

# Fomento de pesquisa na pós-graduação: o aumento da bolsa tem impacto na taxa de evasão?

## Postgraduate research support: does the increase in the scholarship have an impact on the dropout rate?

Tatiane Tenório da Gama Leite de Freitas<sup>1</sup>

Data de recepção: 31 de julho de 2024

Data de aprovação: 2 de setembro de 2024

---

<sup>1</sup>Doutoranda em Economia Aplicada pela UFPB; Grandes áreas de interesse são: Avaliação de Políticas Públicas e Microeconometria Aplicada; Áreas de interesse são: Análise de investimentos, Projetos, Economia da Educação, Economia do Trabalho e Setor público. Possui experiência profissional em Projetos Econômicos, Gestão Pública e Consultoria Financeira. Correo electrónico: [tatianetgama@gmail.com](mailto:tatianetgama@gmail.com). ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-0511-968X>.

## **Resumo**

A pós-graduação no Brasil tem enfrentado problemas de evasão e demanda, o que acarreta na necessidade de revisão de políticas como as de incentivo financeiro. Diante disso, o objetivo da pesquisa é analisar o impacto do reajuste da bolsa Capes sobre a taxa de evasão dos bolsistas de mestrado. Para tal, e com dados longitudinais de 2010 a 2015, o artigo utiliza técnicas de pareamento e de heterogeneidade. Os resultados mostram que as chances de evasão diminuem após o aumento da bolsa e as de titulação em um tempo menor aumentam. Assim, os achados reforçam a importância de políticas de incentivo financeiro para pós-graduação, principalmente no contexto de baixa demanda que o país apresenta.

**Palavras-chave:** pós-graduação, taxa de evasão, dados em Painel.

## **Abstract**

Graduate studies in Brazil have been facing problems with dropout and demand, which leads to the need to review policies such as financial incentives. Given this, the objective of this research is to analyze the impact of the adjustment of the Capes scholarship on the dropout rate of master's degree scholarship holders. To this end, and with longitudinal data from 2010 to 2015, the article uses pairing and heterogeneity techniques. The estimates show that the chances of dropout decrease after the increase in the scholarship. Thus, the findings reinforce the importance of financial incentive policies for graduate studies, especially in the context of low demand that the country presents.

**Keywords:** postgraduate, evasion rate, panel data.

## **1. Introdução**

A Educação é comumente analisada como um instrumento capaz de promover o desenvolvimento de um país, mitigando a pobreza, reduzindo as disparidades econômicas entre os indivíduos e viabilizando a igualdade de gênero (WDR, 2018; OCDE, 2023). Nesse sentido, o nível educacional de um país pode afetar o seu bem-estar social especialmente se as disparidades econômicas-sociais estiverem relacionadas à desigualdade de oportunidades educativas (Bar-Haim, Chauvel e Hartung; 2019).

Essa relação positiva entre nível educacional e desenvolvimento de um país ou região está atrelada ao aumento de produtividade que é adquirido com a educação. A maior produtividade é compensada com retornos no mercado de trabalho, resultando, principalmente, em ganhos financeiros (Becker, 1964; Lucas, 1988; Mincer, 1958; Schultz, 1961). Conforme discute Schultz (1961), quanto maior forem os atributos qualitativos, como produtividade e habilidade, maior será a taxa de retorno do trabalho; e o modo de obter tais qualidades está atrelado à educação formal e outras experiências, como treinamentos.

Com a mesma ótica, Becker (1964) discute que a incorporação de recursos influencia o rendimento real dos indivíduos, ou seja, o capital humano pode ser obtido a partir da escolaridade, de modo que o desemprego tende a diminuir quando as habilidades aumentam. Assim, espera-se que uma economia com indivíduos altamente qualificados, implicando em maiores rendas, também pode ser mais produtiva e desenvolvida. De fato, de acordo com o estudo WDR (2018), economias

com crescimento sustentado apresentam, dentre outros fatores, forte compromisso com a educação.

Além da produtividade, a educação pode ser um instrumento de estratificação social, podendo influenciar na saúde e mortalidade, melhorando, inclusive, em cuidados pessoais (Breen e Jonsson, 2007; Case e Deaton, 2022); na redução de disparidades de gênero (Mohanty, 2021), bem como no capital social e cultural (Bourdieu, 1979).

Diante desses fatores, as políticas públicas educacionais são formuladas de acordo com os diferentes níveis de qualificação. No ensino superior existe um forte estímulo de crescimento e aperfeiçoamento em diferentes países e, de acordo com dados da OCDE (2023), boa parte das transferências governamentais são direcionadas para esta modalidade, de modo que o número de indivíduos com ensino superior cresce ao longo do tempo. Nesse caso, a grande maioria dos indivíduos que possuem nível superior são do nível de bacharelado, de maneira que, em 2021, 77% dos diplomas com ensino superior correspondem ao título de bacharel.

É nesse cenário de expansão do ensino superior que o governo Federal do Brasil realizou diversas políticas públicas, tais como o Plano de Reestruturação e Expansão das Universidades Federais (REUNI)<sup>1</sup> e a Universidade Aberta do Brasil

---

<sup>1</sup>Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2007-2010/2007/decreto/d6096.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2007/decreto/d6096.htm). Acesso em: 20 de jan. de 2024.

(UAB)<sup>2</sup>. Além de tais estratégias, que possibilitaram a crescente oferta de cursos em diversas regiões, também se destaca o fomento ao acesso por meio das políticas de cotas e bolsas de pesquisa. O Plano Nacional de Educação (PNE)<sup>3</sup>, com planejamento decenal (2014- 2024), objetiva o desenvolvimento da educação tanto do ensino básico quanto do superior. Com relação a este último, por exemplo, o PNE possui a meta 14, que busca elevar as matrículas na pós-graduação, bem como a expansão da oferta de cursos e bolsas de fomento (BRASIL, 2014). E, de fato, conforme informações da GEOCAPES (2022)<sup>4</sup>, a concessão de bolsas para o nível de mestrado cresceu cerca de 32% entre 2010 e 2022, enquanto a proporção de bolsas para o doutorado cresceu mais de 100% no mesmo período.

Esse contexto de expansão abre espaço para analisar como a educação superior pode impactar na formação de capital humano, geração de renda, emprego, redução de disparidades de raça e gênero, dentre outros fatores (Waite, 2017; Okahana e Hao, 2019; Wouterse *et al.*, 2017; Chen e Lin-Chuan, 2021). Tais pontos são extensamente abordados na literatura, com grande ênfase no prêmio salarial a partir da discussão apresentada por Mincer (1993).

Assim, muitas políticas de incentivo no país são implementadas a fim de garantir o acesso ao nível superior, de modo a assegurar, inclusive, o acesso daqueles mais vulneráveis social e economicamente. A política de bolsa estudantil é um exemplo

---

<sup>2</sup>Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2004-2006/2006/decreto/d5800.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2006/decreto/d5800.htm). Acesso em: 20 de jan. de 2024.

<sup>3</sup> Sancionado pela Lei Nº 13.005/2014.

<sup>4</sup> Disponível em: <https://geocapes.capes.gov.br/geocapes/>. Acesso em: 05 de out. de 2023.

de financiamento à pesquisa na pós-graduação, onde, conforme a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), "visa estimular a formação de recursos humanos de alto nível, consolidando assim os padrões de excelência imprescindíveis ao desenvolvimento do país"<sup>5</sup>.

De forma não tão frequente, as bolsas de pesquisa passam por reajustes com o intuito de promover o fomento e a valorização da pós-graduação. Em 2012, por exemplo, conforme Portaria nº 96, de 6 de julho de 2012, as bolsas de mestrado, doutorado e iniciação científica aumentaram e passaram a ter efeitos financeiros a partir do dia 01/07. Praticamente 10 anos depois, ocorreu um novo reajuste pela Portaria nº 33, de 16 de fevereiro de 2023. Vale ressaltar que as bolsas Capes diferem de valor a depender do nível de educação, sendo maior para doutorado e menor para a iniciação científica (alunos de graduação).

Tais incentivos, de fato, são importantes, pois no âmbito da pós-graduação, e devido a intensa dedicação que o aluno de pós precisa ter, a pesquisa passa a ser uma forma também de garantir a sobrevivência financeira do discente e pode evitar a evasão do capital humano. Como mostram diversos estudos, a falta de suporte financeiro ou de dedicação por conta do trabalho são alguns dos motivos apontados para justificar a evasão do estudante (Polydoro, 1995; Arendt, 2013; Gross *et al.*, 2007).

---

<sup>5</sup>Disponível em: <https://www.gov.br/capes/pt-br/aceso-a-informacao/acoes-e-programas/bolsas/bolsas-no-pais>. Acesso em: 21 de out. 2023.

Por outro lado, apesar da expansão que ocorreu na oferta de programas, cursos e no número de alunos, os anos recentes, principalmente após a pandemia, apresentam queda na demanda pelos programas de pós-graduação. Conforme relatório da CAPES (PNPG, 2024), em 2022, o percentual de abandonos e desligamento correspondeu a 5% do total de matrículas, mantendo-se essa média ao longo do tempo desde 2013. Da mesma forma, os mestres em 2022 corresponderam apenas a 0,7% das pessoas de 25 a 64 anos, enquanto a média dos países que integram a OCDE foi de 14,1%. Esses números justificam a preocupação recente do país com a falta de avanço nos resultados de titulação e queda na demanda pela pós-graduação.

A discussão na literatura sobre o cenário recente de demanda e evasão na pós-graduação mostra que, dentre outros fatores, a motivação, o incentivo financeiro ou a falta dele têm papel crucial para a decisão de evadir. O trabalho de Rotem *et al* (2021), a partir de regressão logística, mostra que o aumento de bolsas pode aliviar a taxa de evasão de mestrandos. Da mesma forma, o trabalho de Jaksztat *et al* (2021), aplicando um modelo de risco para doutorandos da Alemanha, conclui que a bolsa estudantil está associada a um menor risco de desistência. Ambos os trabalhos apontam para o fato de que as bolsas oferecem segurança financeira aos discentes, permitindo que o estudante se dedique à pesquisa. De fato, esse tema é discutido na literatura, considerando que o suporte financeiro possibilita maior integração na vida acadêmica e evita a necessidade de trabalho, principalmente para indivíduos de baixa renda (Tinto, 1993).

No caso do Brasil, ainda há escassez de estudos que busquem analisar as motivações recentes, porém, o relatório CAPES (PNPG, 2024) aponta que um dos fatores cruciais para a baixa demanda e alta evasão é a falta de incentivo financeiro, já que cerca de 60% dos alunos não o possuem, além de existir uma defasagem do valor atual da bolsa em termos de poder de compra.

Nesse sentido, tendo em vista a importância do aporte financeiro sobre a probabilidade de evasão, e considerando que a defasagem da bolsa pode ser um dos fatores que desmotivam a busca e continuidade na pós-graduação, o objetivo central da presente pesquisa é avaliar o impacto da política de fomento à pós-graduação sobre a taxa de evasão dos discentes. A partir de dados longitudinais de alunos matriculados em programas de pós-graduação, utiliza-se técnicas de pareamento para estimar a relação entre o aumento da bolsa e a taxa de evasão. Vale ressaltar que para fins de estimação foram utilizadas diferentes abordagens de tratamento, bem como testes de sensibilidade e heterogeneidade, preenchendo uma lacuna técnica na literatura acerca do tema. Ademais, este artigo inclui características socioeconômicas para controlar outras variáveis que podem estar associadas à taxa de evasão e, assim, alcançar o efeito do tratamento de forma mais precisa. A pesquisa também contribui com a literatura ao analisar de forma específica o nível educacional da pós-graduação, bem como o papel do valor da bolsa sobre a taxa de evasão.

Assim, além dessa introdução, a pesquisa apresenta mais três seções. A próxima seção trata da estratégia empírica e descrição dos dados utilizados no trabalho. O



s resultados e a discussão são apresentados na seção 3 e, por fim, a última seção trata das conclusões do artigo.

## **2. Método empírico**

Para a aplicação do método empírico, é importante considerar o conjunto de informações observacionais, bem como as características da variável que se busca analisar. A partir dos dados abertos da CAPES, é possível obter um painel de dados dos bolsistas de pós-graduação, período a período, contendo suas características socioeconômicas e do programa inserido. Assim, considerando o objetivo da pesquisa, resta considerar a construção do grupo de controle e verificar o efeito de tratamento (aumento da bolsa) sobre os tratados.

Apesar da existência de técnicas que poderiam ser utilizadas de forma mais robusta, como o método de diferenças em diferenças com múltiplos períodos, a variável de desfecho considerada na presente pesquisa apresenta variações apenas em um período, ou seja, a taxa de evasão do aluno  $X$  não ocorre antes e depois da intervenção ; esse aluno será ou não evadido em um desses momentos. Desse modo, o método mais adequado para definir o contrafactual é o pareamento, que, em sua essência, é capaz de encontrar um grupo de controle próximo ao tratado a partir dos dados observacionais.

O pareamento apresenta duas características principais que visam aproximá-lo a um experimento aleatório. A primeira delas é identificar subamostras de tratado e controle que possuem as mesmas distribuições de covariáveis observadas, de tal

sorte que as diferenças entre eles são aleatórias. A segunda característica é a divisão clara entre executar as correspondências sem acesso a qualquer dado de resultado e estimar efeitos do tratamento a partir da amostra pareada (Stuart e Rubin, 2008).

Portanto, conforme Caliendo e Kopeinig (2008), o pareamento se baseia em duas hipóteses importantes : a de ignorabilidade<sup>6</sup> considera que, ao controlar o conjunto de covariáveis observáveis não afetadas pelo tratamento, o resultado potencial independe do tratamento ; já a de sobreposição<sup>7</sup> garante que pessoas com os mesmos valores de covariáveis observáveis tenham uma probabilidade positiva de serem tratadas e não tratadas.

O ponto central dessas hipóteses é que se as características não observáveis forem correlacionadas com o tratamento e resultado potencial, o pareamento está sujeito ao viés de seleção. Nesse contexto, é importante fazer a análise de sensibilidade de Rosenbaum para verificar a sensibilidade do impacto dos não observáveis sobre os resultados. Conforme discute Stuart (2010), pode-se apresentar 4 etapas dentro do método de pareamento: a) definir a medida de distância para determinar se um indivíduo combina com outro, b) implementar o método de pareamento utilizando tal medida, c) avaliar a qualidade das amostras combinadas, e d) calcular o efeito do tratamento, dado o resultado do pareamento.

---

<sup>6</sup> Conforme Caliendo e Kopeinig (2008):  $Y(0), Y(1) \perp D|X$ .

<sup>7</sup> Conforme Caliendo e Kopeinig (2008):  $0 < P(D = 1|X) < 1$ .

Assim, o efeito médio do aumento da bolsa será calculado por meio das seguintes medidas: a) *Propensity Score Matching* (PSM), b) *Mahalanobis Distance Matching* (MDM) e c) PSM com balanceamento por entropia; por sua vez, o algoritmo de pareamento ou método de correspondência utilizado será o do vizinho mais próximo com e sem reposição. As subseções a seguir apresentam detalhadamente as técnicas utilizadas no presente artigo.

### **Método de pareamento**

Conforme discutido anteriormente, antes de definir o método de pareamento, um ponto crucial é identificar a medida de distância de combinação entre os indivíduos, uma dessas medidas é o *Propensity Score*, que determina, a partir de um conjunto de informações, a probabilidade do indivíduo a ser tratado. Assim, para estimá-lo, é necessário definir o modelo e as variáveis a serem incluídas de modo que tal probabilidade resume a influência das características observáveis sobre a probabilidade de tratamento (Caliendo e Kopeinig, 2008).

Nessa medida, conforme explica Gertler *et al.* (2010), é calculado o escore de propensão, que representa a probabilidade de ser tratado, e é obtido com base nas variáveis explicativas do modelo. O escore varia de 0 a 1 e, depois de ser obtido, é possível combinar o tratado e não tratado<sup>8</sup>, gerando, portanto, o contrafactual. O cálculo de tal probabilidade na presente pesquisa, pode ser definido como:

$$\Pr[bolsa_i = 1 | X_i] = G(X_i\beta + \epsilon_i) \quad (1)$$

---

<sup>8</sup> A partir da probabilidade mais próxima de 1.

Onde  $bolsa_i$  indica o bolsista que passou pela intervenção, ou seja, ajuste da bolsa;  $G(.)$  representa a distribuição de probabilidade logística; e  $X_i$  é o vetor de características observáveis dos discentes. Depois de definir o escore, é implementado o método de pareamento para definir o contrafactual, podendo este se utilizar de técnicas do vizinho mais próximo com e sem reposição.

Finalmente, construído o contrafactual, é possível obter o *Average Treatment Effect on the Treated* (ATT) da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \hat{T}_{ATT} &= E[\hat{Y}_i(1) - \hat{Y}_i(0)|bolsa_i = 1] \\ &= E[\hat{Y}_i(1)|bolsa_i = 1] - E[\hat{Y}_i(0)|bolsa_i = 1] \end{aligned} \quad (2)$$

Onde  $\hat{Y}_i(1)$  é o valor do indivíduo caso ele seja tratado, ou seja, tenha recebido aumento da bolsa enquanto discente e  $\hat{Y}_i(0)$  é a estimação do contrafactual. Portanto, a última igualdade representa a diferença entre o resultado médio para aqueles que receberam aumento da bolsa e o resultado médio estimado que teria ocorrido caso esses discentes não tivessem passado por tal tratamento.

Quando a técnica de pareamento utilizada é a MDM, o ATT segue a mesma lógica da equação acima, porém utiliza-se outra forma de calcular a medida de distância para determinar se um indivíduo combina com outro. Conforme explica King e Nielsen (2019), antes se calcula a distância de *Mahalanobis* das covariáveis  $X$  entre as unidades  $i$  e  $j$ , ou seja:

$$D(X_i - X_j) = \sqrt{(X_i - X_j)S^{-1}(X_i - X_j)} \quad (3)$$

Onde  $i$  e  $j$  representam os indivíduos tratados e não tratados, respectivamente, e  $S^{-1}$  representa a matriz de covariância das variáveis que representam as características observáveis  $X$ . Como Rubin e Thomas (2000) observam, tanto o MDM quanto o PSM possuem desempenhos semelhantes quando o número de covariáveis é pequeno, porém o PSM funciona melhor quando elas aumentam. O motivo é que o MDM considera todas as interações das covariáveis tornando tais interações mais difíceis quando o número delas aumenta. O PSM, por sua vez, inclui apenas os termos importantes sobre os quais se obtém o equilíbrio (Stuart e Rubin, 2008).

Uma combinação com o PSM pode ser feita através da sua junção com o balanceamento por entropia, que "calcula os pesos diretamente para ajustar as distribuições amostrais conhecidas, integrando o balanceamento das covariáveis aos pesos e permitindo um equilíbrio desejável" (Mariano e Arraes, 2018).

Nesse caso, conforme explica Mariano e Arraes (2018), as distribuições das variáveis nas observações reponderadas permitem o equilíbrio exato sobre o primeiro momento (média), segundo (variância) e terceiro (assimetria), sendo estes obtidos pelas distribuições de variáveis independentes em ambos os grupos, tratamento e controle. Assim, é possível obter pesos que minimizem as desigualdades entre os grupos de tratamento e controle. E m outras palavras, é possível isolar os efeitos das características observáveis sobre a taxa de evasão e encontrar os prováveis efeitos do aumento da bolsa de pesquisa.

Vale ressaltar que os algoritmos de pareamento utilizados são o "vizinho mais próximo"<sup>9</sup>, com e sem reposição, que seleciona o controle para cada indivíduo no grupo de tratamento com menor distância. Caso ocorra reposição, por exemplo, menor deverá ser o grupo de controle, dado que um mesmo indivíduo pode ser pareado com mais de um tratado (Stuart, 2010). A entropia mencionada anteriormente é a outra técnica utilizada.

Ademais, conforme apresentado anteriormente, o pareamento exige que as características não observáveis sejam independentes do tratamento e do resultado potencial. Contudo, a existência desses fatores, além do quanto podem afetar os bolsistas e a taxa de evasão, não é possível de ser testada diretamente. Assim, dada a impossibilidade de estimar a magnitude do viés de seleção, uma alternativa é analisar a sensibilidade do impacto potencial dos não observáveis sobre o resultado, utilizando os limites de Rosenbaum (2002). Conforme esse autor, esses limites mostram o quanto sensível é o resultado do efeito causal com relação às variáveis omitidas. Nesse sentido, conforme explica Watson (2005), considerando que razão entre as *odds ratio* de dois indivíduos tratados com as mesmas características e sem viés de seleção é 1, então a existência de uma variável não observável e que influencia a probabilidade de tratamento resulta em um valor diferente deste. Para verificar o valor máximo que as *odds* podem diferir entre dois indivíduos, caso exista viés, a análise de sensibilidade de Rosenbaum os quantifica pelo parâmetro  $\gamma$ , de modo que conforme Rosenbaum (2002):

---

<sup>9</sup> *Nearest Neighbor Matching*.

$$\frac{1}{e^\gamma} \leq \frac{\pi_i(1 - \pi_j)}{\pi_j(1 - \pi_i)} \leq e^\gamma \quad (4)$$

Onde  $\pi_i$  é a probabilidade condicional do indivíduo  $i$  receber tratamento. Assim, quanto maior o valor de gamma, maior será a influência do viés não observado sobre o resultado do tratamento.

## Dados

Os dados para análise empírica da presente pesquisa são oriundos da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), sendo dos anos de 2010 a 2015. A escolha do período envolve o fato de que a análise é no nível de mestrado, sendo este usualmente cursado em 24 meses. Nesse sentido, considerando que o aumento da bolsa ocorre em 07/2012, pretende-se equalizar o período de dois anos anteriores ao aumento e 2 anos posteriores, incluindo os 6 meses usuais de prorrogação<sup>10</sup>.

A escolha a nível de mestrado acontece devido à restrição de dados. Como se pretende ter o período anterior com base nos indivíduos que podem concluir até o aumento da bolsa (07/2012), e considerando que o doutorado são 4 anos, seria necessário ter informações de bolsistas que entraram em 2008. Porém, essas informações não estão disponíveis. Sobre os dados abertos CAPES, estes fornecem um conjunto de informações tanto dos discentes quanto dos programas de pós-graduação e bolsas. Dessa forma, o vetor de características observáveis  $X$ ,

---

<sup>10</sup> O tempo de prorrogação pode variar e depender da instituição de ensino.

utilizado para construir o contrafactual, envolve variáveis *dummies* de faixa etária, grande área do curso, região e conceito do programa.

Para incluir o máximo de variáveis observáveis, também se buscou identificar, por meio de um pacote do Rstudio<sup>11</sup>, o sexo dos discentes, esse pacote utiliza informações de dados populacionais para identificar padrões e tendências do gênero de um indivíduo a partir do seu nome.

Para considerar efeitos do mercado de trabalho sobre a taxa de evasão, utilizou-se a relação entre valor da bolsa e salário médio do município em que o programa está instalado. O salário médio municipal é disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e tal relação pode dar a visão do quanto o aumento da bolsa impacta no desligamento (ou não) do discente para entrar (ou não) no mercado de trabalho.

No que tange à variável resposta, que visa captar os efeitos do aumento da bolsa sobre a taxa de evasão dos discentes de pós-graduação, tem-se o logaritmo do número de evadidos, sendo que este engloba tanto os desligamentos quanto os abandonos em cada ano. Por fim, a variável que caracteriza o *status* de tratamento é a *dummy* bolsa, onde assumirá valor 1 caso o aluno tenha se matriculado em ou após 01/07/2012 (quando ocorreu o aumento da bolsa) e zero em caso contrário.

---

<sup>11</sup> Obtido através do pacote genderBr, para mais detalhes: <https://github.com/meirelesff/genderBR>.



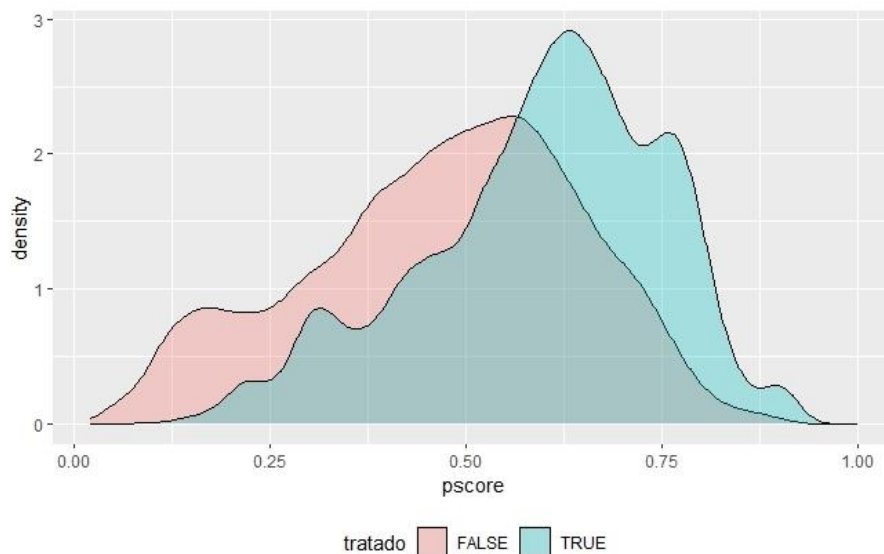
Vale ressaltar que as informações são de discentes e bolsistas de pós-graduação de Instituições de ensino com *status* jurídico público e privado (sendo esta variável incluída para a criação do grupo de controle) e que, devido à variação de idade que pode ocorrer ao longo do curso, assim como mudança de conceito do programa e nome da grande área, optou-se por fixar, no momento da data da matrícula, tais informações. O número de bolsistas durante o período foi de 69.179, contudo, com a exclusão daqueles ausentes em pelo menos uma das covariadas, a amostra resultante totalizou 67.377 observações. Desses, 30.528 são controle e 36.849 são tratados. A Tabela A1, no Apêndice A, reporta a estatística descritiva das variáveis que compõem o vetor  $X$ .

### **3. Resultados**

Para analisar o efeito do aumento da bolsa sobre a taxa de evasão, é necessário construir o contrafactual. No entanto, como enfatizado anteriormente ao apresentar as hipóteses do método, é importante identificar quais pesos serão utilizados no pareamento e quais características serão consideradas para determinar o grupo de controle e tratado para, assim, estimar o efeito médio de tratamento (ATT). Nesse sentido, as subseções a seguir identificam as medidas de distância determinadas, onde cada uma delas definirá os diferentes métodos de pareamento utilizados.

O primeiro passo é definir o escore de propensão e verificar se existe suporte comum (conforme 2ª hipótese do pareamento). Assim, o cálculo da probabilidade por meio do *logit* permite analisar a distribuição do escore de propensão conforme a Figura 1 abaixo.

A partir da figura, pode-se perceber que existe uma área de sobreposição entre grupo de tratado e controle, de modo que é possível prosseguir com a análise empírica. Ademais, todas as variáveis foram balanceadas e apresentam baixo valor de diferenças ajustadas, resultando em um bom balanceamento e suporte comum entre tratado e controle.



**Fonte:** elaboração com base nos dados abertos da Capes, 2024.

**Figura 1.** Distribuição do Escore de Propensão por grupo

Considerando a estimação do escore, quase todas as informações foram estatisticamente significativas conforme demonstra a Tabela 1 a seguir. Das *dummies* relacionadas à área de estudo, por exemplo, as grandes áreas significativas foram quase todas negativas em comparação com a grande área de referência (engenharias). Assim, por exemplo, o *log-odds* de ser tratado na área da saúde diminui em 0.19 em comparação com engenharias e mantendo todas as

outras variáveis constantes. Ou seja, a área de ciências da saúde tem uma probabilidade *log-odds* menor de pertencer ao grupo “tratado” em comparação com a área de engenharia. No que tange às regiões, todas foram estatisticamente significativas e negativas. No caso do Norte, por exemplo, ser tratado implica diminuição de bolsistas na região citada se comparada com a de referência, ou seja, o Nordeste.<sup>12</sup>

**Tabela 1.** Estimação do *propensity score* – Logit<sup>13</sup>

Variável	Estimação	Desvio-padrão
Feminino	0.02	0.02
Estrangeiro	0.07	0.06
19 ou menos	0.57	0.89
20 a 24 anos	0.11***	0.02
30 a 34 anos	-0.09***	0.03
35 a 39 anos	-0.06	0.04
40 a 44 anos	-0.03*	0.06
45 a 49 anos	-0.24***	0.08
50 a 54 anos	-0.05	0.11
55 a 59 anos	-0.05	0.18
60 a 64 anos	0.03	0.35
65 a 69 anos	-0.37	0.74
70 ou mais	10	55
Ciências agrárias	0.24***	0.03
Ciências biológicas	-0.08*	0.04
Ciências da saúde	-0.19***	0.03
Ciências exatas	0.08***	0.03
Ciências humanas	-0.07*	0.03
Ciências sociais	-0.17***	0.04
Linguísticas e Artes	-0.08*	0.04
Multidisciplinar	0.17***	0.04
Centro-oeste	-0.4***	0.04
Norte	-0.77***	0.05
Sudeste	-0.57***	0.02
Sul	-0.55***	0.02
Conceito maior ou igual a 4	0.58***	0.02

<sup>12</sup> Sobre a variável de faixa etária, vale ressaltar que a referência foi o intervalo de 25 a 30 anos.

<sup>13</sup> Para essa tabela e as demais, tem-se que: \* (0,1), \*\* (0,5) e \*\*\* (0,01).

Público	-1.13***	0.04
---------	----------	------

Fonte: elaboração com base nos dados abertos da Capes, 2024.

Ao definir as probabilidades e confirmando a área de sobreposição, pode-se, então, prosseguir com a estimação. Para análise das tabelas, ressalta-se que:

- NNCR(1) Refere-se ao método do vizinho mais próximo com reposição e 1:1, ou seja, selecionará o indivíduo com escore de propensão mais próximo. Esse indivíduo pode parear com mais de um tratado e, para cada tratado, um controle é selecionado;
- NNSR(1) Refere-se ao método do vizinho mais próximo sem reposição e 1:1. A única diferença do anterior é que o mesmo indivíduo não pode ser pareado com mais de um tratado;
- NNCR(3) Refere-se ao método do vizinho mais próximo com reposição e 1:3. A única diferença do item (1) é que, para cada tratado, 3 indivíduos são selecionados.

### **Impacto do aumento da bolsa de pós-graduação sobre a taxa de evasão**

A Tabela 2 abaixo resume as estimações para o PSM e MDM a partir de tais técnicas e considerando o efeito sobre os diferentes períodos da taxa de evasão. Percebe-se que a evasão global apresenta sinal negativo e significativo em todas as técnicas, de modo que as chances de evasão para o tratado, ou seja, após o aumento da bolsa, são menores se comparadas com o período anterior, implicando que a evasão diminuiu no contexto geral; no caso do modelo PSM - NNSR(1), por exemplo, as chances de evasão diminuem em 0.73 *log odds*. Esse resultado de

longo prazo implica que o efeito acumulado do aumento da bolsa pode proporcionar uma maior estabilidade financeira e reduzir a evasão global.

Como discutido anteriormente, a diferença do PSM para o MDM está na medida de distância definida para o pareamento. Nesse caso, o MDM considera a correlação entre as variáveis no cálculo da distância enquanto o PSM leva em consideração a distância euclidiana.

**Tabela 2.** PSM, PSM com entropia e MDM com diferentes técnicas

PSM	Coeficiente		
	NNCR(1)	NNSR(1)	NNCR(3)
Evasão global	-0.73***	-0.50***	-0.71***
Tratado <i>Matched</i>	36849	30528	36849
Controle <i>Matched</i> (ponderado em modelos CR)	1219	30528	3087
MDM	Coeficiente		
	NNCR(1)	NNSR(1)	NNCR(3)
Evasão global	-0.995***	-0.38***	-0.74***
Tratado <i>Matched</i>	36849	30528	36849
Controle <i>Matched</i> (ponderado em modelos CR)	1253	30528	9792
Entropia	Coeficiente		
	-0.37***		

Fonte: elaboração própria, 2024

Vale ressaltar que o balanceamento entre grupo de controle e tratado é eficaz nas três situações (conforme Figuras apresentadas no Apêndice B). O MDM consegue apresentar diferenças ajustadas menores que o PSM, mas ambos atendem ao limiar de 0.1 para todas as variáveis. No que tange ao balanceamento por entropia, as diferenças ajustadas são extremamente pequenas se performando ainda melhor. Portanto, mesmo com técnicas diferentes e medidas de distâncias diversas, os

resultados apresentam consistência. Como o balanceamento por entropia tem melhor *performance* no ajustamento, na seção que será discutida a análise por heterogeneidade será considerado apenas esse balanceamento para estimação do efeito de tratamento<sup>14</sup>.

### **Análise de sensibilidade**

A Tabela 3 apresenta os resultados para o teste de sensibilidade, conforme explicado na seção anterior, ou seja, considerando a presença de uma variável omitida e o quanto ela impacta no resultado de tratamento. Os limites superiores e inferiores retornados na tabela se referem aos intervalos do p-valor em diferentes valores de gamma e são calculados conforme significância do resultado.<sup>15</sup>

Analisando os resultados, percebe-se que nas diferentes técnicas o teste de sensibilidade mostra robustez do efeito de tratamento a um viés não observado. Nesse caso, somente em valores de  $\Gamma$  (gamma) acima de 21 que o limite superior começa a se desviar de 0 e fica maior que 0,05.

**Tabela 3.** Estimação do Análise de sensibilidade – evasão global

Gamma		NCCR-PSM	NNSR-PSM	NCCR-MDM	NNSR - MDM	Entropia
	Inferior	Superior	Superior	Superior	Superior	Superior
1	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
19	0	0.00000	0.00000	0.00000	0.00072	0.00000
21	0	0.00007	0.00007	0.00007	0.69894	0.00000
22	0	0.02304	0.01494	0.02304	0.98632	0.00000
23	0	0.38980	0.26991	0.38980	0.99993	0.00000

<sup>14</sup> O apêndice C mostra os resultados para as mesmas técnicas incluindo a variável de controle "tipo de bolsa", dividindo-se em bolsas institucionais (disponibilizadas para os programas de acordo com seu desempenho) e estratégicas (vinculadas a projetos estratégicos, como os voltados para sustentabilidade).

<sup>15</sup> Para mais detalhes: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8246231/>.

26	0	0.99999	0.99983	0.99999	1.00000	0.00000
----	---	---------	---------	---------	---------	---------

**Fonte:** elaboração própria, 2024

Assim, por exemplo, para o NNCR-PSM, mesmo que o discente possa ter 22 vezes mais probabilidade de ser tratado que outro com as mesmas características, devido ao viés oculto, o resultado ainda é significativo perdendo significância a partir do gamma 23.

Portanto, mesmo que houvesse fatores não observados que influenciassem o tratamento e o resultado, esses fatores teriam um impacto muito pequeno nas conclusões e teriam que ser muito grandes para causar perda de robustez dos resultados. Para a técnica sem reposição, segue-se a mesma lógica de conclusão.

### **Análise por área de conhecimento, região e tempo de titulação**

O objetivo desta seção é analisar o impacto do aumento da bolsa de forma heterogênea, já que a taxa de evasão acima pode ser influenciada por características específicas do programa. Assim, a Tabela 4 apresenta os resultados por curso, região e tempo de titulação, considerando a técnica do PSM com balanceamento por entropia.

Observa-se que a maioria das áreas de conhecimento possuem significância estatística. Além do mais, na análise de sensibilidade por área de conhecimento, quase todas as áreas apresentam sensibilidade após o gamma de 30<sup>16</sup>. A grande

---

<sup>16</sup> Disponível no Apêndice D.

maioria apresenta os mesmos sinais dos resultados da análise conjunta, ou seja, negativo.

Sobre a região do programa, os resultados também são negativos e significativos para a maioria e seguem a mesma tendência dos resultados iniciais . Da mesma forma, o teste de sensibilidade só apresentou perda de robustez em gammas elevados. Vale destacar os resultados significativos da região Nordeste e Sudeste na taxa de evasão global apresentando menores chances de evadir após o aumento da bolsa de pesquisa.

**Tabela 4.** Efeito tratamento por grande área de estudo

<b>Área</b>	<b>Evasão global</b>
Engenharias	-0.43***
Ciências agrárias	-0,04
Ciências biológicas	0.29*
Ciências da saúde	-0.57***
Ciências exatas	-0.29***
Ciências sociais	-0.29***
Linguísticas e Artes	-0.53***
Multidisciplinar	-0.72***
Ciências Humanas	-0.92***
<b>Região</b>	<b>Evasão global</b>
Nordeste	-0.49***
Sudeste	-0.30***
Sul	-0.36***
Centro-Oeste	0.023
Norte	0.52***
<b>Tempo de titulação</b>	<b>Evasão global</b>
	-0.08***

Fonte: elaboração própria, 2024



No caso do tempo de titulação, o resultado é estatisticamente significativo e apresenta valor negativo, o que demonstra que os estudantes receberam aumento da bolsa possuem mais chances de titulação em menos tempo se comparado com o controle.

#### **4. Discussão**

Diversos estudos abordam o termo de evasão escolar, porém, conforme aumentam os níveis educacionais, mais raras são as pesquisas acerca do tema, embora seja válido ressaltar o crescimento de pesquisas voltadas, especificamente, para a pós-graduação.

Analisando a evasão em níveis de mestrado e doutorado, os fatores abordados podem ser diversos, como, por exemplo, o fator motivacional, que pode se perder ao longo do tempo principalmente quando está relacionado à dedicação conjunta com questões familiares e de mercado de trabalho (Martins *et al.*, 2021). Ademais, a área de estudo do indivíduo pode impactar na evasão caso apresente dificuldade significativa ou baixa demanda no mercado de trabalho (Sithole *et al.*, 2017), assim como em uma situação econômica favorável na região de atuação do discente, que pode implicar na evasão do aluno para aproveitar as oportunidades de trabalho (de Valero, 2001).

No que tange ao determinante socioeconômico, este envolve a capacidade de custear mensalidades e materiais, mas também outros custos pessoais do aluno,

como moradia e alimentação (Heidrich *et al.*, 2018). Por isso, o auxílio financeiro para a pós-graduação pode ser uma política pública capaz de atrair novos estudantes, melhorar a produtividade e os resultados da pesquisa, bem como reduzir o número de desligamentos e abandono (Polydoro, 1995; Arendt, 2013; Gross *et al.*, 2007; Heidrich *et al.*, 2018).

O estudo de revisão de Quecano, Rincón e Moreno (2024), por exemplo, mostra que na maioria das pesquisas incluídas em seu trabalho de diversos países a falta de recursos financeiros é uma das variáveis que mais afeta a taxa de evasão.

Assim, percebe-se que a política de incentivo financeiro deve trabalhar em conjunto com outros gargalos identificados na estrutura do sistema educacional para mitigar o problema de evasão do país. Além disso, o incentivo financeiro deve ser tal que compense o custo-benefício do aluno abdicar do mercado de trabalho e se dedicar à pós-graduação.

Ademais, o maior incentivo financeiro pode engajar o aluno a seguir com a conclusão do curso no tempo adequado. De fato, o trabalho de Valero (2001) discute a importância dos fatores que promovem o sucesso dos alunos de pós-graduação e tempo de titulação. Um dos fatores discutidos é o apoio financeiro, pois o recurso pode ser uma motivação para a pesquisa, bem como pode influenciar no tempo de dedicação, já que o aluno, ao necessitar menos de complementação da renda, dedicará menos tempo a outros trabalhos e mais aos estudos.

## 5. Conclusões

A presente pesquisa se propôs a analisar o impacto do aumento da bolsa de pesquisa CAPES sobre a taxa de evasão dos bolsistas de programas de mestrado no país. Para tal, por meio de estimações de pareamento, como o PSM com balanceamento por entropia, foi calculado o efeito médio de tratamento para atender ao objetivo do trabalho. Os resultados significativos mostram que o aumento da bolsa de financiamento à pesquisa reduziu a taxa de evasão dos bolsistas, bem como diminuiu seu tempo de titulação.

A análise por área de conhecimento e por região não diferiu em termos de sinal, em sua grande maioria, da análise geral. Apesar de inovações que ocorrem no país, como a recente legislação que possibilitou o acúmulo de bolsa<sup>17</sup> e a recente Portaria de reajuste, ambos em 2023, ainda assim esses podem ser fatores deficientes. Com relação ao primeiro, a dedicação necessária para um curso de pós-graduação diminui o tempo disponível para se dedicar à obtenção de outras fontes de renda, deixando o aluno mais dependente da bolsa. Com relação à segunda, o aumento, 11 anos após o reajuste de 2012, não acompanhou o crescimento da inflação, sendo pouco atrativo ao ponderar os retornos que o mercado de trabalho pode ocasionar<sup>18</sup>. Algumas limitações do estudo podem ser apontadas, como a falta de mais variáveis observáveis que podem ser consideradas para construção do contrafactual. Variáveis como raça e estado civil, por exemplo, poderiam tornar o modelo mais

---

<sup>17</sup> Disponível em: <https://cad.capes.gov.br/ato-administrativo-detallar?idAtoAdmElastic=13124>  
Acesso em: 30 de maio de 2024.

<sup>18</sup> Disponível em: [https://www.gov.br/capes/pt-br/centrais-de-conteudo/documentos/19122023\\_pnpg\\_2024\\_20](https://www.gov.br/capes/pt-br/centrais-de-conteudo/documentos/19122023_pnpg_2024_20) Acesso em: 30 de maio de 2024.

robusto. Outro fator limitante é o controle da análise por semestre, em vez de anual, já que a matrícula e desligamento da pós-graduação tende a ser semestral.

Ainda assim, frisa-se que o tema é relevante, tendo em vista a importância da formação de capital humano para o desenvolvimento do país e levando em consideração que a bolsa pode auxiliar nesse processo de desenvolvimento. Além disso, o incentivo pode ajudar na redução de desigualdades ao possibilitar que indivíduos de baixa renda possam se dedicar à educação. Assim, entender o impacto desse incentivo sobre a permanência ou não dos alunos na pós-graduação pode auxiliar em um planejamento mais adequado das políticas públicas de educação.

## Referências

- Arendt, J. N. (2013). The effect of public financial aid on dropout from and completion of university education: evidence from a student grant reform. *Empirical Economics*, 44(3), 1545-1562. <https://doi.org/10.1007/s00181-012-0638-5>
- Bar-Haim, E., Chauvel, L., & Hartung, A. (2019). More necessary and less sufficient: an age-period-cohort approach to overeducation from a comparative perspective. *Higher Education*, 78(3), 479-499. <https://doi.org/10.1007/s10734-018-0353-z>
- Becker, G. S. (1964). *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis with Special Reference to Education*. University of Chicago Press.
- Bourdieu, P. (1979). Les trois états du capital culturel. *Actes de la recherche en sciences sociales*, 30(1), 3-6. <https://doi.org/10.3406/arss.1979.2654>
- BRASIL. (2014). Lei nº 13.005, de 25 de junho de 2014. Brasília, DF: Presidência da República.
- Breen, R., & Jonsson, J. O. (2007). Explaining change in social fluidity: Educational equalization and educational expansion in twentieth-century Sweden. *American Journal of Sociology*, 112(6), 1775-1810. <https://doi.org/10.1086/508790>

Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31-72. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00527.x>

Case, A., & Deaton, A. (2022). The great divide: Education, despair, and death. *Annual Review of Economics*, 14(1), 1-21. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-051520-015607>

Chen, C.-L., & Chen, L.-C. (2021). The impact of higher education expansion on the educational wage premium in Taiwan: 1985 to 2015. *International Journal of Financial Studies*, 9(3), 38. <https://doi.org/10.3390/ijfs9030038>

de Valero, Y. F. (2001). Departmental factors affecting time-to-degree and completion rates of doctoral students at one land-grant research institution. *The journal of higher education*, 72(3), 341. <https://doi.org/10.2307/2649335>

GEOCAPES. (n.d.). Gov.Br. Retrieved September 10, 2022, from <https://geocapes.capes.gov.br/geocapes/>

Gertler, P. J., Martinez, S., Premand, P., Rawlings, L. B., & Vermeersch, C. M. (2010). *Impact Evaluation in Practice*. World Bank Publications.

Gross, J. P. K., Hossler, D., & Ziskin, M. (2007). Institutional aid and student persistence: An analysis of the effects of institutional financial aid at public four-year institutions. *The Journal of Student Financial Aid*, 37(1). <https://doi.org/10.55504/0884-9153.1076>

Heidrich, L., Victória Barbosa, J. L., Cambuzzi, W., Rigo, S. J., Martins, M. G., & dos Santos, R. B. S. (2018). Diagnosis of learner dropout based on learning styles for online distance learning. *Telematics and Informatics*, 35(6), 1593-1606. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2018.04.007>

Jaksztat, S., Neugebauer, M., & Brandt, G. (2021). Back out or hang on? An event history analysis of withdrawal from doctoral education in Germany. *Higher Education*, 82(5), 937-958. <https://doi.org/10.1007/s10734-021-00683-x>

King, G., & Nielsen, R. (2019). Why propensity scores should not be used for matching. *Political Analysis: An Annual Publication of the Methodology Section of the American Political Science Association*, 27(4), 435-454. <https://doi.org/10.1017/pan.2019.11>

Lucas, R. E., Jr. (1988). On the mechanics of economic development. *Journal of Monetary Economics*, 22(1), 3-42. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(88\)90168-7](https://doi.org/10.1016/0304-3932(88)90168-7)

Mariano, F. Z., & Arraes, R. A. (2018). Trajetória longitudinal dos alunos de escolas profissionalizantes para o mercado de trabalho. *Revista Brasileira de Economia*, 72(4). <https://doi.org/10.5935/0034-7140.20180022>

Martins, A. F., Machado, M., Bernardino, H. S., & de Souza, J. F. (2021). A comparative analysis of metaheuristics applied to adaptive curriculum sequencing. *Soft Computing*, 25(16), 11019-11034. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-05836-9>

Mincer, J. (1958). Investment in Human Capital and Personal Income Distribution. *The journal of political economy*, 66(4), 281-302. <https://doi.org/10.1086/258055>

Mincer, J. (1993). *Schooling, experience and earnings*. Gregg Revivals.

Mohanty, S. (2021). A distributional analysis of the gender wage gap among technical degree and diploma holders in urban India. *International Journal of Educational Development*, 80(102322), 102322. <https://doi.org/10.1016/j.ijedudev.2020.102322>

OCDE. (2023). *Education at a glance 2023*. Paris: OECD Publishing.

Okahana, H., & Hao, Y. (2019). Are they worth it?: Master's degrees and labor market outcomes in the STEM workforce. *Innovative Higher Education*, 44(3), 165-185. <https://doi.org/10.1007/s10755-019-9455-5>

PNPG. (2024). *Plano nacional de pós-graduação 2024-2028*. CAPES.

Polydoro, S. A. J. (1995). Evasão em uma instituição de ensino superior: desafios para a psicologia escolar. (Dissertação de Mestrado em Psicologia). Departamento de Pós-Graduação em Psicologia, Pontifícia Universidade Católica de Campinas.

Rosenbaum, P. R. (2002). Attributing effects to treatment in matched observational studies. *Journal of the American Statistical Association*, 97(457), 183-192. <https://doi.org/10.1198/016214502753479329>

Rotem, N., Yair, G., & Shustak, E. (2021). Dropping out of master's degrees: objective predictors and subjective reasons. *Higher Education Research & Development*, 40(5), 1070-1084. <https://doi.org/10.1080/07294360.2020.1799951>

Rubin, D. B., & Thomas, N. (2000). Combining propensity score matching with additional adjustments for prognostic covariates. *Journal of the American Statistical Association*, 95(450), 573-585. <https://doi.org/10.1080/01621459.2000.10474233>

Schultz, T.W. (1961) Investment in Human Capital. *American Economic Review*, 51, 1-17.

Sithole, A., Chiyaka, E. T., McCarthy, P., Mupinga, D. M., Bucklein, B. K., & Kibirige, J. (2017). Student attraction, persistence and retention in STEM

programs: Successes and continuing challenges. *Higher education studies*, 7(1), 46. <https://doi.org/10.5539/hes.v7n1p46>

Stuart, E. A. (2010). Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical Science: A Review Journal of the Institute of Mathematical Statistics*, 25(1), 1-21. <https://doi.org/10.1214/09-STS313>

Stuart, E. A., & Rubin, D. B. (2008). Best practices in quasi-experimental designs: Matching methods for causal inference. Em *Best Practices in Quantitative Methods* (p. 155-176). SAGE Publications, Inc.

Tinto, V. (1993). *Leaving College: Rethinking the causes and cures of student attrition* (2nd ed.). University of Chicago Press.

Valencia Quecano, L. I., Guzmán Rincón, A., & Barragán Moreno, S. (2024). Dropout in postgraduate programs: a underexplored phenomenon – a scoping review. *Cogent Education*, 11(1). <https://doi.org/10.1080/2331186x.2024.2326705>

Waite, S. (2017). Postgraduate wage premiums and the gender wage gap in Canada. *Canadian journal of higher education*, 47(2), 156-187. <https://doi.org/10.47678/cjhe.v47i2.187939>

WATSON, I. (2005) The earnings of casual employees: the problem of unobservables. Paper presented to HILDA Survey Research Conference, University of Melbourne, 28-29 September.

World Bank Group. (2018). *World development report 2018: Learning to realize education's promise*. World Bank Publications.

Wouterse, B., van der Wiel, K., & van der Steeg, M. (2017). Income differences between PhDs and masters: Evidence from the Netherlands. *De Economist*, 165(4), 439-461. <https://doi.org/10.1007/s10645-017-9304-9>

## APÊNDICE A

**Tabela A1.** Estatísticas descritivas das variáveis

Variáveis	Controle		Tratamento	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Masculino	0.43	0.49	0.43	0.50
Feminino	0.57	0.49	0.57	0.50
Brasileiro	0.98	0.12	0.98	0.13
Estrangeiro	0.02	0.12	0.02	0.13
25 a 29 anos	0.45	0.50	0.44	0.5
19 ou menos	0.00	0.01	0.00	0.01
20 a 24 anos	0.34	0.47	0.34	0.48

30 a 34 anos	0.13	0.33	0.12	0.33
35 a 39 anos	0.04	0.20	0.05	0.21
40 a 44 anos	0.02	0.13	0.02	0.14
45 a 49 anos	0.01	0.11	0.01	0.11
50 a 54 anos	0.01	0.07	0.01	0.08
55 a 59 anos	0.00	0.04	0.00	0.05
60 a 64 anos	0.00	0.02	0.00	0.03
65 a 69 anos	0.00	0.01	0.00	0.01
70 ou mais	0.00	0.00	0.00	0.01
Engenharias	0.12	0.33	0.14	0.35
Ciências agrárias	0.15	0.36	0.13	0.34
Ciências biológicas	0.10	0.29	0.08	0.28
Ciências da saúde	0.13	0.34	0.12	0.36
Ciências exatas	0.11	0.32	0.12	0.32
Ciências humanas	0.15	0.36	0.14	0.35
Ciências sociais	0.09	0.29	0.10	0.30
Linguísticas e Artes	0.07	0.25	0.06	0.25
Multidisciplinar	0.08	0.28	0.10	0.30
Nordeste	0.23	0.42	0.22	0.41
Centro-oeste	0.04	0.20	0.04	0.21
Norte	0.03	0.17	0.02	0.15
Sudeste	0.41	0.49	0.39	0.49
Sul	0.29	0.46	0.32	0.47
Conceito maior ou igual a 4	0.42	0.49	0.39	0.49
Público	0.96	0.20	0.92	0.28

**Fonte:** elaboração com base nos dados abertos da Capes, 2024



## APÊNDICE B. BALANCEAMENTO

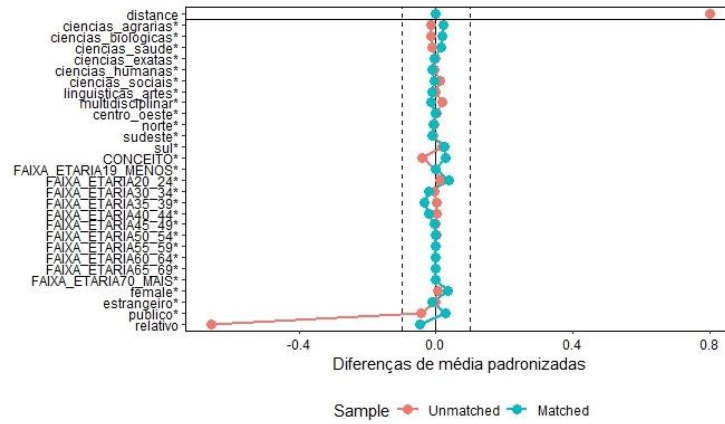


Figura B1. Diferenças de médias ajustadas para o PSM

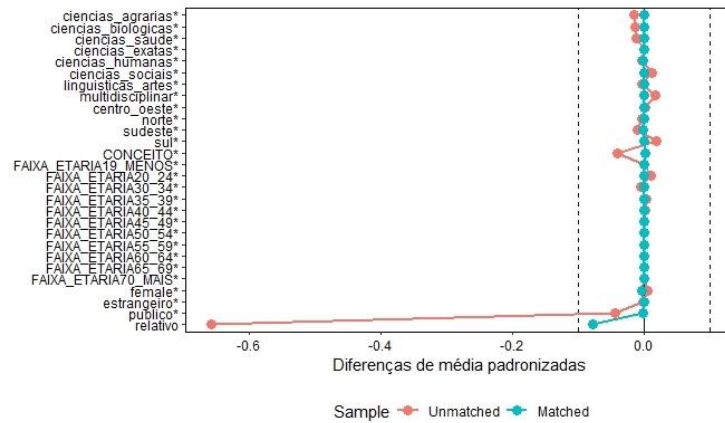
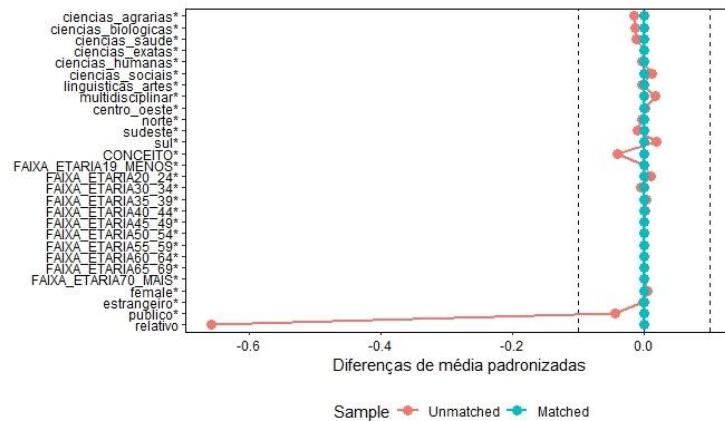


Figura B2. Diferenças de médias ajustadas para o MDM



**Figura B3.** Diferenças de médias ajustadas para entropia

## APÊNDICE C. RESULTADOS DE ESTIMAÇÃO INCLUINDO O TIPO DE BOLSA

**Tabela C1.** PSM, PSM com entropia e MDM com diferentes técnicas<sup>19</sup>

PSM	Coeficiente		
	NNCR(1)	NNSR(1)	NNCR(3)
Evasão global	-0.83***	-0.48***	-0.71***
Tratado <i>Matched</i>	36849	30528	36849
Controle <i>Matched</i> (ponderado em modelos CR)	1345	30528	3329
MDM	Coeficiente		
	NNCR(1)	NNSR(1)	NNCR(3)
Evasão global	-0.95***	-0.38***	-0.70***
Tratado <i>Matched</i>	36849	30528	36849
Controle <i>Matched</i> (ponderado em modelos CR)	1340	30528	3628
Entropia	Coeficiente		
	-0.39***		

Fonte: elaboração própria, 2024

<sup>19</sup> O teste de sensibilidade também é robusto e só apresenta p-valor maior que 0.05 em um gamma elevado, 23.

## APÊNDICE D. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE COMPLEMENTAR

**Tabela D1.** Análise de sensibilidade: Grande área de conhecimento, Região, Tempo de titulação (entropia)

Gamma	Sociais		Agrárias		Biologia		Linguísticas		Engenharias		Humanas		Multidiscip.		Exatas		Saúde	
	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup
1	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000
21	0	0.00005	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.25843	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000
30	0	0.55668	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	1.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.03393	0	0.00000
40	0	0.99901	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	1.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.99972	0	0.00000
45	0	0.99999	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00001	0	1.00000	0	0.00000	0	0.00275	0	1.00000	0	0.00000
Gamma	Norte		Nordeste		Sul		Sudeste		Centro-oeste									
	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup	Inf	Sup								
1	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000								
21	0	0.00126	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000								
30	0	0.67039	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000								
40	0	0.99850	0	0.00234	0	0.00000	0	0.00000	0	0.00000								
45	0	0.99996	0	0.43147	0	0.00000	0	0.04229	0	0.00003								
Gamma	Tempo Titulação																	
	Inf	Sup																
1	0	0.00000																
140	0	0.19583																
150	0	0.59200																

Fonte: elaboração própria, 2024