obs per group: min =      6
      between = 0.1914                  avg =      6.0
      overall = 0.2480                  max =      6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.0634                  F(18,560)       =      40.96
                                      Prob > F         =      0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 561 clusters in pk_cod_entidade)

totalaprov~o	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.0049884	.0075187	0.66	0.507	-.0097799	.0197567
educ_int	.0763473	.0080085	9.53	0.000	.0606169	.0920776
ano2	.0383555	.0045678	8.40	0.000	.0293835	.0473276
ano3	.0638479	.0053741	11.88	0.000	.0532919	.0744038
ano4	.0578862	.0084995	6.81	0.000	.0411914	.074581
ano5	.0880545	.0073891	11.92	0.000	.0735409	.1025682
ano6	.093573	.0079587	11.76	0.000	.0779405	.1092056
urbano	-.060725	.0484865	-1.25	0.211	-.1559626	.0345126
lab_inform~a	-.0033295	.0149537	-0.22	0.824	-.0327018	.0260427
lab_ciencias	.0122872	.0064286	1.91	0.056	-.0003399	.0249143
biblioteca	.0071559	.0118491	0.60	0.546	-.0161182	.03043
pc_alunos	.0004641	.0003288	1.41	0.159	-.0001817	.0011098
internet	-.026198	.0114627	-2.29	0.023	-.0487132	-.0036829
doc_ens_sup	.0328402	.0328319	1.00	0.318	-.0316486	.0973289
doc_especial	-.0218076	.0124038	-1.76	0.079	-.0461714	.0025561
t_med_alun	-.0023328	.0005858	-3.98	0.000	-.0034836	-.0011821
alun_fem	.192395	.0609599	3.16	0.002	.0726569	.3121331
alun_branco	-.0044074	.0329652	-0.13	0.894	-.0691581	.0603432
_cons	.7198495	.0650652	11.06	0.000	.5920478	.8476512
sigma_u	.09023978					
sigma_e	.07131659					
rho	.61554536	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg totalabandonomdio treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_k==1 [weight=peso_k], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =      3366
Group variable: pk_cod_ent~e          Number of groups =       561
```

```
R-sq:  within = 0.4176                  Obs per group: min =      6
      between = 0.1701                  avg =      6.0
      overall = 0.2934                  max =      6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.0515                  F(18,560)       =      58.89
                                      Prob > F         =      0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 561 clusters in pk_cod_entidade)

	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totalaband~o						
treat_post	.0019809	.0063512	0.31	0.755	-.0104942	.014456
educ_int	-.0480851	.0069188	-6.95	0.000	-.061675	-.0344952
ano2	-.0454466	.0045507	-9.99	0.000	-.0543851	-.036508
ano3	-.0706169	.0053605	-13.17	0.000	-.081146	-.0600878
ano4	-.0849607	.0076174	-11.15	0.000	-.0999228	-.0699986
ano5	-.1080936	.0063741	-16.96	0.000	-.1206137	-.0955736
ano6	-.1282952	.0071591	-17.92	0.000	-.1423571	-.1142333
urbano	.0279158	.0358508	0.78	0.437	-.0425027	.0983343
lab_inform~a	.0089554	.0131319	0.68	0.496	-.0168383	.0347492
lab_ciencias	-.0070631	.006058	-1.17	0.244	-.0189623	.0048362
biblioteca	-.0084104	.0096217	-0.87	0.382	-.0273095	.0104888
pc_alunos	-.0002416	.0002962	-0.82	0.415	-.0008234	.0003401
internet	.0174893	.0105575	1.66	0.098	-.003248	.0382265
doc_ens_sup	-.0353411	.0319426	-1.11	0.269	-.0980831	.0274009
doc_especial	.0082152	.01049	0.78	0.434	-.0123894	.0288197
t_med_alun	.001621	.0005239	3.09	0.002	.000592	.00265
alun_fem	-.0871245	.0578739	-1.51	0.133	-.200801	.026552
alun_branco	.0400101	.0271082	1.48	0.141	-.013236	.0932562
_cons	.1860179	.0578605	3.21	0.001	.0723678	.299668
sigma_u	.06345002					
sigma_e	.06453535					
rho	.49152044	(fraction of variance due to u_i)				

Notas médias no SAEPE

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, kernel logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 2 obs not used
```

Logistic regression	Number of obs	=	506
	LR chi2(10)	=	59.76
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -313.846	Pseudo R2	=	0.0869

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.2103061	.4157983	-0.51	0.613	-1.025256	.6046435
lab_ciencias	.8523948	.2036789	4.18	0.000	.4531914	1.251598
biblioteca	.1568789	.4690527	0.33	0.738	-.7624475	1.076205
pc_alunos	.0543571	.0180496	3.01	0.003	.0189805	.0897337
internet	-.2186657	.6718888	-0.33	0.745	-1.535544	1.098212
doc_ens_sup	.0673979	1.197231	0.06	0.955	-2.279133	2.413929
doc_especial	1.154884	.5528141	2.09	0.037	.071388	2.238379
t_med_alun	.0184685	.0182024	1.01	0.310	-.0172076	.0541446
alun_fem	3.693626	1.932374	1.91	0.056	-.093758	7.48101
alun_branco	2.426433	1.326916	1.83	0.067	-.174274	5.027141
_cons	-4.706982	1.888261	-2.49	0.013	-8.407905	-1.006059

```
. xtreg saepe_port treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_k==1 [weight=peso_k], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

Fixed-effects (within) regression	Number of obs	=	3018
Group variable: pk_cod_ent~e	Number of groups	=	503
R-sq: within = 0.3307	Obs per group: min =		6
between = 0.1214	avg =		6.0
overall = 0.2030	max =		6
corr(u_i, Xb) = 0.0544	F(18,502)	=	34.26
	Prob > F	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 503 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_port	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	9.040479	1.19835	7.54	0.000	6.68608	11.39488
educ_int	.6896675	1.105319	0.62	0.533	-1.481954	2.861288
ano2	7.231131	.6712672	10.77	0.000	5.912292	8.549971
ano3	4.128502	.8344582	4.95	0.000	2.489041	5.767963
ano4	2.702275	1.386112	1.95	0.052	-.0210197	5.425569
ano5	9.287204	1.016388	9.14	0.000	7.290306	11.2841
ano6	15.28059	1.343123	11.38	0.000	12.64175	17.91942
urbano	-3.122994	3.967292	-0.79	0.432	-10.91754	4.671549
lab_inform-a	-3.750563	2.616784	-1.43	0.152	-8.89176	1.390635
lab_ciencias	3.79528	1.499208	2.53	0.012	.8497853	6.740775
biblioteca	-.5227786	2.047272	-0.26	0.799	-4.545056	3.499499
pc_alunos	-.0052857	.0514496	-0.10	0.918	-.1063688	.0957974
internet	-.4245128	1.645777	-0.26	0.797	-3.657973	2.808947
doc_ens_sup	4.634461	5.935225	0.78	0.435	-7.026481	16.2954
doc_especial	1.842257	2.085066	0.88	0.377	-2.254274	5.938789
t_med_alun	.0426873	.0816229	0.52	0.601	-.1176773	.203052
alun_fem	19.90687	9.402935	2.12	0.035	1.43291	38.38082
alun_branco	4.757738	6.076196	0.78	0.434	-7.18017	16.69565
_cons	221.0504	9.927878	22.27	0.000	201.5451	240.5557
sigma_u	13.047979					
sigma_e	11.155345					
rho	.577722	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg saepe_mat treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_k==1 [weight=peso_k], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression               Number of obs   =       3018
Group variable: pk_cod_ent~e                   Number of groups =        503

R-sq:  within = 0.2344                        Obs per group:  min =         6
          between = 0.1158                      avg   =        6.0
          overall = 0.1471                      max   =         6

F(18,502) = 18.48
corr(u_i, Xb) = 0.0581                        Prob > F         =    0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 503 clusters in pk_cod_entidade)

saepe_mat	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	11.05748	1.363079	8.11	0.000	8.379439	13.73552
educ_int	.8068531	1.136023	0.71	0.478	-1.425092	3.038798
ano2	4.036583	.6194106	6.52	0.000	2.819626	5.25354
ano3	.6653973	.8798353	0.76	0.450	-1.063216	2.39401
ano4	-5.082587	1.584335	-3.21	0.001	-8.195331	-1.969842
ano5	4.461954	1.0631	4.20	0.000	2.37328	6.550628
ano6	7.590024	1.434071	5.29	0.000	4.772503	10.40754
urbano	-2.597636	3.730018	-0.70	0.486	-9.926005	4.730734
lab_inform-a	-2.642178	2.532852	-1.04	0.297	-7.618474	2.334118
lab_ciencias	6.168879	1.670353	3.69	0.000	2.887135	9.450623
biblioteca	-1.530297	2.188718	-0.70	0.485	-5.830474	2.76988
pc_alunos	-.0547146	.0517138	-1.06	0.291	-.1563168	.0468876
internet	1.16203	1.853135	0.63	0.531	-2.478826	4.802886
doc_ens_sup	1.759713	6.56778	0.27	0.789	-11.14401	14.66344
doc_especial	3.159692	2.383784	1.33	0.186	-1.523731	7.843115
t_med_alun	.0934226	.0942684	0.99	0.322	-.0917866	.2786317
alun_fem	-12.70532	9.354541	-1.36	0.175	-31.0842	5.673553
alun_branco	13.41001	6.159546	2.18	0.030	1.308347	25.51168
_cons	246.2773	10.0974	24.39	0.000	226.4389	266.1157
sigma_u	15.258119					
sigma_e	11.870094					
rho	.62297132	(fraction of variance due to u_i)				

Nota média no IDEPE

```
. psmatch2 treat $xlist if ano_censo==2010, kernel logit common
note: lab_informatica != 1 predicts failure perfectly
      lab_informatica dropped and 2 obs not used
```

```
Logistic regression                                Number of obs   =       502
                                                    LR chi2(10)    =       56.74
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -312.52689                        Pseudo R2      =       0.0832
```

treat	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
urbano	-.1542407	.4246523	-0.36	0.716	-.9865439	.6780624
lab_ciencias	.866611	.2045654	4.24	0.000	.4656702	1.267552
biblioteca	.1517133	.4686336	0.32	0.746	-.7667917	1.070218
pc_alunos	.0504662	.0187926	2.69	0.007	.0136333	.087299
internet	-.2126735	.6724856	-0.32	0.752	-1.530721	1.105374
doc_ens_sup	.0869249	1.197684	0.07	0.942	-2.260493	2.434343
doc_especial	1.117924	.5538017	2.02	0.044	.0324929	2.203356
t_med_alun	.0177478	.0182024	0.98	0.330	-.0179282	.0534238
alun_fem	3.66095	1.932878	1.89	0.058	-.1274207	7.449321
alun_branco	2.405662	1.328008	1.81	0.070	-.1971853	5.00851
_cons	-4.671315	1.888387	-2.47	0.013	-8.372485	-.970145

```
. xtreg idepe3anoem treat_post educ_int ano2-ano6 $xlist if psm_k==1 [weight=peso_k], ro fe
i(pk_cod_entidade)
(analytic weights assumed)
```

```
Fixed-effects (within) regression                                Number of obs   =       3000
Group variable: pk_cod_ent~e                                    Number of groups =        500
```

```
R-sq:  within = 0.4818                                Obs per group: min =        6
              between = 0.2957                            avg =       6.0
              overall = 0.3528                            max =        6
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.1210                                F(18,499)       =       53.98
                                                    Prob > F        =       0.0000
```

(Std. Err. adjusted for 500 clusters in pk_cod_entidade)

idepe3anoem	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
treat_post	.3038474	.0432216	7.03	0.000	.2189287	.3887661
educ_int	.2557964	.0430153	5.95	0.000	.1712831	.3403098
ano2	.3150756	.0237661	13.26	0.000	.2683817	.3617694
ano3	.3586765	.029945	11.98	0.000	.2998426	.4175103
ano4	.2245574	.0466191	4.82	0.000	.1329635	.3161512
ano5	.5584184	.0365294	15.29	0.000	.4866481	.6301887
ano6	.6903636	.045777	15.08	0.000	.6004241	.7803031
urbano	-.2639536	.1778553	-1.48	0.138	-.6133912	.085484
lab_inform~a	-.0972979	.0929924	-1.05	0.296	-.2800029	.0854071
lab_ciencias	.1526268	.0487614	3.13	0.002	.0568238	.2484297
biblioteca	-.0221102	.0704134	-0.31	0.754	-.1604535	.1162331
pc_alunos	.0009961	.0019693	0.51	0.613	-.002873	.0048651
internet	-.0979579	.0611328	-1.60	0.110	-.2180674	.0221515
doc_ens_sup	.1561262	.2190207	0.71	0.476	-.2741902	.5864426
doc_especial	.0280352	.075886	0.37	0.712	-.1210603	.1771307
t_med_alun	-.003474	.0027443	-1.27	0.206	-.0088658	.0019177
alun_fem	.7126642	.3309502	2.15	0.032	.0624367	1.362892
alun_branco	.2822512	.2034059	1.39	0.166	-.1173865	.6818888
_cons	2.414002	.3390795	7.12	0.000	1.747803	3.080201
sigma_u	.4701013					
sigma_e	.3842508					
rho	.59948158	(fraction of variance due to u_i)				