

# JOVENS E ADULTOS FORAM DEIXADOS PARA TRÁS? EVIDÊNCIAS DO ENSINO MÉDIO NO CEARÁ<sup>1</sup>

Gércia Cunha de Lima<sup>2</sup>

Alessandra de Araújo Benevides<sup>3</sup>

Francisca Zilania Mariano<sup>4</sup>

Rafael Barros Barbosa<sup>5</sup>

O objetivo deste estudo é mensurar o diferencial de desempenho acadêmico entre estudantes da educação de jovens e adultos (EJA) e do ensino médio em escolas regulares no Ceará. Utilizando dados do Sistema Permanente de Avaliação da Educação Básica do Ceará (Spaee) e dos Censos Escolares de 2012 e 2014, os alunos foram pareados pelo método de escore de propensão, e suas características, ponderadas por entropia. Os resultados apontam que os integrantes da EJA possuem desempenho em língua portuguesa (-0,82 desvio-padrão) e matemática (-0,58 desvio-padrão) inferior aos do ensino regular. Dessa forma, espera-se que a gestão escolar tente equalizar as disparidades existentes entre estas modalidades de ensino, proporcionando um desempenho com maior equidade.

**Palavras-chave:** educação de jovens e adultos (EJA); ensino regular; desempenho.

## ARE YOUTH AND ADULTS LEFT BEHIND? HIGH SCHOOL EVIDENCE IN CEARÁ

This study seeks to measure the differential of academic performance among students Education of Youth and Adults (EJA) and high school in regular schools in Ceará. Using data from the Permanent System of Assessment of Basic Education of the State of Ceará (Spaee) and the School Census between 2012 and 2014. The students were matching by the Propensity Score method and their characteristics weight entropy method. The results indicate that the members of the EJA have performance in Portuguese (-0.82 standard deviation) and mathematics (-0.58 standard deviation) lower than regular teaching. Thus, it is expected that school management will try to equalize the disparities between these teaching modalities providing a performance with greater equity.

**Keywords:** Youth and Adult Education (EJA); regular education; performance.

**JEL:** A21; C21; I28.

## 1 INTRODUÇÃO

A constante preocupação com o mercado de trabalho leva jovens e adultos a abandonarem ou mesmo evadirem as escolas de ensino médio regular. Estudos feitos por Neri (2009) apontam três causas para a evasão escolar, a saber: a insipiência dos gestores de políticas públicas, que restringem a divulgação da oferta de serviços

1. DOI: <http://dx.doi.org/10.38116/ppe52n2art3>

2. Mestre em economia rural pelo Programa de Pós-Graduação em Economia Rural da Universidade Federal do Ceará (PPGER/UFC). *E-mail:* <gerciacunhalima13@gmail.com>.

3. Professora adjunta da UFC, *campus* de Sobral. *E-mail:* <alesandrab@gmail.com>.

4. Professora adjunta da UFC, *campus* de Sobral. *E-mail:* <zilania@ufc.br>.

5. Professor adjunto da Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade (FEAAC) da UFC. *E-mail:* <rafaelbarrosbarbosa@gmail.com>.

educacionais; a falta de interesse por parte de pais e alunos; e a necessidade de geração de renda, dadas as condições financeiras precárias do meio social em que vivem os alunos.

No intuito de expandir os níveis educacionais, estudantes se matriculam na educação de jovens e adultos – EJA (ensinos fundamental ou médio). A EJA é uma categoria de ensino que ocorre em paralelo à educação básica regular do país e destina-se, principalmente, a jovens e adultos que não tiveram acesso ao ensino fundamental e/ou médio regular, não dando continuidade a seus estudos na idade apropriada, ou seja, antes dos 18 anos de idade (Scortegagna e Oliveira, 2006). Para ingressar na EJA ensino fundamental, é necessário ter, no mínimo, 15 anos; e a condição para ingressar na EJA ensino médio é ter uma idade igual ou superior a 18 anos.

No Brasil, o Exame Nacional para Certificação de Competências de Jovens e Adultos (Encceja) é o exame que qualifica os estudantes da EJA a receberem os certificados do ensino fundamental e médio. O exame é feito de forma voluntária, mas não credencia os alunos a uma vaga em universidades, como ocorre com o General Educational Development (GED), dos Estados Unidos.<sup>6</sup> Estudos apontam que, apesar de os certificados emitidos pelo GED possuírem resultados inferiores aos expedidos pelo ensino tradicional, os beneficiários desses certificados têm uma dinâmica no mercado de trabalho melhor que a dos estudantes que evadiram o ensino médio (Oliva, 2014).

Sob essa ótica, a EJA permite a conclusão do ensino médio aos jovens e adultos afastados da escola que pretendem retomar a vida acadêmica, garantindo a eles a flexibilidade do tempo, a absorção de conhecimentos e a capacidade de se tornarem mais competitivos no mercado de trabalho.

Esse trabalho busca mensurar a diferença de rendimento acadêmico em matemática entre estudantes da EJA e alunos dos cursos regulares das escolas públicas, utilizando dados do Sistema Permanente de Avaliação da Educação Básica do Ceará (Spaace), fornecidos pela Secretaria da Educação do Estado do Ceará (Seduc-CE). Como o objetivo é comparar desempenho, a utilização de dados do Spaace é necessária para evitar o viés de seleção que dados como os do Encceja propiciam, visto que, nessa avaliação, os alunos voluntariamente optam ou não por realizá-la. Visando atingir o objetivo proposto, aplicou-se o balanceamento por entropia com o *propensity score matching* – PSM (Watson e Elliot, 2016; Hainmueller, 2012), buscando, assim, equilibrar com maior robustez as variáveis associadas ao desempenho dos estudantes junto ao Spaace, como índice socioeconômico, raça, gênero, *background* familiar, entre outras, e comparar a *performance* entre tratados (EJA) e o grupo de controle (ensino regular).

---

6. O GED é uma prova aplicada a indivíduos que não obtiveram o diploma do ensino médio, que os certifica, dando-lhes o poder de ingressar em uma universidade e/ou obter melhores rendimentos no mercado de trabalho.

Embora o foco da EJA seja fazer com que estes grupos retornem e concluam a educação básica, a discussão sobre a qualidade do ensino nesta modalidade não está dissociada de outras questões, uma vez que o mercado de trabalho deverá remunerar o estudante de acordo com a competência e habilidade adquiridas no período escolar.

Os resultados apontam que estudantes da EJA possuem um desempenho significativamente menor do que os alunos das escolas regulares tanto para matemática quanto para português. O efeito é maior sobre português do que sobre matemática. Em geral, tais grupos de estudantes podem não ser diretamente comparáveis. Entretanto, os métodos de pareamento utilizados permitem que a comparação seja realizada, pois são apenas considerados estudantes em cada grupo, regular e EJA, aqueles que sejam diretamente comparáveis.

A literatura fornece um amplo suporte ao fato de que um maior nível educacional indica maior produtividade e leva, conseqüentemente, a maiores salários (Curi e Menezes-Filho, 2006; Quinn e Rubb, 2006; Mincer, 1974). Entretanto, são as habilidades cognitivas, mensuradas via testes padronizados, que geram, efetivamente, o aumento da produtividade (Hanushek e Woessmann, 2009a; 2009b; Hanushek e Kimko, 2000).

As recentes mudanças tecnológicas têm levado a uma polarização no mercado de trabalho que tende a se agravar ao longo dos próximos anos (Autor, Katz e Goldin, 2020; Autor, Katz e Kearney, 2008; Acemoglu e Restrepo, 2018). A literatura sobre esse tema indica que habilidades cognitivas são fundamentais para a inserção no mercado de trabalho. Dessa forma, a diferença de desempenho dos estudantes da EJA em relação aos estudantes das escolas tradicionais pode representar uma redução das oportunidades futuras dos estudantes da EJA.

Este estudo contribui para a compreensão do efeito EJA na vida dos beneficiários dessa modalidade de ensino, pois busca entender os fatores que geram desigualdades no mercado de trabalho e mensurar o diferencial de rendimento acadêmico entre EJA e ensino regular no ensino médio do Ceará, captando a equidade dentro dos sistemas de ensino e conhecendo os obstáculos ao desempenho dos indivíduos com dificuldades de aprendizado. No Brasil, ainda são escassos os estudos referentes a essa modalidade de ensino (EJA ensino médio). Exceções são as pesquisas de Anuatti Neto e Fernandes (2000), Neri (2009) e Oliva (2014).

Além disso, este trabalho contribui para a compreensão da desigualdade de oportunidades no Brasil. A desigualdade de oportunidades está relacionada às competências cognitivas dos indivíduos (Chetty e Hendren, 2018). Assim, modalidades de ensino que gerem elevadas diferenças em termos de aprendizado podem limitar as oportunidades econômicas dos estudantes da EJA.

O trabalho divide-se em cinco seções, iniciando-se com esta introdução. Na segunda seção, fez-se uma revisão da literatura sobre o tema em questão. Na terceira, são detalhados os procedimentos metodológicos adotados, como a descrição do modelo e as fontes de dados. Na quarta seção, são apresentados os resultados dessa investigação. Na quinta e última, são apresentadas as considerações finais acerca do que foi estudado.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

Segundo a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD), em 2011, pouco mais de três milhões de jovens com idades entre 15 e 17 anos cursavam o ensino fundamental. Uma quantidade equivalente a 659 mil jovens nesse grupo etário constituía-se de indivíduos que trabalhavam e abandonaram a escola (Torres *et al.*, 2013). É possível que o abandono escolar esteja ligado a fatores externos, como a inserção no mercado de trabalho, ou a questões relacionadas às relações familiares, como gravidez na adolescência, ou mesmo a casos de pessoas que deixam a vida estudantil para cuidar dos afazeres domésticos (Borja e Martins, 2014). Outros elementos preponderantes para a evasão escolar referem-se a fatores internos à própria escola, como infraestrutura do local e/ou problemas relacionados à linguagem do professor, que resultam em dificuldades de entendimento dos conteúdos estudados e se agravam pela falta de estímulo dos membros familiares e do ambiente de trabalho (Silva, 2009).

No Brasil, a faixa etária que vai de 18 a 24 anos tem, em sua maioria, uma população de não estudantes que foi de 66,1% em 1999 para 71,5% em 2011. A elevada descontinuidade na proporção de estudantes com 18 anos sugere essa idade como ponto de partida à inserção no mercado de trabalho. Em 1999, 8,4% destes jovens cursavam o ensino fundamental; 13,9%, o ensino médio; e 7,5%, a universidade. O atraso escolar mostrava aí sua expressão mais intensa, pois a proporção de jovens no ensino fundamental era substancialmente maior que na graduação. Em 2011, este cenário já havia sido alterado: 2,4% dos jovens de 18 a 24 anos cursavam o ensino fundamental; 9,9%, o ensino médio; e 14,9%, o ensino superior (Torres *et al.*, 2013).

A EJA pretende dar oportunidades de ensino às pessoas que não tiveram a possibilidade de se alfabetizarem na idade certa, e não está preocupada apenas em reduzir números e índices de analfabetismo. Ocupa-se com a cultura dos educandos, tentando reparar, qualificar e equalizar o ensino de forma que o indivíduo tenha uma melhor preparação para o mercado de trabalho (Lopes e Souza, 2005). A EJA é um meio de acesso à cidadania para todos aqueles que, por vivenciarem alguma dificuldade, se encontram à margem do processo educativo (Oliva, 2014).

As propostas de melhorias educacionais buscavam assegurar uma educação de qualidade para todos, constatando-se a importância da EJA para a ampliação de oportunidades educacionais, principalmente no Ceará (Pereira, Brito e Lima, 2016). Além do acesso à educação, a EJA também entrega um indivíduo com educação básica ao mercado de trabalho, a exemplo da criação, no Ceará, do EJA + Qualificação Profissional,<sup>7</sup> que propõe uma reorganização da oferta da EJA com alternativas que incluem nas atividades acadêmicas espaços voltados para a qualificação profissional. O projeto-piloto foi uma iniciativa do governo do estado, em 2016, e foi ofertado nas coordenadorias regionais de desenvolvimento da educação (Credes) de Horizonte, Iguatu, Juazeiro do Norte e Maracanaú, atingindo 25 escolas e 15 municípios abrangidos pelas regionais.

## 2.1 Estudos empíricos

Considerada uma das principais causas do crescimento e desenvolvimento econômico, a educação tem sido alvo de estudos e pesquisas relacionadas a políticas públicas que garantam melhorar sua qualidade, principalmente em países que tenham desempenho considerado baixo em relação a outros, como o Brasil (Mariano, Arraes e Barbosa, 2016). Por desempenhar um papel fundamental na atividade econômica, há uma correlação positiva entre o número de anos de escolaridade e/ou o tipo de instrução que cada indivíduo recebe e sua renda *per capita*. Existem, portanto, diversos debates acerca de possíveis externalidades associadas à educação.

As diretrizes do relatório da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE)<sup>8</sup> referentes ao baixo desempenho educacional afirmam que os gestores de políticas públicas devem tratar a educação como prioridade, de modo que os sistemas de ensino ofereçam o acesso à educação infantil para todos, identificando alunos e instituições de baixa *performance* para poder, assim, intervir com políticas sociais adequadas e melhorar significativamente o desempenho geral de um sistema de educação (OECD, 2016; Mariano, Arraes e Barbosa, 2016).

Entre os tipos de políticas voltadas para a melhoria da educação pública, encontra-se uma forma alternativa ao ensino regular, a EJA. O ensino regular pode ser definido como o fornecido por estabelecimento educacional, público ou privado, de educação continuada ao longo dos anos, até a conclusão da faculdade. Já a EJA, antes conhecida como supletivo, é uma modalidade de ensino voltada para alunos que não concluíram o ensino básico na idade oportuna e que optaram por seguir este segmento de ensino devido a motivos como: falta de interesse dos pais, dificuldades de acesso à escola, necessidade de trabalho e geração de renda (Neri, 2009).

7. Disponível em: <<http://bit.ly/3ZaFjmo>>.

8. A OCDE promove políticas visando ao desenvolvimento econômico e ao bem-estar social.

Estudos feitos por Oliveira (2015) corroboram o trabalho de Neri (2009), que avaliou a transição do ingresso e/ou migração do ensino regular para a EJA e descreveu as características principais dos alunos da EJA: são, em sua maioria, adultos que trabalham no mínimo oito horas por dia e que foram marginalizados pelo sistema educacional, de modo que não tiveram condições de concluir o ensino médio em tempo hábil. As desigualdades entre o ensino regular e a EJA são notáveis, em decorrência das distinções entre conteúdos apresentados em sala de aula, visto que esta última é uma modalidade que se ocupa em fazer um elo entre as experiências vivenciadas pelos alunos e as metodologias ensinadas (Oliveira, 2015). O ensino regular, por sua vez, é composto por estudantes que não possuem uma vasta experiência de vida e necessitam de uma formação pessoal e profissional adequada, indispensável a um melhor desempenho em processos seletivos para ingresso em universidades públicas, como vestibulares e o Exame Nacional do Ensino Médio – Enem (Farias, 2012).

Apesar das políticas públicas voltadas para a EJA, no Brasil ainda são escassos os estudos quantitativos que avaliam as diferenças relacionadas ao desempenho de alunos que cursam a educação regular em paralelo àqueles que participam da EJA. Alguns autores como Scortegagna e Oliveira (2006), Bezerra e Santana (2011) e Oliveira (2015) verificaram os fatores históricos. A literatura existente analisa também os impactos da EJA e da educação regular no desempenho da qualificação profissional e técnica dos indivíduos, bem como os retornos financeiros para os beneficiários desta política educacional, mas não avalia, em termos comparativos, a proficiência dos níveis médios de desempenho das pessoas adeptas a cada determinado tipo de instrução.

Anuatti Neto e Fernandes (2000) usaram dados da PNAD para o ano de 1995 e, considerando como universo de análise o Brasil, excluindo-se a região Norte, especificaram a equação básica de rendimentos por intermédio da captura do efeito sobre a renda de se cursar as quatro primeiras séries do 1º grau, os efeitos de se cursar as quatro últimas séries do 1º grau pelo supletivo, e o efeito de se cursar todo o supletivo de 2º grau, empregando o método de mínimos quadrados ordinários (MQO). Os resultados mostraram que o programa tem um baixo grau de cobertura, mas, em comparação aos retornos econômicos, os resultados foram divergentes entre o supletivo de 1º grau e o de 2º grau. O supletivo de 2º grau apresentou retornos inferiores em relação ao programa regular. O supletivo de 1º grau, por sua vez, quando comparado ao 1º grau regular, apresentou um retorno absoluto equivalente a uma taxa de crescimento da renda duas vezes maior.

Oliva (2014) utiliza dados da Pesquisa Mensal de Emprego (PME), realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), para o período de janeiro de 2002 a dezembro de 2013 para as regiões metropolitanas de Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre. A utilização do método

de diferenças em diferenças (DID) permitiu analisar o impacto que a conclusão da EJA ou de cursos de qualificação profissional tem no mercado de trabalho. Os resultados mostram que a EJA impacta significativamente o mercado de trabalho no que concerne a ocupação e rendimentos, principalmente entre trabalhadores do setor público. Em relação aos cursos de qualificação profissional, os principais efeitos estão associados a respostas positivas nos salários, principalmente para aqueles que declaram terem concluído o curso frequentado. Em análise comparativa, os cursos de qualificação profissional geram resultados superiores em participação e ocupação do mercado de trabalho no setor privado. No entanto, a EJA produz resultados superiores nos rendimentos de quem trabalha no setor público.

Hottz (2015) fez uso de dados do Sistema de Avaliação da Educação do Estado do Rio de Janeiro (Saerj) e Saerjinho para avaliar a proficiência média em língua portuguesa e matemática do primeiro semestre de 2013 ao segundo semestre de 2014, com base na teoria de resposta ao item (TRI)<sup>9</sup> dos participantes da EJA e alunos do ensino médio regular. A estruturação da base de dados permitiu a estimação por meio de MQO com efeitos fixos e apresentou resultados positivos na proficiência dos alunos concluintes da EJA, uma vez que estes mostraram-se um pouco melhores que os resultados investigados para alunos do ensino médio regular em distorção idade-série.

No âmbito internacional, Bhalalusesa (2004) mostra que a educação para adultos, especificamente adultos mais velhos, tornou-se um dos principais enfoques sobre as políticas educacionais na Tanzânia. Por meio de análises literárias, este trabalho traça as preocupações relacionadas à prestação de serviços educacionais e avalia as necessidades de políticas públicas que garantam a oferta efetiva de oportunidades de aprendizagem para adultos mais velhos. O autor conclui que é imprescindível que sejam feitas reformas para incentivar e ampliar o acesso à educação e oportunidades de trabalho a adultos mais velhos no país como forma de garantir que os indivíduos se engajem na sociedade como cidadãos ativos e conscientes.

Um estudo realizado pelo Ministério da Educação de Moçambique (Republic of Mozambique, 2011) afirma o papel central da alfabetização nos esforços do governo de Moçambique para combater a pobreza e aumentar as oportunidades para jovens e adultos, por meio da redução das taxas de analfabetismo. A análise aos documentos políticos do governo revela o interesse da administração em ampliar a educação não formal por meio do estabelecimento de ações estratégicas como a provisão de programas de alfabetização para jovens e adultos, e o alcance a materiais didáticos e políticas públicas voltadas não só para o acesso, mas para a qualidade do ensino. Os resultados enfatizam que o aumento no número de

---

9. É o conjunto de modelos matemáticos que representam a probabilidade de um indivíduo acertar a resposta de um item com base na habilidade (ou habilidades) do aluno avaliado.

pessoas alfabetizadas contribui para a participação dos indivíduos no processo de desenvolvimento socioeconômico de Moçambique.

Luis (2014) faz uso de dados do mapeamento da educação de jovens e adultos fornecidos pelo governo nacional de Moçambique, nos anos de 2010 e 2011, com o intuito de investigar a prestação de serviços educacionais para formá-los, bem como verificar as instituições eficazes e as estratégias de colaboração que podem ser empregadas para melhorar a qualidade do ensino. Os resultados indicaram que o programa de jovens e adultos de Moçambique não possui uma estrutura capaz de atingir os objetivos educacionais do país até 2015, principalmente em decorrência da acentuada exclusão de jovens e adultos do projeto governamental.

Manuel, Buque e Quive (2017) corroboram os resultados do Ministério da Educação de Moçambique (Republic of Mozambique, 2011) ao fazer uma pesquisa sobre como a educação de adultos pode ser considerada o caminho para o desenvolvimento social e econômico do país. A análise qualitativa de documentos relacionados às políticas educacionais de Moçambique, em um período compreendido entre 2001-2005 e 2010-2015, revela que a qualidade da educação de jovens e adultos é de significativa importância para o desenvolvimento de conhecimentos funcionais e habilidades contínuas de aprendizagem, sendo considerada um meio fundamental para a inclusão social e redução dos níveis de pobreza daquele país.

Di Pierro (2008) analisou a situação da educação de pessoas jovens e adultas (EPJA) na América Latina, com base em uma pesquisa inédita desenvolvida em vinte países do continente entre 2000 e 2007. A investigação teve o intuito de resgatar a história e traçar a representação da EPJA na região por meio da análise de políticas e programas governamentais no início do terceiro milênio. Os resultados indicam que a EPJA é um programa destinado a populações em situação de pobreza e tem a responsabilidade de elevar a escolaridade e capacitar os indivíduos para o mercado de trabalho. Outros programas que visam satisfazer as necessidades de aprendizagem de jovens e adultos, favorecendo a formação geral de valores e habilidades essenciais ao acesso de novas tecnologias, são o Modelo de Educación para la Vida y el Trabajo (MEVyT), do México, e o programa chileno Chilecalifica.

Em um outro estudo, di Pierro (2013) fez uma análise histórica sobre a educação básica de jovens e adultos nos Estados Unidos, com base nos censos demográficos pelo cômputo dos indivíduos com idade igual ou superior a dezesseis anos que não cursam ou não possuem certificação do ensino médio. A pesquisa tem como foco a elevação dos níveis de escolaridade básica de jovens e adultos necessários para adquirir a certificação de ensino secundário que está condicionada à aprovação



em provas padronizadas, como o GED,<sup>10</sup> utilizada para obter a certificação de ensino médio e assegurar aos jovens o direito de poder cursar uma faculdade nos Estados Unidos. Os resultados enfatizam que a educação de jovens e adultos é necessária à aquisição de valores e habilidades para o mercado de trabalho, mas se afasta de perspectivas de bem-estar social, progresso individual e equalização de oportunidades.

### 3 METODOLOGIA E DADOS

Segundo a teoria da análise de causalidade, o ideal para se avaliar uma política seria observar uma mesma unidade em duas circunstâncias distintas, com e sem a política simultaneamente. Porém, como isso não é possível, procura-se comparar dois grupos estatisticamente idênticos, um estando sob a intervenção da política, e o outro não. Assim, Rubin (1974) desenvolveu uma forma de construção por meio da aleatorização entre o grupo de tratamento, que receberá a política, e o grupo de controle, que não a receberá. Esse procedimento ficou conhecido como *Rubin causal model* (RCM) ou *randomized controlled trial* (RCT).

Quando o processo de aleatorização não é possível, busca-se construir os grupos de controle e tratamento como uma aproximação do RCT. Assim, se a definição dos grupos não ocorrer de forma aleatória, então devem existir outras características das unidades que determinem a designação para cada grupo, ou seja, o pressuposto da hipótese de identificação requer que existam unidades de ambos os grupos, tratamento e controle, para cada característica  $X_i$  que se deseja comparar. Para esse tipo de modelo, chamados de não experimentais, haverá o problema de autosseleção (Becker e Ichino, 2002; Angrist e Pischke, 2008; Khandker, Koolwal e Samad, 2010). Assim, se as chances para o tratamento não forem aleatórias, algumas hipóteses são necessárias para garantir a estimação da relação causal, como a hipótese da independência condicional (HIC), a qual assume que os resultados potenciais são independentes da variável binária de tratamento ao se condicionar às variáveis observáveis,  $X_i$ . Além disso, assume-se que fatores não observáveis não são fontes de viés.

Dessa forma, por meio da diferença entre as médias dos resultados dos escores das unidades do grupo de tratamento e do grupo de controle, pode-se estimar o efeito médio do tratamento nos tratados (*average treatment effects on the treated* – ATT). Portanto, o valor da variável dependente ( $Y$ ) passa a ser independente da condição (tratado ou controle), uma vez que os indivíduos com características observáveis idênticas possuem a mesma chance de receber o tratamento. Logo,

$$\{Y_{0i}, Y_{1i}\} \perp\!\!\!\perp D_i | X_i, \quad (1)$$

10. Prova que avalia cinco matérias básicas, a saber: interpretação textual, redação, ciências sociais, ciências da natureza e matemática.

em que, considerando a política pública, ou tratamento, como uma variável binária,  $d_i = \{0,1\}$ , em que  $d_i = 1$  indica que a unidade  $i$  recebeu o tratamento e  $Y_{1i}$  é o resultado de interesse após a adesão ao programa, e  $Y_{0i}$  é o resultado da mesma unidade caso não fosse beneficiada pelo programa.

Condicionando às variáveis observáveis,  $X_i$ , e assumindo HIC, tem-se que

$$\underbrace{E[Y_{1i}|X_i, d_i=1] - E[Y_{1i}|X_i, d_i=0]}_{\text{Diferença observada}} = \underbrace{E[Y_{1i}|X_i] - E[Y_{0i}|X_i]}_{\text{Efeito médio do tratamento nos tratados (ATT)}} + \underbrace{E[Y_{0i}|X_i] - E[Y_{0i}|X_i]}_{\text{Viés de seleção}} = E[Y_{1i} - Y_{0i} | X_i]. \quad (2)$$

Dessa forma, o método consiste em utilizar como base as características das unidades tratadas e buscar encontrar unidades em um grupo de controle não experimental que possuam características semelhantes, previamente definidas no grupo de tratamento. Em seguida, estimam-se os efeitos do tratamento por meio da diferença entre os resultados médios dos grupos de tratamento e controle.

### 3.1 Propensity score matching

O PSM, ou pareamento por escore de propensão, desenvolvido por Rosenbaum e Rubin (1983), busca lidar com o problema da dimensionalidade associado ao *exact matching*, aproximando-se a características da estimação da relação causal de um experimento aleatório. Para tanto, a hipótese da independência condicional, descrita anteriormente, precisa ser satisfeita. Assim, esse método propõe-se a construir um grupo de controle similar ao grupo de tratamento, tomando como base a distribuição de variáveis observadas.

De forma geral, o PSM corresponde à probabilidade condicional de um indivíduo receber o tratamento em virtude de um conjunto das características observáveis  $X$ , o qual pode ser calculado conforme a equação (3).

$$P(X) = P(D=1 | X). \quad (3)$$

Assim, esse método apresenta uma solução prática para o problema da multi-dimensionalidade no pareamento, e o efeito de tratamento pode ser determinado de acordo com a equação (4).

$$E(Y_1 - Y_0 | D=1, P(X)) = E(Y_1 | D=1, P(X)) - E(Y_0 | D=0, P(X)). \quad (4)$$

Esse método elimina o viés associado às diferenças do nível das variáveis observadas, ajustando as diferenças entre as unidades de tratamento e controle, e fornece um estimador que permite que a distribuição das características observadas ( $X$ ) do grupo de controle e do grupo de tratamento tenha média idêntica. Assim, o contrafactual pode ser construído por meio dos resultados do grupo de tratamento, como demonstra a equação (5).

$$E(Y_0 | P(X), D=1) = E(Y_0 | P(X), D=0) = E(Y_0 | P(X)). \quad (5)$$

O processo de seleção ocorre via características observáveis. Unidades com características idênticas têm a mesma probabilidade de serem alocadas como tratamento ou controle. Segundo Heckman, Lalonde e Smith (1999), a probabilidade de as unidades serem participantes ou não participantes do tratamento pode ser descrita na equação (6).

$$0 < P(D_i=1|X_i) < 1. \quad (6)$$

Essa condição irá assegurar que as observações do grupo de tratamento sejam comparáveis às do grupo de controle quanto às características  $X_i$  (Khandker, Koolwal e Samad, 2010). Rosenbaum e Rubin (1983) propõem o teorema do escore de propensão (TEP), o qual torna prático o pareamento, reduzindo o número de variáveis do vetor  $X_i$  a um único escalar, a probabilidade de recebimento do tratamento, dadas as características observadas. Angrist e Pischke (2009) indicaram que, se a HIC for satisfeita tal que  $\{Y_{0i}, Y_{1i}\} \perp d_i | X_i$ , então  $\{Y_{0i}, Y_{1i}\} \perp d_i | P(X_i)$ , ou seja, se os resultados potenciais são independentes da variável de tratamento condicionada a um vetor multivariado  $X_i$ , então os resultados potenciais são independentes da variável de tratamento condicionada a uma função escalar desse mesmo vetor, que é o escore de propensão, definido como  $P(X_i) \equiv E[d_i | X_i] = P[d_i=1 | X_i]$ .

Segundo Lee (2013), outra hipótese necessária para a estimação dos efeitos de tratamento utilizando métodos de pareamento é o *critério de balanceamento*, que é satisfeito quando, para cada valor do escore de propensão,  $X$  tem a distribuição similar para os grupos de tratamento e controle, ou seja,  $D \perp X | P(X)$ .

A estimação por escore de propensão ocorre da seguinte forma: estima-se  $P(X_i)$  com algum modelo paramétrico, como *probit* ou *logit* e, em seguida, a estimação do efeito do tratamento pode ser encontrada ou pelo pareamento do valor encontrado no primeiro passo, ou utilizando algum esquema de pesos (Caliendo e Kopeinig, 2005). Essa estimativa tem por objetivo encontrar um grupo de controle que seja o mais semelhante possível ao grupo de tratamento em termos do escore de propensão, dadas as características observadas. Assim, pelo TEP e supondo a HIC, o efeito médio de tratamento sobre tratados, resultante do pareamento direto dos valores de propensão entre tratados e não tratados, aplicando a lei de expectativas iteradas sobre  $X_i$ , pode ser encontrado da forma a seguir.

$$ATT = E[Y_{1i} - Y_{0i} | D_i=1] = E\{E[Y_i | P(X_i), D_i=1] - E[Y_i | P(X_i), D_i=0] | D_i=1\}. \quad (7)$$

Além disso, faz-se necessário que as condições ao receber o tratamento sejam exógenas, e é importante verificar a robustez dos resultados estimados por meio do método de PSM. Esse método apresenta a fragilidade de resolver apenas o viés de seleção associado às variáveis observadas. Existem, contudo, variáveis não observadas, por exemplo a motivação, que podem afetar a probabilidade de ser tratado, ser aluno da EJA, e ao mesmo tempo afetar as variáveis de resultado (as proficiências

em português e matemática), que não são capturadas pelo modelo. Para tanto, utiliza-se o método de limites de Rosenbaum, que avalia o impacto potencial do viés de seleção que surge devido às variáveis não observadas. Dessa forma, a não inclusão dessas características pertinentes poderia enviesar os resultados do efeito médio do tratamento.

### 3.2 Balanceamento por entropia

Hainmueller e Xu (2013) descrevem o balanceamento por entropia como uma generalização da abordagem do PSM, embora com procedimentos distintos. Enquanto o PSM calcula os escores de propensão por meio de uma regressão *logit* ou *probit* para fazer o pareamento e verifica se os pesos estimados equilibram as distribuições das covariadas, a entropia calcula os pesos diretamente para ajustar as distribuições amostrais conhecidas, integrando o balanceamento das covariáveis aos pesos. Embora ambos os procedimentos avaliem efeitos de tratamentos, o balanceamento por entropia também pode ser aplicado para ajustar a amostra, conforme fizeram Watson e Elliot (2016).

Segundo Hainmueller (2012), esse método permite ponderar um conjunto de dados tais que as distribuições das variáveis nas observações reponderadas satisfaçam um conjunto de condições especiais de momentos, de forma que exista equilíbrio exato sobre o primeiro (média), segundo (variância) e terceiro (assimetria) momentos das distribuições de variáveis independentes nos grupos de tratamento e controle. Assim, é possível se especificar um nível de equilíbrio desejável para as covariadas, usando um conjunto de condições associado aos momentos da distribuição. A vantagem deste método sobre os algoritmos *logit/probit* reside na capacidade de implementar diretamente o equilíbrio exato.

Considere  $w_i$  o peso do balanceamento por entropia escolhido para cada unidade de controle, o qual foi encontrado pelo seguinte esquema de reponderação, que minimiza a distância métrica de entropia.

$$\min_{w_i} H(w) = \sum_{\{i|D=0\}} w_i \log(w_i/q_i) \quad (8)$$

Esta equação está sujeita às restrições de equilíbrio e normalização

$$\sum_{\{i|D=0\}} w_i c_{ri}(X_i) = m_r \text{ com } r \in 1, \dots, R, \quad (9)$$

$$\sum_{\{i|D=0\}} w_i = 1, \quad (10)$$

$$w_i \geq 0 \text{ para todo } i, \text{ tal que } D=0, \quad (11)$$

em que  $q_i = 1/n$  é um peso base,  $n$  é o tamanho da amostra das unidades de controle, e  $c_{ri}(X_i) = m_r$  descreve um conjunto de  $R$  restrições referentes aos momentos das

covariadas no grupo de controle reponderado. Inicialmente, escolhe-se a covariada que será incluída na reponderação. Para cada covariada, especifica-se um conjunto de restrições de balanceamento (9) para equiparar os momentos das distribuições das covariadas entre os grupos de tratamento e controle reponderados. As restrições de momentos podem ser a média (primeiro momento), a variância (segundo momento) e a assimetria (terceiro momento).

Dessa forma, o balanceamento por entropia procura, para um conjunto de unidades, pesos  $W=[w_1, \dots, w_{n_0}]'$  no qual minimiza a equação (8), distância de entropia entre  $W$  e o vetor base de pesos  $Q=[q_1, \dots, q_{n_0}]'$ , sujeita às restrições de balanceamento na equação (9), restrição de normalização (10) e restrição de não negatividade (11).

Segundo Hainmueller (2012), o método da entropia pode ser combinado com outros métodos de pareamento, tais como o *coarsened exact matching* (CEM) e o PSM, visando assim equilibrar com maior robustez as covariadas. Nesse caso, o autor sugere aplicar inicialmente a entropia e em seguida o PSM, a partir dos pesos encontrados para fazer o balanceamento, conforme aplicado por Watson e Elliot (2016). O modelo principal deste estudo irá aplicar este método de entropia coadunado ao PSM.

### 3.3 Análise de sensibilidade

Se variáveis não observadas, que afetam o processo de seleção, também afetam os resultados, então os estimadores baseados no escore de propensão não são estimadores consistentes do efeito do tratamento. Dessa forma, a omissão dessas variáveis, por exemplo, a motivação, pode gerar resultados enviesados do efeito médio do tratamento sobre o tratado estimado. O método conhecido como *Rosenbaum bounds* (Rosenbaum, 2002; DiPrete e Gangl, 2004) permite determinar quão “forte” deve ser a influência de uma variável omitida sobre a seleção na participação. Considera-se que a probabilidade de participação de um indivíduo  $i$  seja dada por

$$\pi_i = \Pr(D_i = 1|x_i) = F(\beta x_i + \gamma x_i). \quad (12)$$

Como já explicitado,  $D_i$  é igual a um se o indivíduo recebe o tratamento, e zero caso não receba;  $x_i$  são as características observadas do indivíduo  $i$ ;  $ui$  corresponde à variável não observada, e  $\gamma$  representa o efeito de  $ui$  sobre a decisão de participação no programa. Se não existir viés de seleção, então  $\gamma$  será igual a zero e a probabilidade de participação será exclusivamente determinada pelas características observáveis. Entretanto, na presença de viés de seleção, dois indivíduos com as mesmas covariáveis observadas  $x$  terão diferentes chances de receber tratamento,  $\frac{\theta_i}{1-\theta_i}$  e  $\frac{\theta_j}{1-\theta_j}$  e a *odds ratio* é dada por

$$\frac{\frac{\theta_i}{1-\theta_i}}{\frac{\theta_j}{1-\theta_j}} = \frac{\theta_i(1-\theta_j)}{\theta_j(1-\theta_i)} = \exp[\gamma(u_i - u_j)]. \quad (13)$$

Se os indivíduos possuírem as mesmas características observáveis, então o vetor  $x$  se cancela. Desse modo, se não houver diferenças nas variáveis não observadas ( $u_i = u_j$ ) e se estas variáveis não influenciarem a probabilidade de participação ( $\gamma = 0$ ), a *odds ratio* será igual a um, implicando a não existência de viés de seleção. Segue-se então que, se suas *odds* de participação diferirem, isto é, se a *odds ratio* for diferente de um, só pode ser devido à presença de não observáveis. A análise de sensibilidade avalia o quanto do efeito do programa é alterado pela mudança nos valores de  $\gamma$  e de  $u_i - u_j$ . Isso significa examinar os limites da *odds ratio* de participação. Rosenbaum (2002) mostra que (12) implica os seguintes limites para a *odds ratio*:

$$\frac{1}{e^\gamma} \leq \frac{\alpha_i(1-\theta_j)}{\theta_i(1-\theta_i)} \leq e^\gamma. \quad (14)$$

Os indivíduos pareados possuem a mesma probabilidade de participação apenas se  $e^\gamma = 1$ . Entretanto, se  $e^\gamma = 2$ , então indivíduos aparentemente similares em termos de  $x$  irão diferir nas probabilidades de receberem tratamento por um fator de até dois.

### 3.4 Base de dados e variáveis

Antes da descrição da estratégia de seleção da amostra, é necessário conhecer a base de dados utilizada no estudo. O Spaece, implementado em 1992, obtém informações acerca do desempenho de alunos pertencentes à rede pública de ensino por meio de avaliações das habilidades dos alunos do ensino fundamental (2º, 5º e 9º anos) e ensino médio (1ª, 2ª e 3ª séries) em língua portuguesa e matemática, em que as informações coletadas indicam o nível e a evolução da proficiência dos indivíduos.<sup>11</sup>

A partir de dados do Spaece, fornecidos pela Seduc, foi montada uma base de dados para este estudo, que inclui uma coorte de estudantes de escolas regulares do 9º ano do ensino fundamental e/ou da 1ª série do ensino médio, que prestaram o Spaece em 2012, e acompanha o desempenho dos estudantes ao longo do tempo, observando a proficiência destes em 2014. Além das variáveis de proficiência em matemática e em língua portuguesa, o banco de dados do Spaece inclui questionários com variáveis contextuais dos alunos, como gênero, raça, nível de escolaridade da mãe, entre outras. Em conjunto, essas variáveis (quadro 1) possibilitaram a investigação de dados socioeconômicos, hábitos de estudo dos alunos, ambiente em sala de aula, característica dos docentes e infraestrutura escolar.

11. Disponível em: <<https://bit.ly/3O9kcPA>>.

Os dados do Spaece carregam um problema recorrente de *missing data* para as variáveis de *background* familiar do estudante. A escolaridade da mãe ou responsável apresenta 22,28% de dados perdidos, e a variável de escolaridade do pai chega a 32,48% das 45.727 observações. Para lidar com este problema, os dados perdidos das variáveis de *background* foram substituídos por zero e foram inseridas duas variáveis *dummies* (*missing* da escolaridade da mãe e do pai) nos modelos, indicando a existência destes *missings* (Puma *et al.*, 2009;<sup>12</sup> Rosa *et al.*, 2020).

O índice socioeconômico (ISE)<sup>13</sup> refere-se aos estudantes que têm acesso a bens como geladeiras, veículos automotores, computadores, bem como ao nível de escolaridade dos pais. As variáveis correspondentes à infraestrutura domiciliar são um conjunto de *dummies* que indica se o discente reside em um local com acesso a vias asfaltadas e/ou possui energia elétrica em casa.

Em relação às variáveis docentes, utilizaram-se indicadores produzidos pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep) para mensurar a porcentagem de professores em cada escola que possuem uma adequação da formação em relação à área que ensinam, bem como a porcentagem de docentes com carga de trabalho menor. A adequação da formação docente é mensurada em cinco categorias que variam desde docentes com formação superior de licenciatura na mesma disciplina em que lecionam na escola<sup>14</sup> (grupo 1), até docentes que não possuem curso superior completo (grupo 5). A variável “adequado” soma a porcentagem de docentes por escola que estão nos dois primeiros grupos, ou seja, possuem formação mais adequada. A variável que mensura a carga de trabalho docente soma a porcentagem das duas primeiras categorias, de um total de seis, para cada escola. Portanto, a variável “carga” inclui a porcentagem de docentes que lecionam para até 150 estudantes e atuam em um único turno, escola e etapa, ou seja, possuem carga menor de trabalho. Espera-se que a qualidade docente seja mais elevada quando o professor tiver mais tempo para se dedicar a uma única escola e turmas menos numerosas.

---

12. Os autores ressaltam que esta técnica produz uma estimativa de impacto não enviesada se o tratamento não for correlacionado com as variáveis que tiveram os dados completados (*background*), que é o caso deste estudo.

13. Variável calculada pelo Spaece com base na TRI, segundo o modelo de respostas graduadas de Samejima. Entende-se por respostas graduadas a distinção dos entrevistados que apresentam diferentes quantidades de um mesmo bem de consumo, como: itens de conforto (geladeira, automóvel etc.), itens de caráter cultural (computadores, livros etc.), variáveis relacionadas aos níveis de escolaridade dos pais, entre outras.

14. Também entram neste grupo os professores que têm bacharelado na mesma disciplina que lecionam na escola, com curso complementar de pedagogia concluído.

**QUADRO 1**  
**Descrição das variáveis**

Variáveis	Descrição
Proficiência em matemática em 2012 (Profic_2012)	Nota de desempenho em matemática do estudante no 9º ano do ensino fundamental ou 1ª série do ensino médio em 2012.
Proficiência em matemática em 2014 (Profic_2014)	Nota de desempenho em matemática do estudante em 2014.
Proficiência em língua portuguesa em 2012 (Profic_2012)	Nota de desempenho em língua portuguesa do estudante no 9º ano do ensino fundamental ou 1ª série do ensino médio em 2012.
Proficiência em língua portuguesa em 2014 (Profic_2014)	Nota de desempenho em língua portuguesa do estudante em 2014.
EJA	<i>Dummy</i> que indica que o estudante cursa a EJA (EJA = 1).
Sexo	<i>Dummy</i> que indica o gênero do estudante (Feminino = 1).
Idade	Idade calculada pelo ano de nascimento do estudante.
Raça	<i>Dummy</i> indicativa de que o estudante é negro (Raça = 1).
Trabalho remunerado	<i>Dummy</i> indicativa de que o estudante trabalha e é remunerado.
Trabalho não remunerado	<i>Dummy</i> indicativa de que o estudante trabalha, mas não é remunerado.
Livros	<i>Dummy</i> que indica se o estudante costuma ler livros.
Computador	<i>Dummy</i> que indica se o estudante possui computador com acesso à internet.
Bolsa Família	<i>Dummy</i> que indica se algum familiar que reside com o estudante é beneficiário do programa Bolsa Família.
ISE	<i>Dummy</i> que representa a quantidade de bens que a família possui (geladeiras, veículos automotores, TVs).
Escolaridade baixa_mãe	<i>Dummy</i> que indica escolaridade baixa da mãe, tendo como referência a responsável que nunca estudou ou não completou a 4ª série do ensino fundamental.
Escolaridade alta_mãe	<i>Dummy</i> que indica escolaridade alta da mãe, tendo como referência a responsável que concluiu o ensino superior.
Escolaridade baixa_pai	<i>Dummy</i> que indica escolaridade baixa do pai, tendo como referência o responsável que nunca estudou ou não completou a 4ª série do ensino fundamental.
Escolaridade alta_pai	<i>Dummy</i> que indica escolaridade alta do pai, tendo como referência o responsável que concluiu o ensino superior.
InfraD_asfalto	<i>Dummy</i> que indica se o aluno reside em uma via asfaltada.
InfraD_energia	<i>Dummy</i> que indica se a residência do aluno possui energia elétrica.
Adequado	Docentes que possuem formação adequada à área em que atuam na escola (%).
Carga	Docentes com carga de trabalho mais apropriada na escola (%).
IAA	Indica se há distúrbios e interrupções em sala de aula.
InfraE_esgoto	<i>Dummy</i> que indica se a escola do aluno possui rede de esgoto.
InfraE_labciências	<i>Dummy</i> que indica se a escola do aluno possui laboratório de ciências.
InfraE_bandalarga	<i>Dummy</i> que indica se a escola do aluno possui acesso à internet banda larga.
InfraE_refeitório	<i>Dummy</i> que indica se a escola do aluno possui refeitório.

Fonte: Dados do Spaee fornecidos pela Seduc-CE, exceto as variáveis relacionadas a infraestrutura das escolas, obtidas no Censo Escolar 2012 e 2014.

Obs.: IAA – Índice de ambiente de aprendizagem.



Essas variáveis encontram-se dispostas na base de dados do Censo Escolar, nos indicadores do Inep e no Spaace. Uma cartilha elaborada pelo Fundo das Nações Unidas para a Infância (UNICEF), Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) e Inep, em 2004, afirma que ambientes físicos adequados são um dos indicadores de qualidade da educação, pois permite a prestação de serviços de qualidade e boas condições de trabalho aos funcionários do local. Além disso, é necessário observar se os recursos disponíveis estão sendo bem aproveitados, porém os dados só possibilitam a mensuração da quantidade de equipamentos disponíveis na escola e não seu bom aproveitamento.

O IAA é uma variável importante para os resultados acadêmicos dos discentes. As escolas eficazes são aquelas que influenciam o aumento dos níveis de desempenho médio dos estudantes, independentemente de suas condições socioeconômicas. Para sua formulação, foram agrupadas cinco variáveis relacionadas ao efeito do ambiente de aprendizagem, descritas adiante.

- 1) A exigência por parte dos professores de que os alunos estudem e prestem atenção nas aulas.
- 2) A disponibilidade dos professores para dirimir dúvidas acerca do conteúdo explicado.
- 3) O controle da entrada e saída de alunos durante a aula.
- 4) A presença de barulho e desordem na classe.
- 5) Se há necessidade, por parte do professor, de esperar muito tempo até que os estudantes façam silêncio.

O IAA foi calculado por estudante e varia de zero a cem, sendo que, quanto maior o valor, melhor o ambiente de aprendizagem em que o estudante está inserido.<sup>15</sup>

### 3.5 Estratégia de seleção da amostra

Para compor a amostra de estudantes para 2012, foram excluídos os alunos pertencentes à educação especial, aceleração do ensino fundamental, multiensino fundamental, multiensino fundamental de educação especial, multietapa, EJA, ensino militar e ensino profissionalizante. Ou seja, a amostra inicial considera estudantes de escolas regulares que estejam cursando o 9º ano do ensino fundamental ou a 1ª série do ensino médio. Estes estudantes foram acompanhados até 2014, quando se verificou em qual etapa de ensino estavam. Em 2014, foram excluídos os estudantes da EJA que estavam no 1º período, restando apenas os alunos que cursavam a 1ª, 2ª e 3ª séries do ensino médio regular e 2º período da EJA.

---

15. A formulação matemática, bem como os resultados inerentes ao IAA, encontram-se no apêndice A.

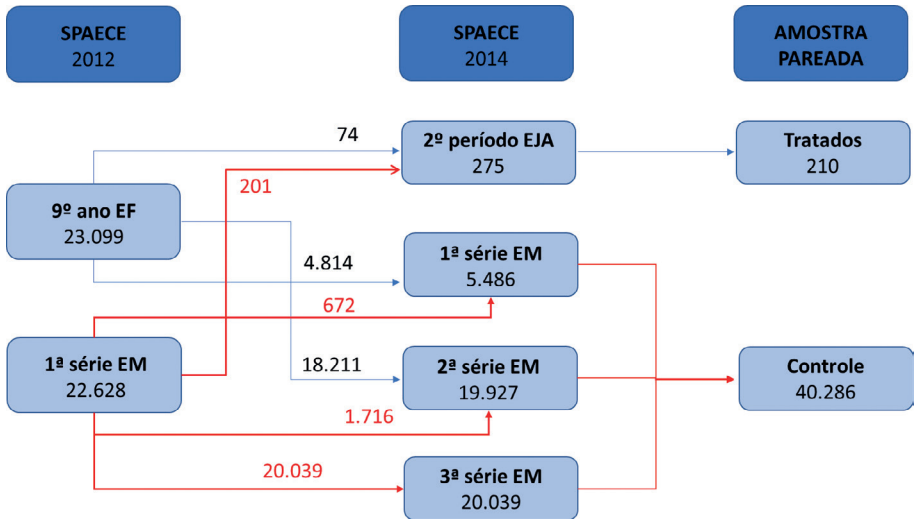
A amostra conta com 45.727 observações provenientes do cruzamento das bases de dados do Spaece entre os anos de 2012 e 2014. A primeira estratégia de seleção resultou apenas nos estudantes que cursam o 9º ano do ensino fundamental e a 1ª série do ensino médio de escolas regulares. Destes, 275 pertencem ao grupo de tratamento EJA, sendo que 210 estudantes foram pareados com outros 40.286 discentes do grupo de controle (alunos que cursam a 1ª, 2ª e 3ª série do ensino médio regular e 2º período da EJA – figura 1).

Antes do pareamento por escore de propensão pelo método de Kernel, utilizou-se uma regressão linear multivariada conforme a equação 15, que servirá como modelo básico para comparação com os métodos que levam em consideração o pareamento das observações que são semelhantes entre os grupos de tratamento e controle.

$$Profic_{2014} = \alpha + \beta_1 EJA + X\Theta + H\Phi + P\Gamma + S\Omega + \xi, \tag{15}$$

em que  $X$  é o vetor de variáveis relacionadas ao estudante, como desempenho prévio, idade, índice socioeconômico e *background* familiar;  $H$  é o vetor de variáveis ligadas à infraestrutura do domicílio do aluno;  $P$  é o vetor de característica dos docentes, incluindo o IAA; e  $S$  é o vetor de variáveis relacionadas à infraestrutura da escola. O coeficiente de interesse é  $\beta_1$ .

FIGURA 1  
Estratégia de construção dos grupos de tratamento e controle



Elaboração dos autores.

Obs.: Figura cujos leiaute e textos não puderam ser padronizados e revisados em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

O pareamento pelo método de escore de propensão por Kernel foi utilizado para o balanceamento entre os grupos de forma que, em média, as variáveis observáveis sejam mais próximas entre alunos da EJA e do ensino regular. A terceira e principal estratégia amostral utiliza o método da entropia, que ajusta não somente a média, mas também a variância e a assimetria das variáveis observáveis entre os grupos, gerando os pesos às observações do grupo de controle para que possam ser usadas no pareamento de escore de propensão por Kernel.<sup>16</sup>

## 4 RESULTADOS

Jovens e adultos buscam a conclusão da educação básica em uma tentativa de melhorar os salários ou mesmo obter melhores postos de trabalho. A literatura evidencia que um maior nível educacional está associado a maior produtividade e leva, conseqüentemente, a maiores salários (Curi e Menezes-Filho, 2006; Quinn e Rubb, 2006; Mincer, 1974). Entretanto, essa relação entre anos de escolaridade e crescimento da produtividade pode não ser necessariamente causal (Bils e Klenow, 2000). Isto explica o fato de o Brasil ter elevado seu nível educacional sem a contrapartida de crescimento da produtividade de sua mão de obra (Hanushek e Woessmann, 2009a). As habilidades cognitivas, mensuradas via testes padronizados, é que geram, efetivamente, um melhor rendimento (Hanushek e Woessmann, 2009a; 2009b; Hanushek e Kimko, 2000). Neste aspecto, o diferencial de *performance* acadêmica entre estudantes da EJA e do ensino regular poderá ter um peso maior sobre o futuro dos jovens e adultos no mercado de trabalho.

### 4.1 Estatísticas descritivas

Algumas variáveis de controle possuem características bastante diferentes entre os grupos de tratamento (EJA) e controle (ensino regular), indicando a necessidade de pareamento para que possam ter o desempenho acadêmico comparado. Na tabela 1, estão explicitadas as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas nesse estudo para cada grupo analisado. As médias de desempenho em português e matemática da EJA são piores nos dois anos observados. Longitudinalmente, os estudantes da EJA permaneceram com seus desempenhos estagnados, chegando a obter uma proficiência menor em língua portuguesa após dois anos de ensino médio.

As variáveis que delineiam o grupo de tratamento mostram uma menor presença de mulheres, maior participação no mercado de trabalho, seja ela remunerada ou não, além de uma diferença etária de quase três anos e meio, o que é esperado, visto que o aluno deve ter dezoito anos ou mais para ter acesso ao EJA. A análise descritiva dos dados revela que uma menor participação no Bolsa Família pode

16. Como medida de robustez, utilizou-se também o escore de propensão do vizinho mais próximo e o de estratificação (Becker e Ichino, 2002). Vale destacar que as estimações dos efeitos médios de tratamento foram restritas ao conjunto de informações pareadas em suporte comum dos grupos.

estar associada a piores resultados. Estudos de Glewwe e Kassouf (2012) e Brauw *et al.* (2014) mostram que o benefício impacta positivamente o desempenho escolar, em virtude do aumento das taxas de matrícula, redução da evasão e progressão escolar. As variáveis ligadas ao domicílio dos estudantes e ao *background* familiar indicam que os tratados possuem um índice socioeconômico mais elevado. Não há distinção no perfil de escolaridade dos pais entre os dois grupos. O domicílio dos jovens e adultos tem, em média, melhores condições de infraestrutura em termos de asfalto na rua.

TABELA 1  
Estatísticas descritivas

Variáveis	Observação	Média		Desvio-padrão	
		EJA	Ensino regular	EJA	Ensino regular
Proficiência MT 2014	40.687	227,01	256,16	34,30	49,59
Proficiência MT 2012	40.687	221,66	247,44	43,73	46,71
Proficiência LP 2014	38.742	216,86	254,23	39,87	45,39
Proficiência LP 2012	38.749	218,24	244,52	38,79	43,70
Sexo	40.687	0,390	0,513	0,489	0,499
Idade	40.687	18,89	15,40	4,55	1,94
Raça	40.687	0,152	0,122	0,360	0,328
Trabalho remunerado	40.687	0,276	0,110	0,448	0,313
Trabalho não remunerado	40.687	0,119	0,058	0,324	0,233
Livros	40.687	2,10	2,09	0,643	0,695
Computador	40.687	0,280	0,290	0,450	0,453
Bolsa Família	40.687	0,638	0,728	0,481	0,444
ISE	40.687	0,085	-0,042	0,846	0,843
Escolaridade baixa_mãe	40.687	0,152	0,167	0,360	0,373
Escolaridade alta_mãe	40.687	0,061	0,042	0,241	0,200
Escolaridade baixa_pai	40.687	0,233	0,203	0,423	0,402
Escolaridade alta_pai	40.687	0,028	0,028	0,166	0,166
InfraD_asfalto	40.687	0,652	0,562	0,477	0,496
InfraD_energia	40.687	0,966	0,980	0,179	0,139
IAA	40.687	56,74	58,00	18,01	19,44
Adequado	40.687	26,11	49,85	11,04	14,11
Carga	40.687	7,77	9,27	9,91	8,04
InfraE_esgoto	40.687	0,528	0,612	0,500	0,487
InfraE_labciências	40.687	0,671	0,730	0,470	0,443
InfraE_bandalarga	40.687	0,857	0,811	0,350	0,391
InfraE_refeitório	40.687	0,204	0,160	0,404	0,367

Fontes: Dados do Spaace fornecidos pela Seduc-CE; e dados do Censo Escolar 2012 e 2014.

As variáveis de sala de aula apontam que o ambiente de aprendizagem é mais favorável aos alunos do ensino regular e, além disso, que em torno de 50% dos docentes dessas escolas possuem uma formação adequada relativamente à disciplina que lecionam em sala. A porcentagem de professores com carga de trabalho menor é semelhante entre tratados e controle. No âmbito escolar, os estudantes das escolas regulares contam com melhores infraestruturas de esgoto e laboratórios de ciências. Em suma, os grupos de tratamento e controle possuem desbalanceamento no que diz respeito ao desempenho em português e matemática, à idade, às questões relacionadas ao mercado de trabalho, seja ele com ou sem remuneração, ao ambiente de sala de aula e à infraestrutura escolar.

#### 4.2 Resultados econométricos

Os dados da tabela 2 apontam que os grupos de tratados (EJA) e controle (ensino regular) estão bastante desbalanceados, em especial em relação a variáveis observáveis de características dos alunos (idade, sexo, trabalho), aspectos socioeconômicos (Bolsa Família, índice socioeconômico) e a variáveis relacionadas à escola e aos docentes, como a adequação da formação e a carga de trabalho dos professores, infraestrutura de esgoto e laboratório de ciências. Uma maior proporção de estudantes da EJA trabalha, seja com remuneração ou não, e este desbalanceamento se reflete também na variância e assimetria da distribuição destas variáveis. Como é evidenciado por Sudário e Alves (2016), os jovens e adultos da EJA se constituem, em sua maioria, de residentes da zona urbana e trabalhadores empregados e desempregados. A estrutura de esgoto e a infraestrutura de laboratórios de ciências são piores nas escolas de ensino de jovens e adultos se comparadas às das escolas regulares.

A proporção de baixa escolaridade, tanto do pai quanto da mãe dos alunos, é, em média, similar, mas conta com assimetrias maiores quando se analisam pais com escolaridade alta. Os dois grupos também não possuem diferenças acentuadas no tocante ao acesso a livros e computador com internet. Na tabela 3, os estudantes foram pareados e submetidos à ponderação por entropia. Todas as variáveis reduziram as diferenças nos três momentos da distribuição, praticamente zeradas, e os dois grupos de estudantes ficaram balanceados, ou seja, não há diferença estatisticamente significativa entre estudantes da EJA e do ensino regular em nenhuma das variáveis de controle.

Os resultados principais são apresentados nas tabelas 4 e 5 e serão expressos tanto em termos de pontuação na escala do Spaec (tabela 4) como em termos de desvio-padrão (tabela 5), cujas distribuições de proficiência foram padronizadas para terem média zero e desvio-padrão um.

**TABELA 2**  
**Condições de momentos das variáveis de controle antes do balanceamento por entropia**

Covariadas	Tratado			Controle			Diferença			Teste t (média)
	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	
Proficiência MT 2012	221,7	1913	0,719	247,4	2186	0,254	-25,7	-273	0,465	-8,25*
Proficiência LP 2012	218,2	1505	0,600	244,5	1913	-0,090	-26,3	-408	0,69	-9,21*
Sexo	0,390	0,239	0,449	0,513	0,249	-0,054	-0,123	-0,01	0,503	-3,67*
Idade	18,9	20,79	3,766	15,41	3,999	7,689	3,49	16,791	-3,923	27,53*
Raça	0,152	0,129	1,934	0,123	0,108	2,289	0,029	0,021	-0,355	0,96
Trabalho remunerado	0,276	0,200	1,001	0,111	0,099	2,468	0,165	0,101	-1,467	8,46*
Trabalho não remunerado	0,119	0,105	2,353	0,058	0,055	3,755	0,061	0,05	-1,402	3,87*
Livros	2,11	0,413	-0,102	2,097	0,483	-0,132	0,013	-0,07	0,03	-1,26
Computador	0,281	0,203	0,974	0,291	0,206	0,920	-0,01	-0,003	0,054	-0,35
Escolaridade baixa_mãe	0,152	0,129	1,934	0,167	0,139	1,784	-0,015	-0,01	0,15	-0,20
Escolaridade alta_mãe	0,061	0,058	3,636	0,042	0,040	4,559	0,019	0,018	-0,923	1,07
Escolaridade baixa_pai	0,233	0,179	1,261	0,204	0,162	1,469	0,029	0,017	-0,208	0,61
Escolaridade alta_pai	0,028	0,027	5,659	0,028	0,027	5,673	0	0	-0,014	-0,28
Bolsa Família	0,638	0,232	-0,574	0,727	0,198	-1,023	-0,089	0,034	0,449	-2,77*
ISE	0,085	0,716	0,118	-0,042	0,711	0,115	0,127	0,005	0,003	2,11*
InfraD_asfalto	0,652	0,227	-0,64	0,561	0,246	-0,247	0,091	-0,019	-0,393	2,93*
InfraD_energia	0,966	0,032	-5,199	0,979	0,019	-6,804	-0,013	0,013	1,605	-0,86
IAA	56,75	324,5	-0,031	58	378,3	-0,077	-1,25	-53,8	0,046	-0,86
Adequado	26,12	122	0,274	49,85	199,4	0,068	-23,73	-77,4	0,206	-27,22*
Carga	7,777	98,29	2,105	9,27	64,73	1,648	-1,493	33,56	0,457	-3,18*
InfraE_esgoto	0,528	0,250	-0,114	0,612	0,237	-0,459	-0,084	0,013	0,345	-3,13*
InfraE_labciências	0,671	0,221	-0,73	0,729	0,197	-1,033	-0,058	0,024	0,303	-3,18*
InfraE_bandalarga	0,857	0,123	-2,041	0,809	0,154	-1,578	0,048	-0,031	-0,463	1,23
InfraE_refeitório	0,204	0,163	1,463	0,161	0,135	1,842	0,043	0,028	-0,379	1,83

Fontes: Dados do Spaace fornecidos pela Seduc-CE; e dados do Censo Escolar 2012 e 2014.

Elaboração dos autores.

Obs.: \* Estatisticamente significante a 5%.

**TABELA 3**  
**Condições de momentos das variáveis de controle após o balanceamento por entropia**

Covariadas	Tratado			Controle			Diferença			Teste t (média)
	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	
Proficiência MT 2012	221,7	1913	0,719	221,6	1912	0,727	0,1	1	-0,008	0,03
Proficiência LP 2012	218,2	1505	0,600	218,1	1504	0,609	0,1	1	-0,009	0,03
Sexo	0,390	0,239	0,449	0,391	0,238	0,444	-0,001	0,001	0,005	-0,02
Idade	18,9	20,79	3,766	18,89	20,78	3,773	0,01	0,01	-0,007	0,02
Raça	0,152	0,129	1,934	0,153	0,129	1,924	-0,001	0	0,01	-0,03
Trabalho remunerado	0,276	0,200	1,001	0,277	0,200	0,993	-0,001	0	0,008	-0,03
Trabalho não remunerado	0,119	0,105	2,353	0,119	0,105	2,342	0	0	0,011	-0,02
Livros	2,11	0,413	-0,102	2,11	0,413	-0,103	0	0	0,001	-0,00
Computador	0,281	0,203	0,974	0,282	0,202	0,967	-0,001	0,001	0,007	-0,03
Escolaridade baixa_mãe	0,152	0,129	1,934	0,153	0,129	1,924	-0,001	0	0,01	-0,03
Escolaridade alta_mãe	0,061	0,058	3,636	0,062	0,058	3,629	-0,001	0	0,007	-0,01
Escolaridade baixa_pai	0,233	0,179	1,261	0,234	0,179	1,252	-0,001	0	0,009	-0,03
Escolaridade alta_pai	0,028	0,027	5,659	0,028	0,027	5,649	0	0	0,01	-0,01
Bolsa Família	0,638	0,232	-0,574	0,636	0,231	-0,568	0,002	0,001	-0,006	0,03
ISE	0,085	0,085	0,118	0,085	0,715	0,118	0	-0,63	0	0,00
InfraD_asfalto	0,652	0,227	-0,64	0,651	0,227	-0,633	0,001	0	-0,007	0,03
InfraD_energia	0,966	0,032	-5,199	0,966	0,032	-5,184	0	0	-0,015	0,01
IAA	56,75	324,5	-0,031	56,72	324,4	-0,026	0,03	0,1	-0,005	0,02
Adequado	26,12	122	0,274	26,11	121,9	0,278	0,01	0,1	-0,004	0,01
Carga	7,777	98,29	2,105	7,773	98,24	2,107	0,004	0,05	-0,002	0,00
InfraE_esgoto	0,528	0,250	-0,114	0,528	0,249	-0,113	0	0,001	-0,001	0,01
InfraE_labciências	0,671	0,221	-0,73	0,67	0,221	-0,723	0,001	0	-0,007	0,03
InfraE_bandalarga	0,857	0,123	-2,041	0,856	0,123	-2,031	0,001	0	-0,01	0,03
InfraE_refeitório	0,204	0,163	1,463	0,206	0,163	1,454	-0,002	0	0,009	-0,03

Fontes: Dados do Spaace fornecidos pela Seduc-CE; e dados do Censo Escolar 2012 e 2014. Elaboração dos autores.

No painel A da tabela 4, o modelo de regressão linear multivariada por mínimos quadrados ordinários robusto (1) indica que a diferença de desempenho em matemática de alunos da EJA para estudantes do ensino regular é 7,15 pontos menor. O painel B aponta que a diferença de desempenho entre estudantes da EJA e das escolas regulares é de 13,2 pontos, com desvantagem para a EJA. Todas as variáveis de controle indicadas na equação 15 foram utilizadas, incluindo o desempenho prévio de cada estudante.

Este modelo serve como referência de comparação para captar o efeito migração de estudantes do ensino médio regular para o ensino de jovens e adultos. Tomando a evolução da média de proficiência tanto de matemática como de português dos estudantes das escolas regulares entre 2012 e 2014, cada semestre letivo adicionou em torno de dois pontos na escala do Spaace no desempenho. Sem levar em conta as diferenças prévias entre os dois grupos, o que o modelo 1 aponta é uma desvantagem de 1,5 ano em matemática e um atraso ainda maior (2 anos) em língua portuguesa dos jovens e adultos em relação aos discentes do ensino regular público no Ceará.

Em termos de desvio-padrão, o déficit de desempenho dos estudantes da EJA em matemática (painel A da tabela 5) é de 0,14 desvio-padrão, enquanto a desvantagem em língua portuguesa (painel B) chega a 0,29 desvio-padrão. Entretanto, o modelo de regressão linear (1) não leva em consideração o desbalanceamento entre os grupos de tratados e controle, que foi apontado na tabela 2, e, com isso, não consegue captar a efetiva diferença de rendimento acadêmico.

Realizou-se, portanto, o pareamento por escore de propensão por Kernel,<sup>17</sup> buscando equilibrar os grupos na média de todas as variáveis observáveis. O efeito médio de tratamento sobre os tratados (ATT) indica, na coluna (2) da tabela 4, que o desempenho em matemática dos jovens e adultos está 14,5 pontos abaixo do rendimento dos estudantes do ensino regular. Levando-se em consideração que o desempenho médio do grupo de controle já é crítico, dentro do padrão de desempenho estudantil do Spaace, esta diferença de 14,5 pontos revela que jovens e adultos da EJA não detêm o conhecimento da matemática mais elementar.

---

17. Para maior robustez do modelo, aplicou-se também o escore de propensão pelo vizinho mais próximo e por estratificação, tanto para matemática quanto para português. Os resultados indicam um efeito bastante variado do impacto da EJA, com magnitude entre -14,52 e -9,53 pontos na escala Spaace para matemática e entre -20,45 e -10,44 pontos para língua portuguesa.



O painel B do modelo 2, na tabela 4, aponta uma desvantagem dos estudantes da EJA de 20,45 pontos na escala Spaece em língua portuguesa pelo método de pareamento de escore de propensão por Kernel. Esta proficiência coloca ambos os grupos em um padrão crítico de desempenho, sendo que os jovens e adultos estão, em média, próximos ao limite inferior para atingir um padrão muito crítico, o mais baixo da classificação.

Na tabela 5, verifica-se que o diferencial de rendimento em termos de desvio-padrão é de -0,29, o que implica um atraso de *performance* em matemática de aproximadamente dois anos, se o ganho de aprendizagem for considerado linear ao longo do tempo. Em língua portuguesa, o efeito médio de tratamento sobre tratados aponta para uma desvantagem de 0,44 desvio-padrão no desempenho dos discentes da EJA, apontando retrocesso cognitivo ao longo dos dois anos de acompanhamento da coorte.

Entretanto, o modelo 2, que emprega apenas o pareamento por escore de propensão (PEP), não obteve o balanceamento para todas as variáveis e em todos os blocos<sup>18</sup> dos escores de propensão analisados, reduzindo bastante o número de observações no mesmo suporte para os grupos de tratados e de controle. Dessa forma, a propriedade de balanceamento não foi satisfeita, sendo, portanto, necessário um rebalanceamento com pesos diferentes.

O modelo 3 é o mais apropriado, uma vez que se utilizou uma generalização do pareamento por escore de propensão em que não somente a média das variáveis entre os grupos de tratados e controle foram equilibradas, mas também a variância e a assimetria. No PEP com entropia (3), usando Kernel,<sup>19</sup> o efeito médio de tratamento sobre tratados no desempenho em matemática dos jovens e adultos para os estudantes do ensino regular foi ampliado. São 29,1 pontos de diferença, o que implica 0,58 desvio-padrão de distância dentro da distribuição de desempenho em matemática. Isso significa mais de quatro anos e meio de atraso escolar ao colocar os estudantes do ensino regular nas mesmas condições dos jovens e adultos.

---

18. O PEP dividiu o escore de propensão de um indivíduo do grupo de controle pertencer ao grupo de tratados em 11 blocos e analisou, dentro de cada bloco, quais variáveis estavam balanceadas.

19. Para maior robustez do modelo, aplicou-se também o escore de propensão pelo vizinho mais próximo e por estratificação, tanto para matemática quanto para português. Os resultados são convergentes e indicam um impacto da EJA, com magnitude entre -29,14 e -25,05 pontos na escala Spaece para matemática, e entre -37,37 e -31,3 pontos para língua portuguesa.

**TABELA 4**  
**Resultados econométricos**

Painel A (Matemática)	Método		
	(1) Regressão sem pareamento (OLS robusto)	(2) Escore de propensão (Kernel <i>matching</i> )	(3) Escore de propensão com entropia (Kernel <i>matching</i> )
Diferencial de proficiência	-7,15	-14,52	-29,14
Erro-padrão	2,66	1,54	4,236
T	-2,68	-9,40	-6,88
N	40.811	17.361	40.687

Painel B (Língua portuguesa)	Método		
	(1) Regressão sem pareamento (OLS robusto)	(2) Escore de propensão (Kernel <i>matching</i> )	(3) Escore de propensão com entropia (Kernel <i>matching</i> )
Diferencial de proficiência	-13,23	-20,45	-37,37
Erro-padrão	2,43	2,053	3,03
T	-5,43	-9,96	-12,31
N	38.863	17.361	40.687

Fontes: Dados do Spaace fornecidos pela Seduc-CE; e dados do Censo Escolar 2012 e 2014.  
Elaboração dos autores.

Obs.: OLS – *ordinary least squares* (mínimos quadrados ordinários – MQO); T – estatística; e N – número de observações.

**TABELA 5**  
**Resultados econométricos em termos de desvios-padrão**

Painel A (Matemática)	Método		
	(1) Regressão sem pareamento (OLS robusto)	(2) Escore de propensão (Kernel <i>matching</i> )	(3) Escore de propensão com entropia (Kernel <i>matching</i> )
Diferencial de proficiência	-0,144	-0,293	-0,58
Erro-padrão	0,053	0,046	0,051
T	-2,68	-6,34	-11,45
N	40.811	17.361	40.496

Painel B (Língua portuguesa)	Método		
	(1) Regressão sem pareamento (OLS robusto)	(2) Escore de propensão (Kernel <i>matching</i> )	(3) Escore de propensão com entropia (Kernel <i>matching</i> )
Diferencial de proficiência	-0,290	-0,449	-0,82
Erro-padrão	0,053	0,073	0,076
T	-5,43	-6,13	-10,83
N	38.863	17.361	40.496

Fontes: Dados do Spaace fornecidos pela Seduc-CE; e dados do Censo Escolar 2012 e 2014.  
Elaboração dos autores.

Em relação à língua portuguesa, os estudantes da EJA obtêm, em média, 37,3 pontos na escala Spaace a menos do que os das escolas regulares. Isso implica que, se estes alunos regulares tivessem as mesmas características dos estudantes, dos professores e das escolas da EJA, se fossem colocados nas mesmas condições de sala de aula, eles estariam praticamente 7,5 anos mais atrasados em relação a suas habilidades e conhecimentos. O efeito médio de tratamento em termos de desvio-padrão é -0,82 desvio, colocando os jovens e adultos no percentil 22 em relação à média de distribuição de notas dos estudantes das escolas regulares.

Na prática, os jovens e adultos que estudavam no ensino regular em 2012 e resolveram sair desta modalidade para a EJA ficaram estagnados ou retrocederam em termos de conhecimento e habilidades até 2014, quando realizaram o Spaace. A EJA se mostra uma política pública com efeito perverso em termos de desenvolvimento cognitivo dos estudantes e representa em torno de 7,8% do total de matrículas (169.937 estudantes) no estado do Ceará, segundo o Censo Escolar 2019. Em 2015, representava 7,2% do número de matrículas no estado.

Essa diferença cognitiva pode levar a impactos de produtividade do trabalho que não foram considerados neste estudo. Há outros aspectos que também estão fora do escopo desta pesquisa e que precisam ser levados em consideração, como a taxa de conclusão do ensino médio e probabilidade de inserção no mercado de trabalho em comparação àqueles estudantes que se evadiram da escola.

Uma alternativa para melhorar o desempenho dos estudantes da EJA seria o desenvolvimento de cursos de formação continuada para os docentes dessa modalidade, bem como melhorias na infraestrutura escolar, como acesso a biblioteca, laboratório de ciências e computadores. Soares e Sátyro (2008) defendem que insumos escolares são importantes para o desempenho educacional, principalmente em casos de escolas com precárias condições de infraestrutura. O desafio não é apenas garantir o acesso à escolaridade básica para aquelas pessoas que não tiveram a oportunidade de concluir os estudos na idade apropriada, mas prover um aprendizado com qualidade e equidade.

Os resultados na tabela B.1 no apêndice B mostram que o efeito do tratamento se apresenta robusto a uma possível presença de viés de seleção, não apresentando valores críticos para  $F$  em ambas as variáveis de resultado.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo buscou evidenciar o efeito médio de tratamento sobre tratados no desempenho em português e matemática entre alunos da EJA e estudantes do ensino regular. Estudos e contribuições para a literatura nesse sentido são importantes para nortear políticas públicas e apontar possibilidades de redesenho desta política.

Embora o principal interesse da EJA seja manter um vínculo do jovem e do adulto com a atividade escolar, evitando maiores taxas de evasão, a qualidade deste vínculo pode ser questionada, uma vez que os resultados apontam que, em comparação com os alunos regulares, há o crescimento da desigualdade educacional entre os alunos EJA e regular. Os resultados apontam para um diferencial de rendimento acadêmico em matemática de 29 pontos no Spaece, ou aproximadamente 0,58 desvio-padrão de diferença. Em língua portuguesa, o impacto médio é de -37,3 pontos, implicando um diferencial de 0,82 desvio-padrão. É importante ressaltar que diversas variáveis observáveis foram levadas em consideração, tais como características do aluno, nível socioeconômico, *background* familiar, características do domicílio, além de características dos docentes, da escola e do ambiente de aprendizagem.

Estudos indicam que a produtividade no mercado de trabalho está diretamente ligada e é causada pelas habilidades cognitivas dos trabalhadores (Hanushek e Woessmann, 2009a; 2009b; Hanushek e Kimko, 2000). Além disso, o salário de mercado é um reflexo dessa produtividade. Portanto, quanto menos habilidades cognitivas, menor a produtividade, e quanto menor a produtividade, menor o salário de jovens e adultos no mercado de trabalho. O prejuízo é microeconômico, mas também macroeconômico, como mostram os próprios dados de produtividade no Brasil e em outros países em desenvolvimento (Hanushek e Woessmann, 2009a).

Há indícios, portanto, de que jovens e adultos da EJA estão sendo deixados para trás no tocante às habilidades e conhecimento de matemática e língua portuguesa. Entretanto, esta política pública possui outros aspectos que precisam ser explorados em trabalhos futuros. Como o foco da EJA é manter o vínculo acadêmico, evitando evasão do ensino médio, é preciso não somente mensurar o impacto desta política sobre a taxa de conclusão da educação básica, como também avaliar o efeito do diploma (Encceja) sobre a probabilidade de inserção e sobre os rendimentos financeiros no mercado de trabalho, não somente em relação àqueles estudantes que não concluíram o ensino médio, mas também em relação aos colegas que concluíram essa etapa em escolas regulares da rede estadual pública.

## REFERÊNCIAS

- ACEMOGLU, D.; RESTREPO, F. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment. **American Economic Review**, v. 108, n. 6, p. 1488-1542, June 2018.
- ANGRIST, J. D.; PISCHKE, J. S. (Ed.). **Mostly harmless econometrics: an empiricist's companion**. Princeton: Princeton University Press, 2009.

ANUATTI NETO, F.; FERNANDES, R. Grau de cobertura e resultados econômicos do ensino supletivo no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v. 54, n. 2, p. 165-184, abr.-jun. 2000.

AUTOR, D.; KATZ, L.; GOLDIN, C. The race between education and technology revisited. **AEA Papers and Proceedings**, v. 110, p. 347-351, May 2020.

AUTOR, D.; KATZ, L.; KEARNEY, M. Trends in U.S. wage inequality: revising the revisionists. **Review of Economics and Statistics**, v. 90, n. 2, p. 300-323, May 2008.

BECKER, S.; ICHINO, A. Estimation of average treatment effects based on propensity scores. **Stata Journal**, v. 2, n. 4, p. 358-377, 2002.

BEZERRA, F. G.; SANTANA, R. S. M. Educação de jovens e adultos: notas históricas e proposições críticas. **Interfaces da Educação**, Paranaíba, v. 2, n. 5, p. 93-103, 2011.

BHALALUSESA, E. Towards sustainable development through reflect methodology in Tanzania: major trends and lessons. **Adult Education and Development**, v. 6, p. 51-61, 2004.

BILS, M.; KLENOW, P. J. Does schooling cause growth? **American Economic Review**, v. 90, n. 5, p. 1160-1183, 2000.

BORJA, I. M. F. S.; MARTINS, A. M. O. Evasão escolar: desigualdade e exclusão social. **Revista Liberato**, Novo Hamburgo, v. 15, n. 23, p. 93-101, jan.-jun. 2014.

BRAUW, A. *et al.* **The impact of Bolsa Família on schooling: girl's advantage increases and older children gain.** Washington: IFPRI, Jan. 2014. (Discussion Paper, n. 1319).

CALIENDO, M.; KOPEINIG, S. **Some practical guidance for the implementation of propensity score matching.** Bonn: IZA, May 2005. (IZA Discussion Paper, n. 1588).

CHETTY, R.; HENDREN, N. The impacts of neighborhoods on intergenerational mobility II: county-level estimates. **Quarterly Journal of Economics**, v. 133, n. 3, p. 1163-1228, Aug. 2018.

CURI, A. Z.; MENEZES-FILHO, N. A. **A relação entre o desempenho escolar e os salários no Brasil.** São Paulo: Insper, 2006. (Working Paper, n. 58).

DI PIERRO, C. M. Educação de Jovens e Adultos na América Latina e Caribe: trajetória recente. **Cadernos de Pesquisa**, São Paulo, v. 38, n. 134, p. 367-391, maio-ago. 2008.

\_\_\_\_\_. Histórico e políticas públicas contemporâneas de Educação de Jovens e Adultos nos Estados Unidos da América. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE POLÍTICA E ADMINISTRAÇÃO DA EDUCAÇÃO, 26., 2013, Recife, Pernambuco. **Anais...** Recife: Anpae, 2013.

DIPRETE, T.; GANGL, M. Assessing bias in the estimation of causal effects: Rosenbaum bounds on matching estimators and instrumental variables estimation with imperfect instruments. **Sociological Methodology**, v. 34, n. 1, p. 271-310, abr. 2004. Disponível em: <<https://shorturl.at/etvGR>>.

FARIAS, D. L. P. **Comparações entre EJA e ensino regular**. 2012. 40 f. Monografia (Especialização) – Faculdade de Educação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

GLEWWE, P.; KASSOUF, A. L. The impact of the Bolsa Escola/Familia conditional cash transfer program in enrollment, dropout rates and grade promotion in Brazil. **Journal of Development Economics**, v. 97, n. 2, p. 505-517, Mar. 2012.

HAINMUELLER, J. Entropy balancing for causal effects: a multivariate reweighting method to produce balanced samples in observational studies. **Political Analysis**, v. 20, p. 25-46, 2012.

HAINMUELLER, J.; XU, Y. Ebalance: a stata package for entropy balancing. **Journal of Statistical Software**, v. 54, n. 7, p. 1-18, Aug. 2013.

HANUSHEK, E.; KIMKO, D. D. Schooling, labor-force quality, and the growth of nations. **The American Economic Review**, v. 90, n. 5, p. 1184-1208, Dec. 2000.

HANUSHEK, E.; WOESSMANN, L. **Do better schools lead to more growth?** Cognitive skills, economic outcomes, and causation. Bonn: IZA, Nov. 2009a. (IZA Discussion Paper, n. 4575).

\_\_\_\_\_. **Schooling, cognitive skills, and the Latin American growth puzzle**. Cambridge, United States: NBER, June 2009b. (Working Paper, n. 15066).

HECKMAN, J. J.; LALONDE, R. J.; SMITH, J. A. The economics and econometrics of active labor market programs. *In*: ASHENFELTER, O. C.; CARD, D. (Ed.). **Handbook of Labor Economics**. Amsterdam: North-Holland, 1999. v. 3. p. 1865-2097.

HOTTZ, D. A. **Educação de Jovens e Adultos: uma análise voltada à interpretação dos resultados do Ensino Médio no Sistema de Avaliação da Educação do Estado do Rio de Janeiro (SAERJ) em 2014**. 2015. 164 f. Dissertação (Mestrado) – Centro de Políticas Públicas e Avaliação da Educação, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2015.

KHANDKER, S. R.; KOOLWAL, G. B.; SAMAD, H. A. (Ed.). **Handbook on impact evaluation: quantitative methods and practices**. Washington: World Bank, 2010.

LEE, W.-S. Propensity score matching and variations on the balancing test. **Empirical Economics**, n. 44, p. 47-80, 2013. Disponível em: <<https://shorturl.at/qsHKQ>>.

LOPES, S. P.; SOUZA, L. S. EJA: uma educação possível ou mera utopia? **Revista Alfabetização Solidária (Alfasol)**, São Paulo, v. 5, 2005. Disponível em: <<https://shorturl.at/pqKS2>>. Acesso em: 28 mar. 2018.

LUIS, R. **Youth and adult learning and education in Mozambique**. Rosebank: Open Society Initiative for Southern Africa, 2014. (Open Learning, n. 6).

MANUEL, A. A. M.; BUQUE, D.; QUIVE, R. Adult education in Mozambique: between expectations and possibilities. **Problems of Education in the 21<sup>st</sup> Century**, v. 75, n. 6, p. 581-590, 2017.

MARIANO, Z. F.; ARRAES, A. R.; BARBOSA, B. R. Análise longitudinal para avaliação do ensino profissionalizante. *In*: ENCONTRO REGIONAL DE ECONOMIA, 27., 2016, Fortaleza, Ceará. **Anais...** Fortaleza: Anpec, 2016.

MINCER, J. A. (Ed.). **Schooling, experience, and wages**. New York: National Bureau of Economic Research, 1974.

NERI, M. (Coord.). **Motivos da evasão escolar**. Rio de Janeiro: FGV, 2009.

OECD – ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT. **Education at a Glance 2016: OECD Indicators**. Paris: OECD Publishing, 2016.

OLIVA, T. B. **Três ensaios de economia da educação**. 2014. 110 f. Tese (Doutorado) – Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2014.

OLIVEIRA, A. M. **Educação de Jovens e Adultos versus ensino regular: mitos e realidades**. Trabalho de Conclusão de Curso (Licenciatura) – Faculdade Aldete Maria Alves, Iturama, 2015. Disponível em: <<http://bit.ly/42HMXrz>>. Acesso em: 28 mar. 2018.

PEREIRA, S.; BRITO, M. M. C.; LIMA, B. M. T. **A Educação de Jovens e Adultos no Ceará (2000-2011): entre desafios e esperanças**. *In*: FÓRUM INTERNACIONAL DE PEDAGOGIA, 8., 2016, São Luís, Maranhão. **Anais...** São Luís: AINPGP, 2016.

PUMA, M. J. *et al.* **What to do when data are missing in group randomized controlled trials**. Washington: Institute of Education Sciences, Oct. 2009.

QUINN, M. A.; RUBB, S. Mexico's labor Market: the importance of education-occupation matching on wages and productivity in developing countries. **Economics of Education Review**, v. 25, n. 2, p. 147-156, Apr. 2006.

REPUBLIC OF MOZAMBIQUE. The Ministers' Cabinet. **Strategy of adult education and learning in Mozambique**. Maputo: Ministry of Education, Feb. 2011.

ROSA, L. *et al.* **The effects of public high school subsidies on student test scores**. Stanford: Stanford University, 26 Feb. 2020. (Working Paper). Disponível em: <<https://bit.ly/3JGCl3y>>. Acesso em: 20 abr. 2020.

ROSENBAUM, P. R. **Observational Studies**. New York: Springer, 2002.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, v. 70, n. 1, p. 41-55, Apr. 1983.

RUBIN, D. B. Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. **Journal of Educational Psychology**, v. 66, n. 5, p. 688-701, 1974.

SCORTEGAGNA, A. P.; OLIVEIRA, S. C. R. Educação de Jovens e Adultos no Brasil: uma análise histórico-crítica. **Revista Eletrônica de Ciências da Educação**, Campo Largo, v. 5, n. 2, p. 1-15, nov. 2006.

SILVA, R. M. **Causas e consequências da evasão escolar na Escola Normal Estadual Professor Pedro Augusto de Almeida – Bananeiras/PB**. 2009. Monografia (Especialização) – Centro de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal da Paraíba, Bananeiras, 2009.

SOARES, S.; SÁTYRO, N. **O impacto de infraestrutura escolar na taxa de distorção idade-série das escolas brasileiras de ensino fundamental: 1998 a 2005**. Brasília: Ipea, maio 2008. (Texto para Discussão, n. 1338).

SUDÁRIO, R. M.; ALVES, U. S. O perfil do aluno da EJA do ensino médio no Centro de Educação de Jovens e Adultos Prof<sup>a</sup> Shirley Costa e Silva. *In: FÓRUM INTERNACIONAL DE PEDAGOGIA*, 8., 2016, São Luís, Maranhão. **Anais...** São Luís: AINPGP, 2016.

TORRES, H. G. *et al.* **O que pensam os jovens de baixa renda sobre a escola – relatório final**. São Paulo: Fundação Victor Civita; Cebrap, 2013. Disponível em: <<https://shorturl.at/npuPU>>.

WATSON, S. K.; ELLIOT, M. Entropy balancing: a maximum-entropy reweighting scheme to adjust for coverage error. **Quality & Quantity**, v. 50, n. 4, p. 1781-1797, 2016.



**BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR**

AÇÃO EDUCATIVA *et al.* (Coord.) **Indicadores da qualidade na educação**. São Paulo: Ação Educativa, 2004.

BRASIL. Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996. Estabelece as diretrizes e bases da educação. **Diário Oficial da União**, Brasília, 23 dez. 1996. Disponível em: <<http://bit.ly/3JLUqxb>>. Acesso em: 28 mar. 2018.

CEARÁ. Secretaria da Educação. **Boletim do Sistema de Avaliação (SPAECE)**. Fortaleza: Seduc, 2010.

\_\_\_\_\_. EJA + Qualificação Profissional. **Seduc**, 16 ago. 2017. Disponível em: <<https://bit.ly/41oiGfH>>. Acesso em: 19 nov. 2018.

## APÊNDICE A

### ÍNDICE DE AMBIENTE DE APRENDIZAGEM

A tentativa de agrupar diversas variáveis relacionadas ao efeito do ambiente de aprendizagem foi essencial para a elaboração de um índice multidimensional difuso, denominado *fuzzy set*. Lelli (2001), Berenger e Verdier-Chouchane (2007), Gómez, Galvis-Aponte e Royuela (2015) o definem como a construção de um índice que irá medir a qualidade e excelência do ambiente escolar, determinando-a por meio de funções de associação para a fácil interpretação dos pesos de cada variável agrupada.

Em sua formulação matemática,  $X$  corresponde ao conjunto dos indivíduos da amostra que tem um vetor de cinco atributos para calcular a importância do ambiente de aprendizagem, conforme descrito a seguir.

- 1) A exigência por parte dos professores de que os alunos estudem e prestem atenção nas aulas.
- 2) A disponibilidade dos professores para dirimir dúvidas acerca do conteúdo explicado.
- 3) O controle da entrada e saída de alunos durante a aula.
- 4) A presença de barulho e desordem na classe.
- 5) Se há necessidade, por parte do professor, de esperar muito tempo até que os estudantes façam silêncio.

Gómez, Galvis-Aponte e Royuela (2015) afirmam que, para calcular o grau de privação dos indivíduos a cada atributo, o grau de pertinência é expresso por uma função  $\mu_A$ , sendo este um subconjunto difuso se tomar valores no intervalo  $[0,1]$ . A função que irá definir o grau de pertinência será definida conforme a seguir descrito.

$\mu_A(x_{ij}) = 0$ , caso não pertença ao subconjunto  $A$ ,

$\mu_A(x_{ij}) \in (0,1)$ , caso pertença em parte ao subconjunto  $A$ , ou seja, haja privação de alguns atributos, porém não de todos eles,

$\mu_A(x_{ij}) = 1$ , caso pertença totalmente ao subconjunto  $A$ ,

em que  $\mu_A$  é uma medida de privação para o indicador. Segundo Lelli (2001 *apud* Gómez, Galvis-Aponte e Royuela, 2015), é recomendável o uso da função de distribuição acumulada, uma vez que isso evita definições arbitrárias para explicar a associação e facilita a obtenção das pontuações de cada dimensão. De acordo com

Cheli e Lemmi (1995<sup>20</sup> *apud* Gómez, Galvis-Aponte e Royuela, 2015), a função é dada por

$$\mu_A(x_{ij}) = \begin{cases} 0, & \text{se } x_{ij} = x_i^j; k = 1 \\ \mu_A(x_j^{k-1}) + \frac{(F_j^k) - (F_j^{k-1})}{1 - F(x_j^1)}, & \text{se } x_{ij} = x_i^j; k > 1 \\ 1, & \text{se } x_{ij} = x_i^j; k = K \end{cases}, \quad (A.1)$$

em que  $k = 1, \dots, K$  são as categorias ou atributos da variável, sendo  $K$  a melhor situação da variável, e  $F(x_j)$  é a distribuição acumulada da variável calculada de acordo com  $k$ . Uma vez obtidas as funções e analisadas suas pertinências, calcula-se o índice de ambiente de aprendizagem (IAA), a partir da expressão a seguir.

$$IAA = \frac{\sum_{j=1}^T \mu_A(x_{ij})W_j}{\sum_{j=1}^T W_j} \times 100, \quad (A.2)$$

em que  $T$  representa o número total de dimensões e  $W_j$  sua respectiva ponderação, que pode ser calculada como

$$W_j = \ln\left(\frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_A(x_{ij})}\right). \quad (A.3)$$

Por fim, o denominador da expressão (A.3) representa a proporção de indivíduos com um certo grau de qualidade de proficiência que pode ser causada pelo efeito do ambiente de aprendizagem ( $j$ ). A importância desse tipo de ponderação reside na sensibilidade da variável à frequência de cada atributo, resultando em um índice de qualidade que enriquece a análise. Vale salientar que os conjuntos difusos representam uma metodologia mais eficiente quando as variáveis são discretas. Nesse caso, é possível saber se o ambiente escolar é um fator que influencia positivamente a proficiência dos estudantes em matemática.

As cinco dimensões utilizadas na elaboração do IAA estão agrupadas em conjuntos que refletem a qualidade do ambiente de aprendizagem escolar. O método *fuzzy set*, ou conjuntos difusos, foi utilizado para construir o IAA, em que um valor maior do índice indica um melhor ambiente de aprendizagem. Analisando os resultados relacionados em termos de representatividade para cada atributo, observa-se que a dimensão com maior peso no IAA está ligada à falta de controle, por parte dos professores, da entrada e saída de alunos da classe, que possui uma influência de 37,93% na constituição do índice. O fato de que os professores precisam de muito tempo para que os alunos façam silêncio corresponde a um peso de 23,32% na composição do índice multidimensional difuso. Em sequência,

20. Cheli, B.; Lemmi, A. A. "Totally" fuzzy and relative approach to the multidimensional analysis of poverty. *Economic Notes*, v. 24, p. 115-133, 1995.

vem a “existência de barulho e desordem em sala de aula”, com uma importância de 21,51% na qualidade do ambiente de aprendizagem. A disponibilidade dos professores para dirimir dúvidas acerca do conteúdo explicado tem um peso de 9,69%, seguido pela exigência, por parte dos professores, que os estudantes prestem atenção nas aulas, com 7,55%.

## REFERÊNCIAS

BÉRENGER, V.; VERDIER-CHOUCANE, A. Multidimensional measures of well-being: standard of living and quality of life across countries. **World Development**, v. 35, n. 7, p. 1259-1276, 2007.

GÓMEZ, M. S.; GALVIS-APONTE, L. A.; ROYUELA, V. **Calidad de vida laboral en Colombia**: un índice multidimensional difuso. Cartagena: Banco de la República, dic. 2015. (Documentos de Trabajo sobre Economía Regional, n. 230).

LELLI, S. **Factor analysis vs fuzzy sets theory**: assessing the influence of different techniques on Sen's functioning approach. Leuven: Center for Economic Studies, 2001. (Discussion Paper Series, n. 01.21). Disponível em: <<https://bit.ly/3BjY6Cm>>. Acesso em: 20 nov. 2018.

## APÊNDICE B

TABELA B.1  
Análise de sensibilidade (Rosenbaum *bounds*) para as áreas de proficiência

$\Gamma$	Português	Matemática
	$p^+$	$p^+$
1	0,000	0,000
1,05	0,000	0,000
1,1	0,000	0,000
1,15	0,000	0,000
1,2	0,000	0,000
1,25	0,000	0,000
1,3	0,000	0,000
1,35	0,000	0,000
1,4	0,000	0,000
1,45	0,000	0,000
1,5	0,000	0,000
1,55	0,000	0,000
1,6	0,000	0,000
1,65	0,000	0,000
1,7	0,000	0,000
1,75	0,000	0,000
1,8	0,000	0,000
1,85	0,000	0,000
1,9	0,000	0,000
1,95	0,000	0,000
2	0,000	0,000

Elaboração dos autores.

Originais submetidos em: jul. 2019.

Última versão recebida em: jan. 2021.

Aprovada em: jan. 2021.

