

A MODALIDADE DE FORMAÇÃO DOS PROFESSORES DE MATEMÁTICA IMPACTA NO DESEMPENHO DOS ALUNOS DO ENSINO FUNDAMENTAL?

Dayane da Silva Rodrigues de Souza¹

Luciano Menezes Bezerra Sampaio²

Raquel Menezes Bezerra Sampaio³

RESUMO

O uso da Educação a Distância no Brasil possibilitou uma expansão significativa na oferta de cursos de licenciatura, no âmbito público e privado. Neste artigo foi analisado o efeito da modalidade da formação dos professores de matemática nas notas das turmas de 9ª série do ensino fundamental das escolas públicas brasileiras que participaram da Prova Brasil entre 2011 e 2017. Definiu-se seis grupos de tratamento, conforme os cursos concluídos pelos docentes: licenciatura em Matemática, Português e outras áreas, ambos presenciais e a distância. Também foi criado um grupo sem formação superior. Através da Regressão Generalizada Impulsionada (GBM) foram gerados escores de propensão para equilibrar os grupos e estimar o efeito dos múltiplos tratamentos. Os resultados indicam que professores licenciados em matemática implicam em melhores resultados das suas turmas nos exames de matemática, quando comparados com professores dos outros grupos que lecionam a mesma disciplina. Não houve diferença estatisticamente significativa relacionada a modalidade de formação. Os professores sem curso superior impactaram negativamente os resultados das turmas, quando comparados a qualquer grupo com nível superior; este efeito negativo é acentuado para o desempenho de alunos em condições desfavoráveis, de escolas da área rural ou de nível socioeconômico mais baixo. Portanto, políticas de formação na área de atuação do professor, independentemente da modalidade, devem ser incentivadas para a melhoria dos resultados educacionais, sobretudo para escolas com alunos em situações desvantajosas.

Palavras-chave: formação de professores, ensino a distância, regressão generalizada impulsionada, múltiplos tratamentos, desempenho estudantil

ABSTRACT

The use of Distance Education in Brazil enabled a significant expansion in the offer of undergraduate courses, in the public and private spheres. In this article, the effect of the modality of training of mathematics teachers on the grades of 9th-grade classes of the elementary school in Brazilian public schools that participated in the Prova Brazil between 2011 and 2017 was analyzed. Six treatment groups were defined, according to the courses completed by the teachers: degree in Mathematics, Portuguese and other areas, both face-to-face and at a distance. A group without higher education was also created. Using generalized boosted regression model (GBM) propensity scores were generated to balance the groups and estimate the effect of multiple treatments. The results indicate that teachers with a degree in mathematics imply better results for their classes in mathematics exams when compared to teachers from other groups who teach the same subject. There was no statistically significant difference related to the training modality. Teachers without higher education harmed the results of the classes when compared to any group with higher education; this negative effect is accentuated for the performance of students in unfavorable conditions, from schools in rural areas or lower socioeconomic levels. Therefore, training policies in the area of teacher performance, regardless of the modality, should be encouraged to improve educational results, especially for schools with students in disadvantaged situations.

Keywords: teacher education, distance learning, generalized boosted regression, multiple treatments, student performance

Área 12: Economia Social e Demográfica Econômica

JEL: I21, I23, I24, I25

¹ Universidade Federal do Rio Grande do Norte. E-mail: lucianombsampaio@gmail.com

² Universidade Federal do Rio Grande do Norte. E-mail: raquelombsampaio@gmail.com

³ Universidade Federal do Rio Grande do Norte. E-mail: dayane.souza.026@ufrn.edu.br

1 INTRODUÇÃO

A baixa qualidade da educação brasileira demonstrada através dos exames internacionais e nacionais indica a necessidade de avaliação das políticas educacionais e expansão ou implementação das experiências bem sucedidas. No Programme for International Student Assessment (PISA) o Brasil está entre os 20 piores no desempenho em leitura, ciências e matemática dos países avaliados (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico [OCDE], 2018). Em matemática, está atrás até mesmo de países com indicadores socioeconômicos inferiores (Peru, Colômbia e Líbano) e muito longe (100 pontos a menos) da média da OCDE. Nacionalmente, as avaliações IDEB e Prova Brasil indicam avanços nas notas de português e matemática na última década, mas ainda inferiores às metas do Plano Nacional de Educação 2014-2024 (Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira [INEP], 2020)

Estudos sobre os determinantes do aprendizado e do sucesso de sistemas educacionais explicam que diversas variáveis podem impactar nos resultados estudantis, dentre elas a qualificação do corpo docente se destaca como um importante fator para a qualidade educacional (OCDE, 2006). Evidências apontam que a formação dos professores (Chetty, Friedman & Rockoff, 2014; Marioni, Freguglia & Menezes-Filho, 2020), e sobretudo a formação na área que leciona, principalmente em matemática, proporciona ganhos nos resultados estudantis (Rivkin, Hanushek & Kain, 2005; Metzler & Woessman, 2012; Clotfelter, Ladd & Vigdor, 2010; Goldhaber, Liddle & Theobald, 2013; Guimarães, 2014; Silva Filho, 2019).

Conforme o Censo escolar de 2019, apesar da escolaridade dos professores brasileiros está aumentando, ainda existem cerca de 13% deles atuando no ensino fundamental apenas com a formação de nível médio; nas áreas rurais, esse percentual chega a 24%. Ainda, 60% e 39% dos professores possuem licenciatura na área que lecionam, nas áreas urbana e rural, respectivamente. As desigualdades na oferta do ensino superior representavam um entrave para a qualificação docente, principalmente no interior e áreas rurais do Brasil (INEP, 2001). Com as mudanças nas leis da Educação a Distância (EAD) no Brasil, as redes pública e privada passaram a oferecer mais vagas em cursos superiores, contemplando populações distantes geograficamente. Em 2017, mais da metade das matrículas de formação de professores (pedagogia e licenciaturas) já era na modalidade de educação a distância (BRASIL, 2017).

Apesar do expressivo aumento da qualificação docente através da EAD poucos estudos tem avaliado os efeitos destas mudanças nos resultados dos estudantes da educação básica. Portanto, neste artigo analisou-se o efeito da modalidade de formação dos professores de matemática no desempenho de matemática na prova Brasil das turmas do ensino fundamental (9ª série) das escolas públicas brasileiras, nos períodos de 2011, 2013, 2015 e 2017.

Para o alcance do objetivo, definiu-se seis grupos de professores cujos tipos de cursos de licenciatura foram considerados diferentes tratamentos: matemática, português e outras áreas, cada um deles nas modalidades a distância e presencial. E um grupo de controle puro, ou seja, professores que não participaram de nenhum tratamento, possuíam no máximo o nível médio. Utilizou-se o modelo de regressão generalizada impulsionada (GBM) e o escore de propensão para equilibrar os grupos e estimar o efeito de múltiplos tratamentos, conforme orientações de McCaffrey et al. (2013). A licenciatura em matemática a distância foi o principal tratamento de interesse, o qual teve seu efeito comparado aos demais tratamentos, além da comparação com o grupo controle.

Os resultados indicam que não há diferenças estatística nos desempenhos de matemática de aluno que estudaram com professor de matemática licenciado em matemática a distância ou presencialmente. Contudo, professores de matemática graduados em português e outras licenciaturas, em ambas as modalidades, impactam negativamente o desempenho dos alunos em matemática. Os professores sem nível superior geram maiores efeitos negativos nos resultados das turmas de alunos quando comparados a qualquer outro grupo com ensino superior; essas diferenças são acentuadas quando os alunos estudam em escolas da área rural ou são de nível socioeconômico mais baixo.

Este artigo está relacionado à literatura que compara efeitos das modalidades de ensino a distância e presencial, sobretudo para a formação docente; ainda, à literatura que discute os efeitos de formação específica versus geral, neste caso para se lecionar matemática; e também aos estudos que mostram efeitos educacionais perversos sobre os menos favorecidos. Os resultados evidenciam a equivalência das modalidades a distância e presencial e sugerem políticas de incentivo a formação superior e à formação

específica dos professores de matemática. Os resultados também reforçam a importância de professores com melhor formação para os alunos menos favorecidos socioeconomicamente e do meio rural.

Este artigo está estruturado em cinco seções, sendo a primeira esta introdução, seguida de uma breve descrição da literatura, na seção 3 apresentou-se os procedimentos metodológicos, na seção 4 os resultados obtidos e a discussão sobre eles, na seção 5 foram abordadas as considerações finais. E por fim, listam-se as referências bibliográficas utilizadas.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A melhoria da qualidade educacional está relacionada a diversos fatores do contexto escolar. Hanushek (2020), por exemplo, destacam os aspectos relacionados à família, escola e colegas no desempenho do aluno. Da mesma forma, estudos sobre a eficácia escolar contemplam diversas variáveis, tais como: condições socioeconômicas, background familiar, aspectos relativos à escola (estrutura, gestão, docentes, etc.), questões socioemocionais e afetivas dos estudantes, dentre outros (Brooke & Soares, 2008; Stewart, 2008).

Em relação aos docentes, a literatura tem explorado como a qualificação deles impacta o desempenho dos alunos. Nye, Konstanpoulos e Hedges (2004) em seu experimento de 4 anos com 79 escolas primárias em 42 distritos escolares de Tennessee, encontrou efeitos significativos da escolaridade apenas para professores de matemática. A qualificação dos professores, individualmente, também não apresentou efeito significativo nos estudos de Rockoff (2004) e de Rivkin et al. (2005). Contudo, este último, identificou que a aumento da qualidade do professor (conjunto de atributos relacionados ao professor) está associado à melhoria no desempenho em matemática e inglês, dos alunos da 4ª série do Texas-EUA. Clotfelter et al., (2010), na Carolina do Norte (2002-2003), usando um modelo de regressão com efeitos fixos verificou que a formação em matemática aumenta o desempenho do aluno em matemática 0,12 desvios padrão em média. Ainda constatou que um diploma de pós-graduação não é preditivo de maior aproveitamento dos alunos, comparado a um professor sem pós-graduação.

Para o Brasil, uma literatura incipiente indica resultados semelhantes ao da literatura internacional, com ênfase para os efeitos da formação específica dos professores nos resultados dos testes de matemática dos estudantes. Fernandes (2013) concluiu que o aumento de um desvio-padrão na medida de conhecimento específico dos professores (teste de avaliação) eleva em 1,4% de um desvio-padrão da distribuição de notas dos alunos para matemática e de 1,2% para língua portuguesa, nos alunos do ensino fundamental do município de São Paulo. Da mesma forma, Guimarães et al. (2014), com uma amostra bem maior para seis estados brasileiros, também encontrou evidências de que o conhecimento específico da disciplina pelo professor agrega mais resultado às notas de seus alunos, principalmente no nível de escola.

Silva Filho (2019) estimou os efeitos da formação docente em escolas públicas brasileiras através de um modelo de regressão com valor agregado, com efeitos fixos. Empiricamente, a formação do professor não gerou efeitos relevantes nos resultados dos alunos das 4ª e 5ª séries do EF, tanto em Matemática quanto em Língua Portuguesa (LP). No entanto, ele identificou que docentes com formação específica em matemática agregam mais proficiência nesta disciplina do que professores sem formação na área. Em contraste, Marioni, Freguglia, e Menezes-Filho (2019) analisaram o impacto do capital humano no desempenho dos alunos e encontraram efeitos positivos da formação dos professores nas pontuações dos alunos em português, mas não em matemática.

Assim, apesar dos resultados divergentes sobre os efeitos da escolaridade dos professores, parece haver um certo consenso do efeito positivo da formação específica no desempenho dos alunos em disciplinas da mesma área da formação do professor, a exemplo da matemática (Nye et al., 2004; Rivkin et al., 2005; Goldhaber, 2007; Metzler & Woessman, 2012; Clotfelter, et al., 2010; Goldhaber et al., 2013; Silva Filho, 2019).

Alguns estudos internacionais também observam as características do curso de formação (licenciatura) realizado pelo docente (Goldhaber et al., 2013; Metzler & Woessman, 2012, Goldhaber, 2007). Mas ainda são escassas as pesquisas sobre os efeitos da modalidade de formação dos professores no desempenho dos estudantes. Binmohsen e Abrahams (2020) utilizaram métodos mistos (observação, questionário e entrevistas com os professores participantes) para analisar o impacto da formação continuada com a modalidade online versus presencial (face a face) sobre a prática pedagógica dos professores. Os resultados apontaram que o curso online foi tão eficaz quanto o tradicional, e em alguns lugares foi mais eficaz em termos de desenvolvimento em compreensão conceitual. Também observou maior satisfação positiva entre os participantes da versão online.

Robin Chiero, Marshall e Torgerson (2015) compararam a eficácia entre os professores e suas modalidades de formação no contexto dos Programas de formação de professores do Estado da Califórnia, EUA,

no período de 2009-2010. A análise usou as avaliações dos superiores (diretores, supervisores) e do próprio professor (autoavaliação) sobre a eficácia do professor após um ano de serviço. Através de uma análise de variância (ANOVA), os resultados mostraram que os docentes formados na modalidade EAD tiveram avaliações mais positivas e significativas em 16 das 17 escalas. Diretores e supervisores não apontaram diferenças significativas da eficácia geral dos dois grupos de professores. E os docentes formados com a modalidade EAD afirmavam se sentir mais preparados do que os formados presencialmente. O estudo concluiu que a aprendizagem a distância é tão eficaz quanto a tradicional.

Fishiman et al. (2013) analisaram os efeitos das modalidades dos cursos (presencial e online) sobre a aprendizagem dos professores e dos alunos em um experimento com o Programa de Desenvolvimento Continuado de Professores. Os autores mostraram que os ganhos dos professores em termos de conhecimento, crenças e prática em sala de aula foram semelhantes para as duas modalidades, aferidos através de testes antes e depois, e de observações. Não houve diferença estatisticamente significativa no aprendizado dos alunos destes professores, que foi positiva para aqueles que tiveram professores qualificados em ambas as modalidades.

Apesar das poucas pesquisas com esse tema no âmbito dos cursos de formação de professores, alguns autores sugerem que não existem diferenças significativas entre um aluno formado a distância ou presencialmente, e, portanto, esse fator não afetaria a eficácia dos profissionais formados. Collins e Pascarella (2003) em um experimento, emparelhado com um quase experimento, na Faculdade Comunitária de Iowa, EUA, distribuíram aleatoriamente 46 alunos entre turmas de EAD e ensino presencial, e uma turma que se auto selecionou para as aulas a distância. Os alunos receberam as mesmas instruções, com os mesmos professores. O estudo concluiu que não existiam diferenças estatisticamente significativas entre os desempenhos dos alunos nas duas modalidades de ensino, contudo poderia haver viés de seleção, pois os alunos que se auto selecionaram para EAD tiveram um desempenho muito superior aos demais alunos. Resultados semelhantes foram destacados nas pesquisas de Driscoll (2012) e Deschacht e Goeman (2015).

Os resultados das pesquisas citadas anteriormente corroboram a Teoria da equivalência elaborada por Simonson et al. (1999) que reconhece a diferença entre ensino presencial e a distância, mas defende suas equivalências em resultados educacionais, se proporcionarem experiências de aprendizagens que atendam às necessidades dos estudantes. Dessa forma, desde que sejam garantidas condições de aprendizagem através de adequada seleção das tecnologias, designs dos cursos e tomada de decisões pedagógicas ajustadas para atender as especificidades dos estudantes, o ensino a distância será equivalente ao presencial.

Em contraste com os resultados positivos, alguns estudos também apontam efeitos negativos da EAD quando comparado ao ensino presencial. Anstine e Skidmore (2005) através de análise de mínimos quadrados em dois estágios e controlando variáveis relacionadas a decisão do aluno matricular-se em uma das duas modalidades, verificaram que o aprendizado dos alunos do ensino online é menor do que os do tradicional. Com os mesmos métodos, Kan e Cheung (2007) também concluíram que os resultados da aprendizagem dos alunos do ensino presencial superaram do ensino a distância. No Brasil, um Relatório do Todos Pela Educação (2019) mostrou que os formandos dos cursos de licenciatura a distância possuem resultados no Exame Nacional de Desempenho dos Estudantes (ENADE) inferiores aos dos graduados pelo ensino tradicional, mesmo após o controle de variáveis demográfica e socioeconômicas.

Dessa forma, observou-se que apesar dos pesquisadores se preocuparem em fornecer evidências sobre as diferenças entre a eficiência dos cursos à distância e presencial, e estas serem bem diversificadas, ainda há uma lacuna a ser explorada, relacionada aos resultados de alunos que estudam com profissionais formados com a modalidade a distância, principalmente no Brasil.

3 DADOS E MÉTODOS

3.1. Dados

A base de dados deste estudo foi construída com as informações da Prova Brasil, disponibilizadas de forma aberta pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) em seu site oficial. O INEP é um órgão federal vinculado ao Ministério da Educação do Brasil (MEC) responsável pelas avaliações, estatísticas, indicadores e pela gestão do conhecimento e estudos educacionais brasileiros. A ANRESC-Avaliação Nacional de Rendimento Escolar (ou “Prova Brasil”) é uma avaliação censitária de todas as escolas públicas com 20 ou mais alunos matriculados no Ensino Fundamental-EF ou Ensino Médio. Nesta análise, foram considerados apenas os professores que lecionavam matemática na 9ª série do ensino fundamental. A Prova Brasil é aplicada desde 2005, mas as edições anteriores a 2011 e a

versão de 2019 não contemplaram variáveis importantes para esta pesquisa, por isso trabalhou-se apenas com as informações das edições dos anos de 2011, 2013, 2015 e 2017.

Os seguintes critérios de exclusão dos dados foram adotados: falta de respostas ao questionário e inexistência de notas de matemática. Foram excluídos professores que já possuíam pós graduação, pois essa variável poderia enviesar os resultados já que iremos tratar dos efeitos da formação inicial dos professores. Dessa forma, a amostra geral foi composta por 83825 observações de professores, de 22983 escolas e 75038 turmas. Também se analisou alguns efeitos em amostras divididas por ano (2011, 2013, 2015 e 2017), por área geográfica das escolas (rural e urbana) e nível socioeconômico das escolas (INSE).

Utilizou-se as informações dos questionários dos docentes e as notas das suas turmas. Foram selecionadas as seguintes variáveis pré-tratamento dos professores: perfil sociodemográfico do docente (gênero, idade, etnia, região) e uma variável dummy que indica se o professor possuía experiência docente anterior à formação, conforme a Tabela 2 da Seção 4. Os cursos superiores dos grupos de tratamento na análise foram: Licenciatura em Matemática a Distância (MatD), Licenciatura em Matemática Presencial (MatP), Licenciatura em Letras a distância (PortD), Licenciatura em Letras presencial (PortP), outros cursos superiores a distância (OutD), outros cursos superiores presenciais (OutP). Também foi considerado um grupo de professores sem ensino superior, apenas com o Ensino Médio (EM).

O objetivo principal era de examinar o efeito do curso de formação do professor, Licenciatura em matemática a distância (MatD), nos resultados das turmas no teste de matemática da Prova Brasil. Como os indivíduos de cada grupo diferiam significativamente em relação às características observáveis (Tabela 2), utilizou-se um método que considera essas diferenças para comparar os efeitos dos tratamentos.

3.2. Estratégia de pesquisa

O padrão ideal para verificar o impacto de um tratamento seria a realização de um experimento (Greenland, Pearl & Robins, 1999), mas nesse caso particular, o tratamento já aconteceu e não foi possível utilizá-lo. Dessa forma, optou-se pelo método Propensity Score Matching (PSM), uma estratégia quase experimental utilizada em contextos de estudos observacionais (Austin, 2011).

As técnicas de escore de propensão suportam grandes números de variáveis, não requerem modelagem da média para o resultado, evitam extrapolações dos dados além do observado, e podem ser implementadas usando apenas as covariáveis de pré-tratamento e atribuições de tratamento dos participantes do estudo sem qualquer uso dos resultados (Stuart, 2002), eliminando os erros de especificação do modelo e evitando que o potencial de escolha da especificação do modelo seja influenciado pelo impacto no efeito estimado do tratamento (Rubin, 2001).

Importante enfatizar que esse método escolhido utiliza uma seleção de variáveis observadas (Tabela 2), e, portanto, a inferência sobre a estimativa causal dos tratamentos depende de não existir outras variáveis importantes que possam ter sido omitidas na análise. Como as bases de dados apresentam muitas restrições e até mesmo carência de dados dos professores, principalmente em relação às informações anteriores à atividade docente na escola que ele está sendo avaliado, esta foi uma limitação do estudo.

Comumente, os escores de propensão têm sido calculados com modelos probit ou logit (Rosenbaum e Rubin, 1983), e alguns deles consideram avaliações com múltiplos tratamentos (Lechner, 2001). Contudo, alguns estudos de estimativa do escore de propensão tem demonstrado que em termos de redução de viés e erro quadrático médio (MSE) os métodos de aprendizado de máquina superam os modelos de regressão logística simples, inclusive no cenário de múltiplos tratamentos (McCaffrey et al., 2013).

Um desses métodos é o GBM - *Generalized Boosted Regression Models* (ou modelo de regressão generalizada impulsionada) que estima o escore de propensão através de um processo iterativo de múltiplas árvores de regressão capturando relações complexas e não lineares entre a atribuição do tratamento e as covariáveis de pré-tratamento, sem sobreajuste dos dados (McCaffrey et al., 2013). Escolheu-se o GBM por sua capacidade de gerar múltiplos escores de propensão, com modelos mais flexíveis que se ajustam a um grande número de variáveis pré-tratamento, melhorando o equilíbrio entre os grupos.

3.3. *Generalized Boosted Regression Models* - GBM

O GBM baseia-se em ferramentas da aprendizagem de máquina, capazes de prever resultados com maior eficiência do que regressões tradicionais. Através de muitas árvores de regressão simples combinadas

iterativamente cria uma função constante por partes. Conforme McCaffrey et al. (2013), o algoritmo de ajuste iterativo começa com uma única árvore de regressão simples, e a cada nova iteração, outra árvore é adicionada. E essa nova árvore é escolhida por possibilitar o melhor ajuste para os resíduos do modelo da iteração anterior. Para as estimações deste artigo, foram escolhidos parâmetros intermediários (2000 arvores, interações bidirecionais, encolhimento com o escalar 0.01) a fim de melhorar a suavidade do modelo e o ajuste geral, minimizando o desequilíbrio nas covariáveis de pré-tratamento entre os grupos.

Para a estimativa dos pesos de propensão utilizou-se uma regra de parada para selecionar a interação ideal de GBM, o viés padronizado absoluto ou diferença média padronizada absoluta (*es.mean*), que usa um nível de desequilíbrio na mesma escala para todas as covariáveis, e as classificam pela quantidade de desequilíbrio, permitindo assim a visualização das covariáveis observadas mais e menos equilibradas. Baseados em Cohen (1988), consideramos o valor de 0,20 como uma diferença muito pequena e por isso aceitável. Também foram gerados gráficos e tabelas para verificar informações sobre o equilíbrio das covariáveis, sobreposição e os tamanhos das amostras efetivas (ESS).

McCaffrey et al. (2013) enfatizam que antes de estimar o ATE ou ATT é necessário o equilíbrio entre as distribuições ponderadas das covariáveis para os grupos de comparação. Dessa forma, conforme as covariáveis observadas calculou-se o escore de propensão baseado na ponderação pelo inverso da probabilidade de tratamento (IPTW – Inverse Probability of treatment weighting), que repondera uma amostra e faz a distribuição das covariáveis corresponder ao de qualquer um dos grupos de tratamento. Em grande parte, esse cálculo do escore ponderado remove as diferenças entre as amostras dos grupos que serão comparados. O IPTW é usado para estimar a média populacional do resultado potencial (μ_t) para cada valor de t e assim obter o efeito médio do tratamento. As estimativas $\mu_{t', t'}$ para diferentes pares de tratamentos (ATT) também usam ponderação, mas os pesos são modificados porque o interesse será a amostra de uma população específica.

Para ATE, o escore de propensão, ou seja, a probabilidade de que um indivíduo com características pré-tratamento X tenha de receber tratamento t é definido por $p_t(X) = pr(T[t] = 1|X)$, e a estimativa ponderada de μ_t é dada por:

$$\mu_t = \frac{\sum_{i=1}^n T_i(t) Y_i \omega_i(t)}{\sum_{i=1}^n T_i(t) \omega_i(t)} \quad (1)$$

No qual os pesos $\omega_i[t]$ são determinados por by: $\omega_i[t] = 1/p_t(X_i)$ (2)

Assim, os efeitos médios do tratamento de interesse são calculados com a substituição de $\mu_2 - \mu_1$ (potenciais) por $\hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1$ (estimadas). Esses pesos calculados para o ATE não servem para o ATT, pois eles garantem o equilíbrio entre o grupo $T=t'$ e a amostra inteira, e o grupo $T=t'$ e amostra inteira. Por isso, o GBM também foi ajustado para o ATT de um tratamento (t'). Estimou-se $\mu_{t', t'}$, que é a média dos resultados do grupo que recebe tratamento t' ponderada para corresponder ao grupo que recebe o tratamento t' .

Portanto, nesta estimação dos pesos para ATTs, o GBM ajusta o indicador de tratamento $T=t'$ usando apenas a subamostra com $T=t''$ e $T=t'$ e a regra de parada padrão para estimar o ATT com um tratamento binário. Assim, os indivíduos do grupo de tratamento t'' receberam pesos ATT que resultaram deste ajuste binário. O procedimento é repetido para todos $t'' \neq t'$ nesta abordagem com múltiplos tratamentos. Como a população-alvo deste estudo era os indivíduos de um tratamento específico, MatD, separadamente calculou-se pesos para o tratamento de forma que todas as outras amostras que sofreram outros tratamentos fiquem equivalentes aos grupos de interesse. Assim, os pesos fazem as distribuições das covariáveis corresponderem dentro dos grupos de comparação.

Resumidamente, estimar ATT envolve apenas dados de dois grupos e repetidamente estima-se outros dois grupos para obter os efeitos causais dos múltiplos tratamentos de interesse. Finalmente, estimou-se os escores de propensão, e os ATEs e ATTs em pares foram implementados por meio de ferramentas de ponderação e análise de grupos não equivalentes (*twang*), com o comando *mnps* (Cefalu & Buenaventura, 2017). Embora a ferramenta *twang* funcione originalmente no programa R, foi utilizado uma extensão dela no programa Stata 15 (Ridgeway et al., 2020).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção, são apresentados os resultados das análises realizadas. Inicialmente relatou-se o efeito do tratamento médio na população e em seguida o efeito do tratamento nos tratados do tratamento principal (licenciatura em matemática a distância). Ambas as análises são acompanhadas de tabelas ou gráficos demonstrando o balanceamento das variáveis após o cálculo do escore de propensão e os resultados das regressões. Também foram acrescentados os resultados por ano (2011, 2013, 2015 e 2017), para observar a variação dos efeitos, por área geográfica (urbana e rural), e por nível socioeconômico da escola.

4.1. Efeito do tratamento médio (ATE) dos múltiplos tratamentos

Como citado anteriormente, os professores da amostra deste estudo foram agrupados em um dos seis tipos de tratamentos (licenciaturas em matemática a distância ou presencial - MATD e MATP, Licenciatura em Letras a distância e presencial – PORTD e PORTP e outros cursos superiores a distância e presencial – OUTD e OUTP), ou no grupo controle - não participaram de nenhum dos tratamentos (EM).

Inicialmente, utilizou-se as variáveis pré-tratamento observadas para estimar o escore de propensão para os indivíduos da amostra conforme os tratamentos realizados, no intuito de equilibrar as variáveis dos grupos, tornando-os mais semelhantes para a comparação. Como indicador para verificar a suposição-chave de que cada unidade experimental tem uma probabilidade diferente de zero de receber o tratamento de interesse, são apresentados os gráficos de sobreposição das distribuições empíricas do escore de propensão com base na regra de parada “es.mean” (Figura 1).

Observou-se que para a maioria dos grupos de tratamento existe uma sobreposição razoável, com exceção dos tratamentos “OUTD” e “PORTD”, possivelmente porque o número de observações desses grupos já era muito pequeno antes da ponderação, e após a ponderação as amostras efetivas desses grupos diminuíram ainda mais em comparação com a amostra dos outros tratamentos, dificultando o pareamento. Portanto, para estes dois casos relatou-se os resultados do efeito médio, mas com estas ressalvas.

Em relação ao equilíbrio adequado das covariáveis pré-tratamento, a Figura 2 aponta que as estatísticas de equilíbrio das variáveis ficaram bem balanceadas, após as interações com 2000 árvores. Nenhuma delas permaneceram com o valor da estatística maior que 0.20. Após a verificação do balanceamento dos grupos e certificação de que eles estão devidamente equilibrados em relação às variáveis pré-tratamento, estimou-se o efeito do tratamento médio usando os pesos gerados pelo escore de propensão.

Verificou-se na Tabela 2 que o efeito médio dos tratamentos (ATE) sobre a proficiência de matemática das turmas nas quais esses professores lecionaram são diferentes, conforme o tipo e a modalidade da formação do professor. Inicialmente, observa-se que o efeito padronizado (média igual a 0 e um desvio padrão igual a 1) dos tratamentos de nível superior são sempre positivos e significativos em relação aos professores que não possuem nenhum tipo de formação superior (EM), diferentemente do estudo de Marioni, Freguglia, Menezes-Filho (2019) que não encontraram efeitos significantes da formação de professores nos resultados de matemática. Esse efeito chega a 0.23 e 0.22 desvios padrão quando esses professores são formados em matemática presencial ou a distância, respectivamente, o que equivale a cerca de 5 pontos na prova Brasil de matemática. Os resultados estão em consonância com Nye et al. (2004) e Rivikin et al. (2005) sobre os efeitos positivos da formação específica de matemática.

De forma geral, os efeitos encontrados coadunam com Clotfelter (2010), mas com magnitude ainda maior para alguns tratamentos, já que ele encontrou uma média de 0,12 desvio padrão de aumento da nota do aluno quando o professor tinha formação específica em matemática.

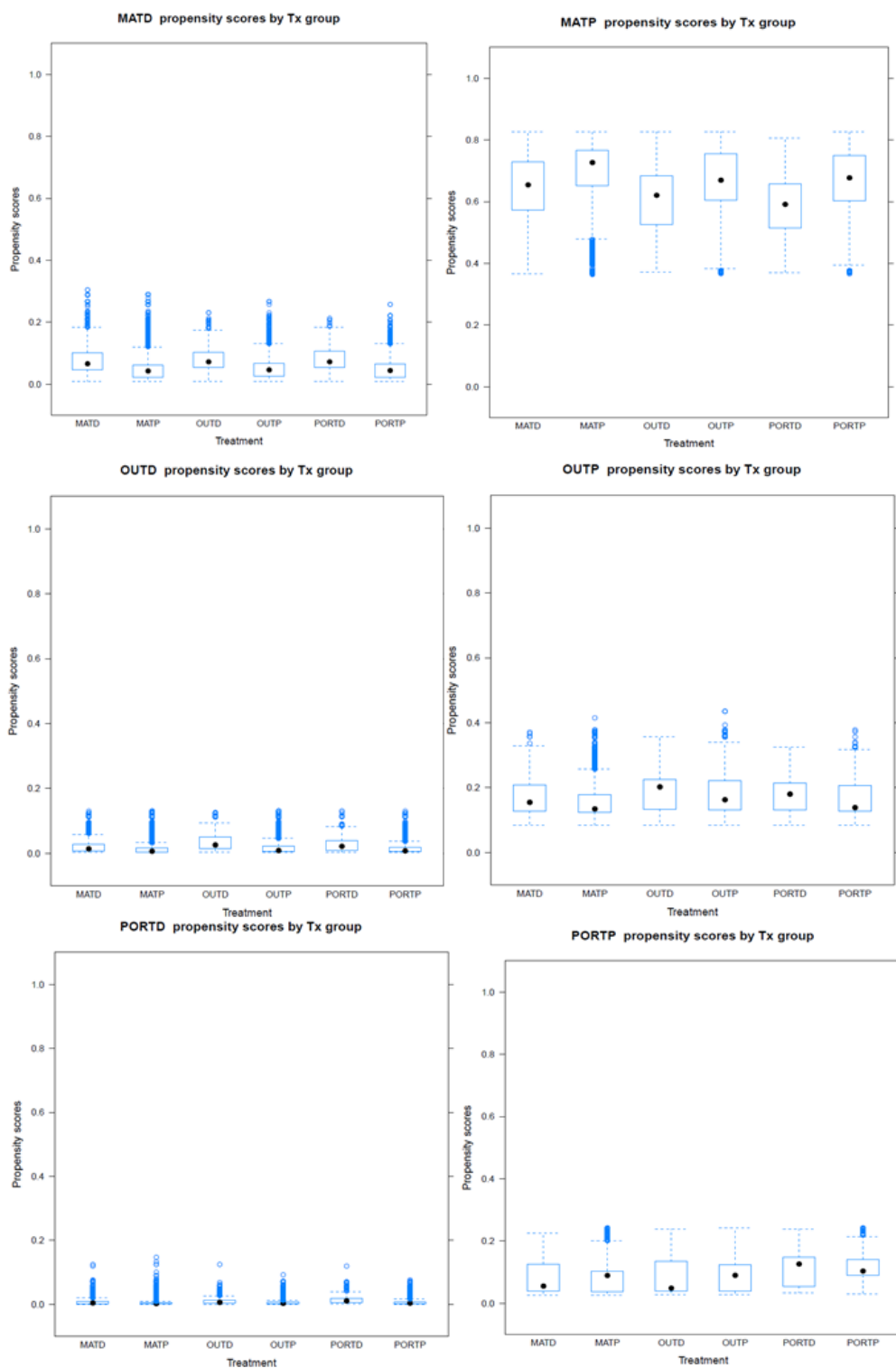


Figura 1. Gráficos de sobreposição para cada tratamento da amostra em relação aos demais grupos de comparação

Nota. Fonte: dados da pesquisa

Constatou-se ainda que os efeitos dos professores Licenciados em Matemática a Distância não são estatisticamente diferentes dos Licenciados em matemática presencial, e, portanto, para esta área específica, a modalidade do curso feito pelo professor não influencia nos resultados de matemática das turmas na Prova Brasil. Levando em consideração que a qualidade dos cursos acadêmicos impactam na prática docente, nossos resultados estão em conformidade com Driscoll (2012) Deschacht e Goeman (2015), Fishman et al., (2013), Binmohsen & Abrahams (2020) pois eles também não encontraram diferenças significantes nos resultados dos acadêmicos que realizaram cursos superiores presenciais ou a distância.

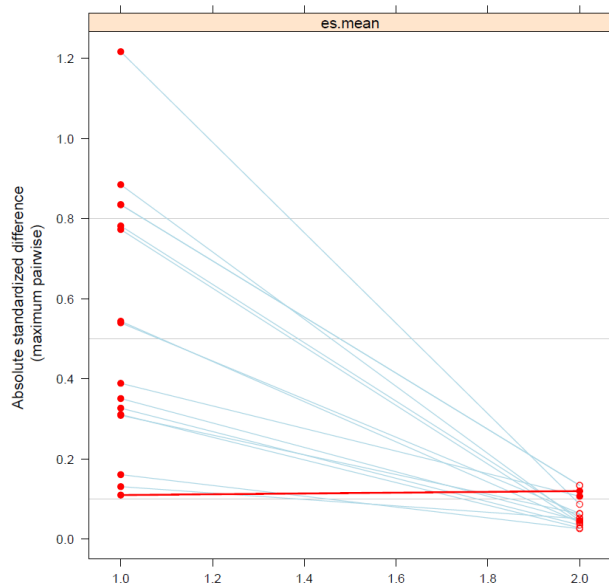


Figura 2. Resumo do equilíbrio das covariáveis antes e depois do balanceamento

Nota. Cada ponto sólido vermelho representa uma covariável desbalanceada. Cada ponto oco vermelho representa uma variável balanceada. A linha vermelha indica que a diferença entre os grupos aumentou. Enquanto a linha azul indica que a diferença diminuiu. Fonte: dados da pesquisa

Tabela 1

Resultados dos efeitos médios de múltiplos tratamento

			Pairwise comparisons of adjusted predictions			
			Delta-method		Unadjusted	
			Contrast	Std.Err.	95% Conf.	Interval
treat2						
MATD	vs	EM	0.217***	0.0346	0.150	0.285
MATP	vs	EM	0.231***	0.0286	0.175	0.287
OUTD	vs	EM	0.0966*	0.0546	-0.0105	0.204
OUTP	vs	EM	0.0752***	0.0297	0.0170	0.133
PORTD	vs	EM	0.204***	0.104	0.00150	0.407
PORTP	vs	EM	0.0763***	0.0321	0.0133	0.139
MATP	vs	MATD	0.0136	0.0203	-0.0261	0.0533
OUTD	vs	MATD	-0.121**	0.0508	-0.220	-0.0212
OUTP	vs	MATD	-0.142***	0.0217	-0.185	-0.0995
PORTD	vs	MATD	-0.0128	0.102	-0.212	0.186
PORTP	vs	MATD	-0.141***	0.0249	-0.190	-0.0921
OUTD	vs	MATP	-0.134***	0.0469	-0.226	-0.0422
OUTP	vs	MATP	-0.156**	0.00990	-0.175	-0.136
PORTD	vs	MATP	-0.0264	0.0997	-0.222	0.169
PORTP	vs	MATP	-0.155***	0.0158	-0.185	-0.124
OUTP	vs	OUTD	-0.0214	0.0476	-0.115	0.0718
PORTD	vs	OUTD	0.108	0.110	-0.108	0.323
PORTP	vs	OUTD	-0.0203	0.0491	-0.117	0.0760
PORTD	vs	OUTP	0.129	0.1000	-0.0667	0.325
PORTP	vs	OUTP	0.00110	0.0176	-0.0334	0.0356
PORTP	vs	PORTD	-0.128	0.101	-0.326	0.0693

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

Nota. Fonte: dados da pesquisa

Todos os outros tratamentos diminuem as pontuações dos testes quando comparado à MATD ou MATP, e são estatisticamente significantes, com exceção do tratamento “PORTD” que comparado a “MATP” e “MATD” não apresenta significância estatística. Contudo, não é possível afirmar que os efeitos desse tratamento são iguais aos tratamentos com matemática, pois esse tratamento estava subrepresentado em relação a sobreposição com os outros grupos (Figura 1) e por isso precisa ser interpretado com cuidado.

Em relação aos professores de matemática sem formação na área, foi observado que não há diferenças estatisticamente significantes entre eles. Ou seja, é indiferente às turmas possuírem um professor de matemática formado em língua portuguesa ou em outras áreas diferentes de matemática (independente da modalidade), pois os resultados serão similares.

Observa-se, portanto que a formação específica do professor de matemática é importante e agrega resultados positivos aos alunos, como identificado nos estudos de Nye et al. (2004), Rivkin et al. (2005), Goldhaber (2007), Metzler & Woessman (2012), Clotfelter, et al. (2010), Goldhaber et al. (2013) Silva Filho (2019).

4.2. Efeito do Tratamento nos Tratados (ATT)

Para este resultado, o interesse principal é o efeito do tratamento MATD (matemática a distância) nos resultados de matemática das turmas atribuídas aos professores que foram beneficiados com esse tratamento, em comparação com os outros cinco tratamentos e ao grupo sem tratamento de nível superior. Portanto, nas inferências sobre a eficácia relativa dos grupos analisados foram considerados os efeitos em indivíduos como os que realizaram o curso de matemática a distância. Na Tabela 2 as médias não ponderadas indicam que muitas variáveis diferiam significativamente entre os grupos de tratamento. Portanto, foram utilizados os escores de propensão para ponderar e gerar grupos de comparação mais semelhantes, o que pode ser observado pelas médias ponderadas após o balanceamento na Tabela 2.

Tabela 2

Médias das variáveis pré-tratamento de todos os grupos analisados antes e depois da ponderação

Variable	Unweighted averages							Weighted averages						
	MATD	EM	MATP	OUTD	OUTP	PORTD	PORTP	MATD	EM	MATP	OUTD	OUTP	PORTD	PORTP
Female	0.492	0.385*	0.544*	0.487	0.542*	0.747*	0.800*	0.492	0.471	0.493	0.507	0.495	0.517	0.498
Male	0.508	0.615*	0.456*	0.513	0.458*	0.253*	0.200*	0.508	0.529	0.507	0.493	0.505	0.483	0.502
White	0.370	0.331*	0.544*	0.275*	0.493*	0.318*	0.511*	0.370	0.374	0.371	0.379	0.373	0.387	0.368
Brown	0.476	0.499	0.335*	0.597*	0.372*	0.517*	0.348*	0.476	0.465	0.475	0.481	0.475	0.485	0.476
Black	0.103	0.110	0.074*	0.093	0.090	0.096	0.094	0.103	0.106	0.103	0.094	0.104	0.096	0.106
otherethni	0.047	0.058*	0.043	0.036*	0.044	0.054	0.042	0.047	0.052	0.047	0.045	0.046	0.029*	0.045
Old29	0.194	0.531*	0.193	0.206	0.253*	0.165*	0.193	0.194	0.214	0.194	0.189	0.195	0.201	0.194
Old30to39	0.377	0.276*	0.336*	0.421*	0.309*	0.416*	0.337*	0.377	0.404	0.378	0.392	0.377	0.386	0.372
Old40to49	0.286	0.128*	0.289	0.273	0.256*	0.302	0.292	0.286	0.258*	0.286	0.284	0.288	0.295	0.294
Old50	0.142	0.065*	0.182*	0.100*	0.181*	0.116*	0.178*	0.142	0.129	0.142	0.142	0.139	0.123	0.139
NorthEast	0.307	0.489*	0.176*	0.500*	0.319	0.416*	0.218*	0.307	0.323	0.306	0.317	0.311	0.307	0.305
North	0.115	0.073*	0.090*	0.154*	0.061*	0.114	0.095*	0.115	0.115	0.115	0.111	0.116	0.117	0.125
Southeast	0.399	0.230*	0.601*	0.211*	0.474*	0.258*	0.511*	0.399	0.391	0.405	0.401	0.397	0.399	0.399
Midwest	0.081	0.083	0.064*	0.104*	0.063*	0.101*	0.074	0.081	0.059*	0.081	0.077	0.079	0.072	0.079
South	0.099	0.125*	0.068*	0.031*	0.082*	0.111	0.101	0.099	0.112	0.099	0.094	0.097	0.105	0.098
ExpDpre	0.422	0.049*	0.203*	0.531*	0.205*	0.551*	0.253*	0.422	0.388*	0.421	0.411	0.425	0.424	0.419
N/ESS	3924	4063	55004	1118	12736	387	6593	3924	875	33741	723	7825	222	3216

Nota. Células marcadas com * denotam covariáveis de pré-tratamento que são estatisticamente diferentes entre um determinado grupo e o de interesse (MATD). Fonte: dados da pesquisa.

Apenas quatro variáveis permaneceram com diferenças estatisticamente significantes, contudo, aparentemente essas diferenças são muito pequenas para gerar um problema grave. Nos grupos “OUTD” e “PORTD” a amostra efetiva (ESS) ficou bastante reduzida em comparação ao tratamento de interesse (MATD). Esse fato aconteceu porque o número de observações dos dois grupos já era pequeno, e porque o balanceamento das variáveis, na busca por grupos mais homogêneos, tem a tendência de diminuir o grupo do tratamento que será comparado. No grupo “EM” a redução aconteceu porque os grupos eram bastante diferentes no início, e na busca pelo equilíbrio das covariáveis a ponderação reduziu a amostra efetiva apta

para comparar com o grupo “MATD”. Esses grupos foram os mais afetados quanto à sobreposição, portanto, para a inferência, a literatura, quando existir, será usada para endossar a validade dos resultados.

Apesar do tamanho efetivo das amostras, os gráficos de balanceamento das variáveis (Figura 2) indicam que os grupos são suficientemente semelhantes para a estimação do efeito de tratamento nos tratados. Em alguns grupos haviam variáveis desbalanceadas, e esses valores eram maiores para os tratamentos relacionados ao curso de português e os grupos que não tinham ensino superior (EM). Percebe-se ainda que algumas variáveis tiveram seus valores aumentados após a ponderação (linha vermelha), indicando que essas variáveis eram mais balanceadas antes da ponderação. Contudo, para as estatísticas de tendência padrão os valores menores que 0,20 são diferenças insignificantes (Cohen, 1988), e, portanto, a Figura 3 indica que o equilíbrio das variáveis pré-tratamento em cada grupo de comparação após a ponderação foi alcançado.

Considerando o curso de licenciatura em matemática a distância (MATD) como o tratamento de interesse, a análise geral (Coluna 1, Tabela 3) indica que professores sem graduação, ou graduados em outras áreas (independente da modalidade) tem um efeito negativo sobre o desempenho de matemática das turmas que lecionam quando comparados com o grupo de interesse. Professores sem curso superior causam um efeito negativo estatisticamente significativo de 0,23 desvios padrão, ou seja, cerca de 5 pontos na prova Brasil de matemática. Os efeitos dos outros tratamentos (como OUTD, OUTP e PORTP) foram menores, negativos e significativos em quase todos na amostra completa com os quatro anos, mas na análise por ano, as amostras efetivas desses grupos tornaram-se muito pequenas dificultando inferências precisas para esses grupos de comparação.

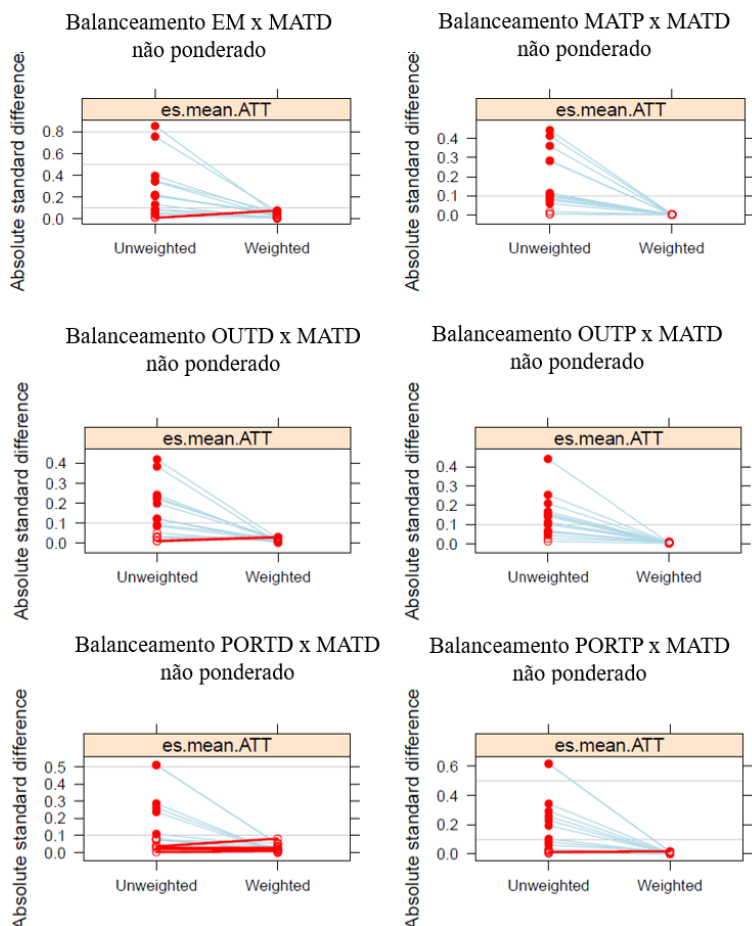


Figura 3. Gráficos de balanceamentos das variáveis pré-tratamento

Nota. Fonte: dados da pesquisa

Esses resultados, reafirmam a importância não só da formação superior, mas principalmente da formação específica em matemática para os resultados estudantis nos testes de matemática, conforme já

apontado nos estudos de Nye et al. (2004), Rivkin et al. (2005), Goldhaber (2007), Metzler & Woessman (2012), Clotfelter, et al. (2010), Goldhaber et al. (2013) Silva Filho (2019).

Assim como no ATE, o efeito do tratamento sobre os tratados com licenciatura em matemática a distância não apresenta diferença estatisticamente significativa em relação a matemática presencial, em consonância com a teoria da equivalência de Simonson et al. (1999) que defende que somente a modalidade do curso não altera os resultados acadêmicos se todos os outros fatores atrelados ao curso (estrutura, currículo, etc.) forem semelhantes. Portanto, estes resultados, de forma geral, fornecem evidências de que, no contexto brasileiro, os cursos de matemática em ambas modalidades parecem similares e, desta forma, são equivalentes em termos de resultados dos professores em serviço.

A diferença entre esses cursos vem se modificando, os últimos resultados da Prova Brasil apresentam diferenças significativas a nível de 1% entre as duas modalidades, conforme a Tabela 3. Professores com licenciatura em matemática presencial apresentaram um efeito de 0,11 e 0,09 desvios padrão em média nos anos de 2015 e 2017, o que equivale a cerca de 2.5 pontos nos resultados das suas turmas em matemática quando comparado as turmas com professores formados em matemática a distância. Anstine e Skidmore (2005) e Kan e Cheung (2007) apontam evidências da inferioridade da qualidade do curso a distância em relação ao presencial.

Tabela 3

Efeito médio dos tratados com Matemática a distância sobre o resultado dos testes de matemática em relação aos demais grupos de comparação

Treatments	Geral	MATD			
		2011	2013	2015	2017
EM	-0.225*** (0.0398)	-0.224** (0.0944)	-0.112 (0.0744)	-0.285*** (0.0885)	-0.166* (0.0863)
MATP	0.00664 (0.0173)	-0.00844 (0.0350)	0.00932 (0.0372)	0.110*** (0.0315)	0.0993*** (0.0371)
OUTD	-0.0975** (0.0436)	-0.0231 (0.0789)	-0.116 (0.0743)	-0.132 (0.0815)	-0.193* (0.102)
OUTP	-0.144*** (0.0200)	-0.146*** (0.0397)	-0.0707* (0.0416)	-0.00128 (0.0372)	-0.0237 (0.0495)
PORTD	-0.0317 (0.0778)	-0.0918 (0.0886)	0.410** (0.208)	-0.123 (0.102)	-0.316** (0.133)
PORTP	-0.122*** (0.0251)	-0.0540 (0.0440)	-0.0353 (0.0586)	0.0269 (0.0589)	-0.151 (0.0935)
Constant	-0.0728*** (0.0164)	-0.0932*** (0.0336)	-0.0652* (0.0354)	-0.178*** (0.0293)	-0.118*** (0.0344)
Observations	83,825	27,808	21,544	21,449	13,024
R-squared	0.006	0.005	0.021	0.014	0.015

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

Nota. Fonte: dados da pesquisa

No contexto brasileiro, o relatório do Todos Pela Educação [TPE] (2019) avaliou a qualidade dos cursos de formação de professores (licenciaturas) no Brasil, e concluiu que os licenciados a distância têm resultados na prova ENADE (2017) menores do que os do ensino presencial, sugerindo que a qualidade dos cursos EAD é inferior à dos cursos presenciais. Embora os dados utilizados pelo TPE difiram dos dados desta pesquisa (TPE usa concluintes, enquanto este artigo utilizou dados de professores em serviço e as notas dos alunos deles) e aos períodos analisados, esta verificação dos resultados com MATD ao longo dos anos retratam de fato uma regressão mais recente nos efeitos deste tipo de curso em comparação com MATP. A Prova Brasil do ano de 2019 poderia solidificar esses resultados, mas os questionários desse ano não contemplam o tipo e a modalidade de formação dos professores, impossibilitando a reunião desses dados nesta análise.

Nesse sentido, buscou-se constatar se o tempo de formação no ensino superior modificava os efeitos da formação dos professores. Os dados da Tabela 4 indicam que não há diferenças estatisticamente significantes entre as modalidades de licenciatura em matemática. Da mesma forma que os efeitos negativos

advindos do grupo de controle ou tratados em outras áreas continuaram significativos. Esse efeito vai aumentando à medida que o tempo passa, e, pode estar relacionado a experiência do professor, conforme destacam Marioni, Freguglia, Menezes-Filho (2019) que verificam ganhos de desempenho dos alunos à medida que a experiência dos professores aumentava. Por outro lado, os resultados diferem Rivikin e Hanushek (2006) que só observaram efeitos da experiência do professor nos anos iniciais da formação.

Tabela 4

Comparação do efeito da formação a distância em matemática conforme o tempo de formação do professor com o ensino superior

MATD	2 anos	3 a 7 anos	8 a 14anos	15 a 20anos	20 anos ou mais
EM	-0.159*** (0.0490)	-0.178*** (0.0421)	-0.324*** (0.0701)	-0.320*** (0.0793)	-0.434*** (0.118)
MATP	-0.0470 (0.0376)	0.00635 (0.0256)	-0.0264 (0.0341)	-0.0589 (0.0657)	-0.175* (0.0960)
OUTD	-0.106 (0.0758)	-0.145** (0.0586)	-0.116 (0.0957)	-0.0607 (0.167)	-0.342 (0.250)
OUTP	-0.159*** (0.0449)	-0.146*** (0.0299)	-0.171*** (0.0397)	-0.244*** (0.0706)	-0.373*** (0.0981)
PORTD	-0.139 (0.109)	-0.0744 (0.112)	0.194 (0.187)	-0.377* (0.209)	-0.267 (0.362)
PORTP	-0.212*** (0.0704)	-0.113*** (0.0377)	-0.139*** (0.0474)	-0.236*** (0.0812)	-0.304*** (0.104)
Constant	0.0393 (0.0341)	-0.0115 (0.0240)	0.0441 (0.0327)	0.158** (0.0641)	0.295*** (0.0951)
Observations	14,583	29,188	24,950	14,737	16,421
R-squared	0.005	0.005	0.018	0.018	0.017

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

Concluimos, portanto, que é notório o prejuízo do aluno em possuir um professor de matemática que não possui um curso superior, ou que não é licenciado em matemática, e considerando a análise geral, os efeitos das modalidades da formação dos professores em matemática são equivalentes.

4.3 Análise dos efeitos da licenciatura em matemática a distância por área (urbana e rural) e por Nível Sócio Econômico da Escola (INSE)

A extensão do território brasileiro acarreta diferenças substanciais para o contexto da educação (Gatti et al., 2019) e um simples olhar para o desempenho médio das áreas rurais e urbanas, 232.49 e 247.62 respectivamente, nos indica essas disparidades. Além disso, na busca pela formação superior dos professores brasileiros, os municípios do interior do Brasil foram os maiores beneficiados com os cursos superiores na modalidade a distância, conforme os dados abertos da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (2020). Por isso, embora os modelos anteriormente utilizados tenham considerado as variáveis de Região, também se averiguou os efeitos para uma amostra por área.

A Tabela 5 indica que o efeito do professor possuir formação em matemática a distância, sobre os resultados de matemática, não é estatisticamente diferente do efeito do professor com licenciatura em matemática presencial tanto para as áreas rurais quanto urbanas, confirmando os resultados anteriores para amostra completa com os quatro anos. Os efeitos das outras licenciaturas em comparação com MATD também se mostraram semelhantes aos resultados anteriores.

Destaca-se que nesta análise por área o efeito negativo dos professores sem formação superior (EM) nas áreas rurais foi muito grande, cerca de 0,47 desvios padrão em média, ou seja, uma diminuição de mais de 10 pontos na nota dos alunos em matemática. Esse efeito é relevante, pois cerca de 14% dos professores das áreas rurais não possuem formação superior, o que retrata uma mudança urgente dessa realidade a fim de melhorar a qualidade da educação básica nas áreas rurais. Esses resultados também demonstram que as

decisões de efetivar políticas públicas de democratização do acesso ao ensino superior e formação superior, inclusive com a EAD, são necessárias e importantes para a transformação da situação educacional destas regiões distantes geograficamente dos polos universitários.

Tabela 5

Efeito médio do tratamento nos tratados com MATD em relação aos demais grupos de comparação

Treatments	MATD		Baixo	MATD	
	Urbana	Rural		Intermediário	Alto
EM	-0.136*** (0.0463)	-0.470*** (0.0777)	-0.462*** (0.0912)	-0.161*** (0.0486)	-0.285*** (0.110)
MATP	-0.00402 (0.0185)	-0.0456 (0.0488)	-0.0481 (0.0384)	-0.0477** (0.0211)	0.0286 (0.0822)
OUTD	-0.0717 (0.0484)	-0.145* (0.0826)	-0.0925 (0.0819)	-0.0499 (0.0545)	-0.175 (0.278)
OUTP	-0.133*** (0.0213)	-0.252*** (0.0550)	-0.227*** (0.0596)	-0.171*** (0.0241)	-0.209* (0.112)
PORTD	-0.0108 (0.0882)	-0.102 (0.133)	-0.121 (0.104)	0.00550 (0.0978)	-0.0544 (0.304)
PORTP	-0.126*** (0.0269)	-0.113 (0.0735)	-0.200*** (0.0714)	-0.205*** (0.0279)	-0.0439 (0.103)
Constant	-0.0612*** (0.0176)	0.129*** (0.0445)	0.182*** (0.0318)	-0.000790 (0.0203)	-0.0871 (0.0769)
Observations	76,671	7,154	12,686	66,295	4,844
R-squared	0.003	0.022	0.018	0.006	0.016

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

Muitos autores como Brooke & Soares (2008); Stewart (2008), Mahendra e Marin (2015) e Liu et al. (2020) discutem a influência da realidade socioeconômica da escola e dos alunos como um fator relevante para o desempenho dos estudantes e dos professores. O Brasil classifica as escolas quanto ao seu nível socioeconômico, revelando informações a respeito da renda familiar, à posse de bens e à contratação de serviços de empregados domésticos pela família dos estudantes, além do nível de escolaridade de seus pais ou responsáveis. Esse índice socioeconômico (INSE) está em uma escala de 1 a 6, onde o nível 1 é o pior e 6 é o melhor. Observou-se que existe uma correlação positiva (0.43) entre o INSE e o desempenho dos alunos em matemática e para evitar que esses fatores contaminassem os resultados aplicou-se os mesmos procedimentos das estimações anteriores em amostras segmentadas por INSE.

Como as escolas públicas de nível 5 e 6 são escassas no Brasil, e no nível 6 o tratamento a distância tem pouquíssima representação, para obter amostras mais balanceadas esse índice passou por uma nova reclassificação: nível sócio econômico baixo (INSE 1 e INSE 2), intermediário (INSE 3 e INSE 4) e alto (INSE 5 e INSE 6) e assim foi possível reanalisar os resultados, apresentados no lado direito da Tabela 5.

Inicialmente infere-se que a presença dos professores com formação em EAD é bem diversificada entre as escolas e seus níveis de INSE: no nível econômico baixo, existem 14,3% de professores com formação a distância, enquanto nos níveis intermediário e alto esse número é de 5,3% e 3,1%, respectivamente. Diante desses dados, e da ciência de que as escolas públicas possuem algum tipo de seleção de professores (concurso público ou processo seletivo temporário), observou-se que os professores provenientes do ensino a distância estão mais propensos a trabalharem em escolas das áreas rurais ou fora das capitais, e com INSE mais baixos, que já possuem um contexto mais deficitário em relação às outras, e consequentemente com piores resultados nos exames nacionais.

Essa distribuição dos professores parece ir ao encontro do relatório do Todos Pela Educação (2019), que indica que a formação de professores na EAD é inferior aos cursos presenciais, e, portanto, os formados com a EAD têm mais chances de admissão em escolas menos seletivas, onde normalmente as notas e a concorrência para o cargo são mais baixas. Contudo, ressalta-se que apesar da expansão das licenciaturas

com EAD, o número de graduados ainda é inferior aos do ensino presencial (cerca de 1/3 dos concluintes do ensino superior em 2019 eram na EAD).

Conforme a Tabela 5, os resultados demonstram que o efeito da modalidade de formação do professor é influenciado pelo nível socioeconômico da escola, mas em graus diferentes. No nível mais alto, por exemplo, parece haver fatores relacionados às condições dos alunos que diminuem o efeito da formação dos professores. Enquanto no nível mais baixo e intermediário, o efeito da formação dos professores é mais forte, e uma ênfase maior na qualificação dos professores pode ajudar a melhorar o resultado dos alunos desses níveis.

Por fim, é importante esclarecer que os resultados apresentados foram coletados a partir da interação de 2000 árvores de regressão (apesar do padrão ser 10000), pois as medidas de equilíbrio se mostravam bastante otimizadas com bem menos que esse número (Apêndice A), e, portanto, sem evidências suficientes de que era necessário executar o comando com um número maior de interações. Contudo, para fins de robustez dos resultados testou-se os mesmos modelos em todas as situações, diminuindo (1000) e aumentando (3000) o número de árvores, e os resultados permaneceram sem diferenças relevantes.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste artigo foram avaliados os efeitos da modalidade do curso de formação do professor sobre o desempenho das turmas que participaram da Prova Brasil (2011, 2013, 2015 e 2017). Concluiu-se que se o professor de matemática for licenciado em matemática os efeitos da modalidade (a distância ou presencial) sobre a nota de matemática não são estatisticamente diferentes. Contudo, professores de matemática graduados fora da área ou sem ensino superior geram um efeito negativo no desempenho dos alunos em matemática. Portanto, os gestores educacionais devem observar que apenas políticas de formação de nível superior não são suficientes para melhorar o desempenho docente, é necessário que a formação específica do professor na área que ele leciona seja garantida para que a melhoria da qualificação dos docentes possa contribuir de maneira mais significativa para os resultados educacionais.

Os resultados destacados no corpo do artigo também demonstram que os efeitos da formação de professores nos resultados educacionais dos estudantes podem variar conforme as características das escolas e dos alunos. Escolas das áreas rurais e com nível socioeconômico dos alunos mais baixos são mais impactadas pela baixa qualificação dos professores, enquanto escolas das áreas urbanas, capitais e de INSE mais altos sofrem efeitos menores.

Dessa forma, investimentos em ações de formação de professores que contemplem profissionais das áreas rurais, municípios do interior dos estados e com nível socioeconômico mais baixo são extremamente importantes e necessárias. Políticas de formação de professores com o uso da EAD podem ser relevantes nesse contexto, visto que, no geral, os efeitos encontrados indicam que idealmente o professor de matemática deve possuir a licenciatura na área específica que leciona, independentemente da modalidade.

O uso do GBM para a estimação do score de propensão e da ferramenta estatística TWANG foi útil por favorecer a análise concomitante de múltiplos tratamentos, e o balanceamento das características nos grupos de comparação de forma eficiente. O principal desafio deste trabalho foi a escolha das variáveis pré-tratamento, pois os dados abertos dos órgãos oficiais disponibilizados diminuíram muitas das possibilidades de uso das variáveis, e este tipo de método utilizado depende do máximo de covariáveis pré-tratamento determinantes para o tratamento.

Na literatura brasileira, este estudo representa uma primeira tentativa de avaliar os efeitos da modalidade de formação de professores sobre o desempenho dos estudantes utilizando um método econométrico quase experimental, baseado nas observáveis, com potencial de contribuição tanto para o debate sobre a formação com ensino a distância quanto para as discussões gerenciais das políticas do governo federal, mesmo com as limitações enfrentadas.

Por fim, para estudos futuros sugere-se a inclusão de outras variáveis pré-tratamento, a ampliação da amostra, inclusive que contemplem outras disciplinas e níveis de ensino, como o nível médio. Recomenda-se que outros métodos estatísticos, como o de valor agregado, que relacionam o professor aos seus alunos individualmente, sejam utilizados.

REFERÊNCIAS

- Anstine, J. & Mark S. (2005). A Small Sample Study of Traditional and Online Courses with Sample Selection Adjustment. *The Journal of Economic Education*, 36(2), 107–127. <https://www.jstor.org/stable/30042641>
- Binmohsen, S. A & Abrahams, I. (2020): Science teachers' continuing professional development: online vs face-to-face. *Research in Science & Technological Education*, 1, 1-29. <https://doi.org/10.1080/02635143.2020.1785857>
- Brooke, N. Soares, J. F. (2008). Pesquisa em eficácia escolar: origens e trajetórias. Belo Horizonte: Editora da UFMG, 2008.
- Cefalu, M. & Maya B. (2017). Propensity Scores for Multiple Treatments: A Tutorial on the MNPS Command for Stata Users. Santa Monica, CA: RAND Corporation, 2017. <https://www.rand.org/pubs/tools/TL170z1.html>
- Chetty, R., Friedman, J. N., & Rockoff, J. E. (2014). Measuring the impacts of teachers I: Evaluating bias in teacher value-added estimates. *American Economic Review*, 104(9), 2593–2632. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.104.9.2593>
- Clotfelter, C. T., Ladd, H. F. & Vigdor, J. L. (2010). Teacher Credentials and Student Achievement in High School: A Cross-Subject Analysis with Student Fixed Effects, *Journal of Human Resources*, 45(3). <https://www.jstor.org/stable/25703472>
- Cohen J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, (2a ed). Lawrence Erlbaum: New Jersey, EUA.
- Deschacht, N., & Goeman, K. (2015). The effect of blended learning on course persistence and performance of adult learners: A difference-in-differences analysis. *Computers & Education*, 87, 83-89. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2015.03.020>
- Driscoll, A., Jicha, K., Hunt, A. N., Tichavsky, L., & Thompson, G. (2012). Can Online Courses Deliver In - class Results? A Comparison of Student Performance and Satisfaction in an Online versus a Face-to-face Introductory Sociology Course. *Teaching Sociology*, 40(4), 312- 331. <https://doi.org/10.1177/0092055X12446624>
- Fernandes, M. M. (2013). Ensaio em microeconomia aplicada (Tese de Doutorado), Departamento de Economia, PUC-Rio, Rio de Janeiro, Brasil. http://www2.dbd.puc-rio.br/pergamum/tesesabertas/0812111_2013_completo.pdf
- Fishman, B., Konstantopoulos, S., Kubitskey, B., Vath, R., Park, G. Johnson, H. & Edelson, D. (2013). Comparing the Impact of Online and Face-to-Face Professional Development in the Context of Curriculum Implementation. *Journal of Teacher Education*, 64, 426-438. <https://doi.org/10.1177/0022487113494413>
- Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (2020). Universidade Aberta do Brasil. <https://www.gov.br/capes/pt-br/aceso-a-informacao/acoes-e-programas/educacao-a-distancia/uab>
- Gatti, B. A., Barretto, E.S.S., André, M. E. D. A. & Almeida, P. C. A. (2019). Professores do Brasil: novos cenários de formação. Brasília. BR: UNESCO, 351p. https://www.fcc.org.br/fcc/wp-content/uploads/2019/05/Livro_ProfessoresDoBrasil.pdf
- Goldhaber, D. (2007). Everyone's Doing It, But What Does Teacher Testing Tell Us About Teacher Effectiveness? *Journal of Human Resources*, 42(4), 765-794. <https://www.jstor.org/stable/40057329>
- Goldhaber, D., Liddle, S. & Theobald, R. (2013). The gateway to the profession: Assessing teacher preparation programs based on student achievement. *Economics of Education Review*, 34(C), 29-44. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2013.01.011>
- Greenland, S., Robins, J. M. & Pearl, J. (1999). Confounding and Collapsibility in Causal Inference. *Statist. Sci.* 14(1), 29-46. <https://doi.org/10.1214/ss/1009211805>
- Guimarães, R. (2014). The effect of teacher content knowledge on student achievement: A quantitative case analysis of six Brazilian states. *Reuniões da ABAVE*, 7, 265–278.
- Hanushek, E. A. (2020). Education Production Functions. In *The Economics of Education: A Comprehensive Overview*, (2a ed). London: Academic Press.
- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). (2020). *Relatório do 3º ciclo de monitoramento das metas do PNE-2020*. Brasília, BR: INEP. http://inep.gov.br/informacao-da-publicacao/-/asset_publisher/6JYIsGMAMkW1/document/id/6974122

- Kan, A. C. N. & Cheung L. L. M. (2007). Relative Effects of Distance versus Traditional Course Delivery on Student Performance in Hong Kong. *International Journal of Management*, 27 (4), 763-823
- Lechner, M. (2001). Identification and estimation of causal effects of multiple treatments under the conditional Independence assumption. *Econometric Evaluation of Labour Market Policies*, 1, 43-58. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-57615-7_3
- Marioni, L. S., Freguglia, S. R. & Menezes-Filho, N. A. (2020). The impacts of teacher working conditions and human capital on student achievement: evidence from brazilian longitudinal data. *Applied Economics*, 52(6), 568-582. <https://doi.org/10.1080/00036846.2019.1650885>
- McCaffrey, D. F.; Griffin, B. A.; Almirall, D.; Slaughter, M. E.; Rajeev Ramchand, R.; Burgette L. F. (2013). A tutorial on propensity score estimation for multiple treatments using generalized boosted models. *Statist. Med.* 30;32(19), 3388-414. <https://doi.org/10.1002/sim.5753>
- Metzler, J., & Woessmann, L. (2012). The impact of teacher subject knowledge on student achievement: Evidence from within-teacher within-student variation. *Journal of Development Economics*, 99(2), 486–496. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2012.06.002>
- Nye, B., Konstanpoulos, S., & Hedges, L. V. (2004). How large are teacher effects? *Educational evaluation and policy analysis*, 26(3), 237–257. <https://doi.org/10.3102/01623737026003237>
- Organização para a Cooperação do Desenvolvimento Econômico (OCDE). (2006). *Professores são importantes: atraindo, desenvolvendo e retendo professores eficazes* (Relatório de Pesquisa). São Paulo, BR: Moderna.
- Organização para a Cooperação do Desenvolvimento Econômico (OCDE). (2019). Resultados do PISA 2018. OECD Publishing, Paris.
- Ridgeway, G., McCaffrey, D., Morral A. R., Burgette L. F., Martin C. Griffin B. A. (2020). Toolkit for Weighting and Analysis of Nonequivalent Groups: a tutorial for the twang package (TWANG) Website. Santa Monica, CA: RAND Corporation. <http://www.rand.org/statistics/twang>
- Rivkin, S. G., Hanueshek, E. A., & Kain, J. F. (2005). Teachers, schools, and academic achievement. *Econometrica*, 73(2), 417–458. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2005.00584.x>
- Robin Chiero, P. B., Marshall, J. & Torgerson, C. (2015). Evaluating the effectiveness of e-learning in teacher preparation. *Educational Media International*, 52(3), 188-200. <https://doi.org/10.1080/09523987.2015.1075101>
- Rockoff, J. E. (2004). The Impact of Individual Teachers on Student Achievement: Evidence from Panel Data. *American Economic Review*, 94 (2), 247-252. <https://www.jstor.org/stable/3592891>
- Rubin D.B. (2001). Using propensity scores to help design observational studies: application to tobacco litigation. *Health Services & Outcomes Research Methodology*, 2, 169–188. <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1020363010465>
- Silva Filho, G. A. (2019) Efeito da formação docente sobre proficiência no início do ensino fundamental. *Revista Brasileira de Economia*, 73(3), 385-411. <https://doi.org/10.5935/0034-7140.20190018>
- Simonson, M., Schlosser, C. & Hanson, D. (1999). Theory and distance education: A new discussion. *American Journal of Distance Education*, 13(1), 60-75. <https://doi.org/10.1080/08923649909527014>
- Stewart, EB (2008). Características estruturais da escola, esforço do aluno, associações de pares e envolvimento dos pais: a influência dos fatores de nível escolar e individual no desempenho acadêmico. *Education and Urban Society*, 40 (2), 179–204. <https://doi.org/10.1177/0013124507304167>
- Stuart E. A. (2010). Matching methods for causal inference: a review and a look forward. *Statistical Science*. 25(1), 1–21. <https://doi.org/10.1214/09-STS313>
- Todos pela educação (2019). *Formação inicial de formação de professores: panorama sobre o ingresso, matrículas e conclusão em cursos de pedagogia e licenciaturas nas modalidades presenciais e a distância*. São Paulo: Todos pela Educação. <https://www.todospelaeducacao.org.br/uploads/posts/317.pdf?1619510590>

Apêndice A

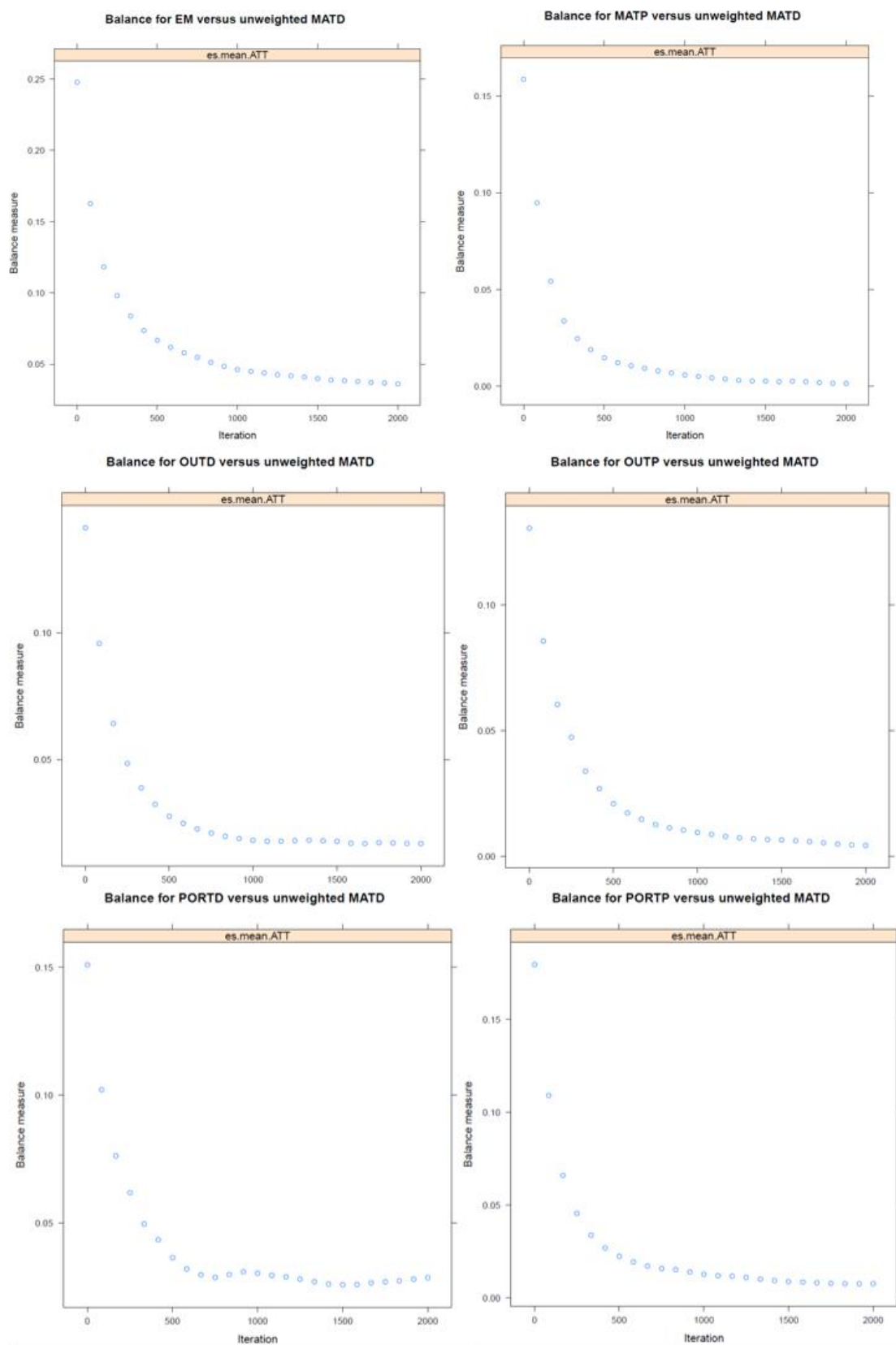


Figura 4. Gráficos de convergência do número de interações no modelo de estimação do ATT
Nota. Fonte: dados da pesquisa