

Ensino Profissionalizante e Inserção no Mercado de Trabalho

Francisca Zilania Mariano¹

Ronaldo A. Arraes²

Área 12 - Economia Social e Demografia Econômica

Resumo

Este trabalho procura ampliar o debate existente na literatura da Educação sobre o ensino profissionalizante, com ênfase nos efeitos gerados no mercado de trabalho. Para tanto, busca-se trazer novas evidências sobre o papel das escolas profissionalizantes e da escolha dos cursos sobre os rendimentos e os tipos de ocupações dos jovens. A partir de uma amostra com informações longitudinais criadas pela junção das seguintes bases de dados: Censo escolar 2011 e 2012, e Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) 2013, aplicou-se os procedimentos de Watson e Elliot (2016), os quais combinam o método da entropia, desenvolvido por Hainmueller (2012), com o pareamento por escore de propensão – PEP, para a variável de tratamento binária, e a metodologia do pareamento por escore de propensão com múltiplos tratamentos, a qual é abordada por Rosenbaum e Rubin (1983a), Imbens (2000), Lechner (2001), para a variável de tratamento categórica. Dos resultados, observou-se que o efeito do ensino profissionalizante não foi significativo sobre a remuneração e sobre a categoria socioeconômica 1 dos alunos concludentes do ensino médio, porém, na ocupação do tipo 2, o efeito foi positivo e significativo, com diferencial de mais de 100% comparado ao grupo das escolas regulares e a partir da ocupação nível 3, os efeitos foram significativos e negativos. Considerando os tipos de cursos, verificou-se que os efeitos sobre as remunerações se mostraram positivas e significativas somente para os cursos nas áreas de saúde e gestão, cujo efeito foi 12% e 8%, respectivamente, indicando que os alunos que fizeram estes cursos durante o ensino médio apresentam rendimentos superiores no mercado de trabalho aos demais alunos. Sobre os níveis de ocupações, destacaram-se as áreas de saúde, gestão e informação, os quais possuem maiores proporções de alunos presentes nas ocupações que exigem mais escolaridade e proporcionam maiores retornos financeiros, 1 e 2, enquanto que apresentam menores proporções nas categorias 3, 4 e 5.

Palavras chave: Ensino Profissionalizante, Mercado de Trabalho, Dados Longitudinais.

Abstract. This work contributes to the scarce debate in the Brazilian literature about the connection between vocational vis a vis regular education and the labor market. In this sense, new evidences are drawn about the youngsters' choice for specific specializations available in the EEEP and their positions in the labor market. Based upon a sample with longitudinal information created by the junction of three databases – School Census/2011/2012 and The Annual Relation of Social Information (RAIS/2013) – the methodology that combines the entropy method with PSM procedure is applied for the binary treatment variable, and the PSM with multiple treatments for the categorical treatment variable. In order to allow for statistical treatment, due to the excessive amount of 596 occupations listed in the Brazilian Classification of Occupations (CBO, 2002), the Jannuzzi procedure (2001, 2003) is applied to regroup them in only five socioeconomic occupational categories. It is concluded that the effect of vocational training is not significant on the earnings of high school students specialized in occupational category of Health. On the other hand, the effects are positive and significant in Management occupational category, with a differential of more than 100% compared to the group of regular schools, while the effects in the category of Information are significant and negative. It is also verified that the effects on earnings were positive and significant only for students who took courses in Health and Management, with differentials of 12% and 8%, respectively, over the others. It is also worth noting the higher proportion of students present in the two occupations that require more qualified training relative to the other three.

Key words: Vocational Education, Labor Market, Longitudinal Data.

Classificação JEL: C21, I21, I28

¹ Professora Dra.UFC/Campus de Sobral zilania@ufc.br

² PhD, Professor CAEN/UFC ronald@ufc.br

Introdução

Avaliação de políticas públicas direcionadas para a inserção de jovens no mercado de trabalho tem sido foco de muitos pesquisadores devido às altas taxas de jovens que não estudam e nem trabalham. Bassi et al. (2012) verificam que, no Brasil e em outros países da América Latina, aproximadamente, 15% dos jovens entre 16 e 24 anos inserem-se nessa categoria. Segundo relatório do Banco Mundial (2016), essa proporção aumentou para 19% nesta região. Além disso, nessa fase existem elevadas taxas de empregos informais, indicando que estes jovens não possuem habilidades exigidas em empregos formais de qualidade (ARAÚJO et al., 2014). No Brasil, cerca de 4 milhões de jovens trabalham em atividades informais, das quais 90% correspondem a menos de um salário mínimo (SIMÕES, 2010).

Dessa forma, segundo Guimarães e Almeida (2013), este grupo torna-se um público vulnerável, que enfrentam maiores dificuldades de encontrar emprego e tendem a trabalhar em ocupações mais precárias, já que não possuem formação educacional adequada no período anterior à entrada no mercado de trabalho. Araújo et al. (2014) afirmam que, alguns estudos realizados para países da América Latina evidenciam que grande parte dos jovens egressos do ensino médio apresenta condições piores de trabalho, como, por exemplo, menores salários e menos estabilidade, em comparação aos trabalhadores mais experientes. Segundo os autores, isso ocorre porque a maioria dos jovens inicia a trajetória profissional no mercado de trabalho informal e, posteriormente, aprimoram as habilidades até conseguirem um emprego formal, porém essas habilidades deveriam ser ensinadas na etapa de ensino de conclusão da educação básica, o nível médio.

Dentre os tipos de políticas que visam amenizar essa situação, encontra-se a educação profissional, o qual proporciona ao jovem, um ensino específico direcionado ao mercado de trabalho. Segunda Silva et al. (2013), os jovens procuram os cursos técnicos visando uma formação de qualidade superior, se profissionalizarem em áreas com melhores *status* e garantir uma empregabilidade. Diversos autores buscam verificar os efeitos desse tipo de ensino sobre a inserção no mercado de trabalho (SEVERNINI; ORELLANO, 2010; ASSUNÇÃO; GONZAGA, 2010; ARAÚJO et al, 2014), porém, não se constatou por parte dos autores, trabalhos para o Brasil que utilizem informações longitudinais, os quais permitam identificar o jovem pós ensino médio no mercado de trabalho.

Severnini e Orellano (2010) questionou se os programas de qualificação profissional realmente contribuem para os treinados obterem uma melhoria de bem-estar e se esse ensino contribui para aumentar a probabilidade de inserção do indivíduo no mercado de trabalho brasileiro. Para tanto, os autores investigaram se este tipo de ensino aumentou a probabilidade de inserção no mercado de trabalho e a elevação de renda dos egressos até meados da década de 1990, comparativamente aos que não cursaram esse tipo de ensino. Através de microdados da Pesquisa sobre Padrões de Vida (PPV) de 1996 do IBGE encontraram que os egressos de cursos profissionalizantes de nível básico tinham renda esperada 37% maior que a de indivíduos que não fizeram esse tipo de curso no ensino fundamental. Por outro lado, para os egressos do ensino profissional de nível tecnológico, observa-se uma redução de 27% da renda esperada, comparativamente aos que não participaram desse tipo de curso no ensino superior.

Assunção e Gonzaga (2010) apresentam os resultados de uma análise realizada com base nos microdados do suplemento especial sobre educação profissional da PNAD/2007, cujo objetivo reside em analisar a inserção da população brasileira nos cursos de educação profissional e verificar o impacto da educação profissional sobre o rendimento dos trabalhadores brasileiros. Dos resultados, observaram que a inserção da educação profissional em famílias com renda per capita inferior a dois salários mínimos é bem menor que nas demais faixas de renda e que a educação profissional aumenta a produtividade dos trabalhadores. Dessa forma, os autores sugerem que essa educação mereça atenção no desenho de políticas públicas.

Araújo et al. (2014) avaliam os efeitos da educação profissional e tecnológica (EPT) de nível médio sobre a inserção produtiva do aluno. Dos resultados, observaram efeitos significativos e positivos, nos quais, em média, há um aumento entre 1,2 e 1,3 pontos percentuais na probabilidade de estar empregado para os alunos de EPT. Já a probabilidade de trabalhar em atividade para a qual se preparou é de, aproximadamente, 17 pontos

percentuais maior que os alunos que não realizaram EPT. Os efeitos por dependências administrativas permanecem significativos e variam entre 15 a 25.9 pontos percentuais.

Embora não sendo uma avaliação do ensino profissional, Lin et al. (2016) usaram informações de uma pesquisa longitudinal de jovens e dados suplementares para avaliar como o desempenho cognitivo, medido no fim do ensino secundário, está relacionado com resultados no mercado de trabalho. Observam-se cinco resultados principais. Primeiro, o desempenho cognitivo está positivamente associada a resultados futuros do mercado de trabalho em todas as idades. Segundo, os retornos da habilidade cognitiva aumentam com a idade. Terceiro, o efeito sobre os rendimentos totais reflete uma combinação de impactos positivos do desempenho cognitivo tanto para salários/hora e horas de trabalho anuais. Em quarto lugar, os retornos da habilidade cognitiva são maiores para as mulheres que para os homens e para os negros e hispânicos do que para os brancos não-hispânicos. Por fim, os ganhos médios dos rendimentos ao longo da vida previsto para maiores níveis de desempenho cognitivo são, apenas, ligeiramente superiores aos reportados em estudos anteriores.

As Escolas Estaduais de Educação Profissional (EEEP) no Ceará fornecem, além do ensino com as disciplinas básicas do currículo do ensino médio, os cursos técnicos e profissionalizantes voltados para diversas áreas (saúde, agricultura, computação, finanças, etc). Essa ação possibilita ao aluno concluir o ensino médio e se profissionalizar para o mercado de trabalho. Com isso, além de formar o jovem para o mercado de trabalho, o ensino das escolas profissionalizantes também o capacita a ingressar em universidades. No capítulo I desta tese, verificou-se que esse tipo de ensino demonstra possuir diretrizes mais eficazes em potencializar habilidades do conhecimento cognitivo relativo ao ensino regular, porém não se observou se este possui efeito sobre o mercado de trabalho.

Com isso, este trabalho procura ampliar o debate existente na literatura da Educação sobre o ensino profissionalizante, com ênfase nos efeitos gerados no mercado de trabalho. Para tanto, busca-se trazer novas evidências sobre o papel das escolas profissionais públicas do Ceará sobre os rendimentos e os tipos de ocupações dos jovens. Uma das contribuições deste estudo reside na base de dados utilizada para mensurar este efeito, pois através da construção de identificadores foi possível gerar uma amostra com informações longitudinais através do cruzamento de diferentes bases, a saber, Censo escolar 2011 e 2012, e Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) 2013.

Além disso, este trabalho também contribui com a literatura para o Brasil na escolha da opção metodológica para a condução dessa avaliação, pois aplicou-se os procedimentos feitos por Watson e Elliot (2016), os quais combinam o método da entropia, desenvolvido por Hainmueller (2012) com o pareamento por score de propensão - PEP, visando assim, equilibrar com maior robustez as covariadas, minimizando os desequilíbrios entre os grupos de tratados e controle. Para aplicação deste método, será utilizada uma variável binária para o tratamento, o qual irá permitir encontrar o efeito tratamento médio sobre os tratados das escolas profissionalizantes sobre a remuneração e as ocupações dos concludentes do ensino médio em 2011 e 2012 no mercado de trabalho em 2013.

Durante o ensino profissionalizante, o aluno tem a opção de escolher um curso, o qual pretenda se especializar. Visando encontrar o efeito dessa escolha sobre a remuneração e os tipos de ocupações, este estudo optou por considerar uma nova variável de tratamento, o qual irá assumir múltiplos valores a partir dos tipos de cursos presentes na amostra. Em decorrência dessa variável ser agora definida como categórica, será utilizado a metodologia do pareamento por score de propensão com múltiplos tratamentos, a qual é abordada por Rosenbaum e Rubin (1983), Imbens (2000), Lechner (2001). Esta difere da análise do efeito de tratamento único nas suposições de identificação, pois estas são modificadas para incorporar os múltiplos valores do tratamento.

Em sequência, o artigo está organizado com as seguintes seções: abordagem metodológica dividida em Balanceamento por Entropia e Pareamento por Score de Propensão com múltiplos tratamentos; resultados e conclusões.

2 Metodologia

2.1 Balanceamento por Entropia

Hainmueller e Xu (2013) descrevem o balanceamento por entropia como uma generalização da abordagem do pareamento por escore de propensão (PEP), embora com procedimentos distintos. Enquanto o PEP calcula os escores de propensão através de uma regressão logit ou probit para fazer o pareamento, e verificar-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 aplicou 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 associados aos momentos da distribuição. A vantagem deste método sobre os algoritmos logit/probit reside na capacidade de implementar diretamente o equilíbrio exato.

Considere amostras aleatórias extraídas de unidades de tratados e de controle, nas quais inserem-se as seguintes definições: 1) D é uma variável binária que assume o valor 1 se a unidade pertence ao tratamento, e 0 se pertencer ao controle; 2) X é uma matriz composta pelos elementos x_{ij} , referentes aos valores da variável exógena pré-determinada j na unidade i ; 3) A densidade das covariadas nas amostras de tratamento e controle são dadas por $f_{X|D=1}(x)$ e $f_{X|D=0}(x)$, respectivamente; 4) A variável resultado observado é expressa por $Y = Y(1)D + (1 - D)Y(0)$.

O Efeito Médio Tratamento sobre os Tratados (EMTT) é dado por $\tau = E[Y(1)|D = 1] - E[Y(0)|D = 1]$, onde a primeira média pode ser diretamente identificada do grupo de tratados, mas a segunda corresponde ao contrafactual, o qual não é observado. Rosenbaum and Rubin (1983) mostra que, assumindo seleção nos observáveis, $Y(0) \perp D|X$, e sobreposição, $\Pr(D = 1|X = x) < 1$ para todo x no suporte de $f_{X|D=1}$, o EMTT é identificado como: $\tau = E[Y|D = 1] - \int E[Y|X = x, D = 0] f_{X|D=1}(x) dx$ (1)

Para estimar o contrafactual da equação 1, a distribuição da covariável no grupo de controle necessita ser ajustada para torná-la semelhante à distribuição no grupo de tratamento, tal que o indicador de tratamento D se torne mais perto de ser ortogonal em relação às covariáveis. Uma variedade de métodos de pré-processamento de dados, tais como pareamento pelo vizinho mais próximo, cem, escore de propensão têm sido propostos para reduzir o desequilíbrio na distribuição de variáveis de controle. Uma vez ajustadas as distribuições de variáveis independentes, métodos de análise padrão, tais como a regressão, podem ser posteriormente utilizados para estimar o tratamento com menor erro e modelo de dependência (IMBENS, 2004; RUBIN, 2006; HO et al., 2007; SEKHON, 2009).

Considere o caso mais simples onde o efeito tratamento nos dados pré-processados é estimado usando a diferença nos resultados médios entre os grupos de tratados e controle ajustado, cujo método muito utilizado na literatura é o escore de propensão ponderado (HIRANO; IMBENS; RIDDER, 2003), onde a média contrafactual é estimada como segue: $E[Y(0)|\widehat{D} = 1] = \frac{\sum_{\{i|D=0\}} Y_i d_i}{\sum_{\{i|D=0\}} d_i}$ (2)

As unidades de controle recebem um peso dado por $d_i = \frac{\hat{p}(x_i)}{1 - \hat{p}(x_i)}$, onde $\hat{p}(x_i)$ na equação 2 é o escore de propensão, o qual é comumente estimado através de uma regressão probit ou logit. Se este modelo estiver corretamente especificado, então o peso estimado d_i assegura que a distribuição da covariável das unidades de controle reponderadas corresponda à distribuição no grupo de tratamento. No entanto, na prática, essa abordagem muitas vezes não consegue equilibrar conjuntamente todas as covariáveis.

O balanceamento por entropia generaliza a abordagem de ponderação do escore de propensão ao estimar os pesos diretamente de um conjunto de restrições de equilíbrio que exploram o conhecimento do pesquisador sobre os momentos de amostra. Considere w_i o peso do balanceamento por entropia escolhido para cada

unidade de controle, os quais foram encontrados pelo seguinte esquema de reponderação que minimiza a distancia métrica de entropia: $\min_{w_i} H(w) = \sum_{\{i|D=0\}} w_i \log(w_i/q_i)$ (3)

Sujeito as restrições de equilíbrio e normalização

$$\sum_{\{i|D=0\}} w_i c_{ri}(X_i) = m_r \quad \text{com } r \in 1, \dots, R \quad (4)$$

$$\sum_{\{i|D=0\}} w_i = 1 \quad (5)$$

$$w_i \geq 0 \text{ para todo } i, \text{ tal que } D = 0 \quad (6)$$

Onde $q_i = 1/n$ 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 reponderados. Inicialmente, escolhe-se a covariada que será incluída na reponderação. Para cada covariada, especifica-se um conjunto de restrições de balanceamento (Eq. 04) para equiparar os momentos das distribuições das covariadas entre os grupos de tratamento e controles 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 $W = [w_i, \dots, w_{n_0}]'$ no qual minimiza a equação (3), distancia de entropia entre W e o vetor base de pesos $Q = [q_i, \dots, q_{n_0}]'$, sujeita as restrições de balanceamento na equação (4), restrição de normalização (Equação 5), e restrição de não-negatividade (Equação 6).

Segundo Hainmueller (2012), o método da entropia pode ser combinado com outros métodos de pareamento, tais como, CEM e PEP, visando assim, equilibrar com maior robustez as covariadas. Nesse caso, o autor sugere aplicar inicialmente a entropia e em seguida o PEP, a partir dos pesos encontrados para fazer o balanceamento, conforme aplicado por Watson e Elliot (2016).

Dessa forma, este trabalho irá seguir esse procedimento, minimizando os desequilíbrios entre os grupos de tratados e controle. Para aplicação deste método, será utilizada uma variável binária para o tratamento, o qual irá permitir encontrar o efeito tratamento médio sobre os tratados das escolas profissionalizantes sobre a remuneração e as ocupações dos concludentes do ensino médio em 2011 e 2012 no mercado de trabalho em 2013. Posteriormente, será feita a análise de sensibilidade de Rosenbaum, para verificação de presença de variáveis omitidas que influenciem o tratamento e as variáveis de resultado.

2.2 PEP com Múltiplos Tratamentos

Tendo em vista que durante o ensino profissionalizante o aluno tem a opção de escolher um curso, dentre vários, para se especializar, há que se adaptar a abordagem metodológica. Assim, visando encontrar o efeito dessa escolha sobre a remuneração e os tipos de ocupações no mercado de trabalho, este estudo optou por considerar uma nova variável de tratamento, o qual irá assumir múltiplos valores a partir dos tipos de cursos disponíveis.

Em decorrência dessa variável ser agora definida como categórica, será utilizado a metodologia do pareamento por escore de propensão com múltiplos tratamentos, a qual é abordada por Rosenbaum e Rubin (1983), Imbens (2000), Lechner (2001). Esta difere da análise do efeito de tratamento único nas suposições de identificação, pois estas são modificadas para incorporar os múltiplos valores do tratamento.

A partir do procedimento de Imbens (2000) sobre o PEP, supõe-se que o aluno “ i ” dispõe de múltiplos tratamentos à sua escolha, a partir dos tipos de cursos ofertados, $T_i(t)$, onde o tratamento de interesse $t = 1, 2, \dots, k^3$; $T_i(0)$ seria a categoria que os alunos optou por não fazer curso de especialização.

Para garantir uma suposição que possibilite a identificação de múltiplos tratamentos, Rosebaum e Rubin (1983) estabelecem que a Fraca Suposição de Independência Condicional (FSIC) requer somente a

³ Estes cursos serão estabelecidos com base nas estatísticas descritivas da amostra.

independência de cada tratamento com cada um dos resultados potenciais $Y(t)$. Além disso, essa suposição requer a hipótese da independência local entre cada resultado e o tratamento de interesse, o qual é independente de $D(t)$, indicador binário de tratamento, em vez do nível de tratamento T . Assim, se um aluno pertence ao tratamento $T_i(t)$, desconsideram-se as categorias anteriores e leva-se em conta somente a independência do $T_i(t)$ como se fosse uma variável de tratamento binário. Dessa forma, a FSIC é equivalente a:

$$D(t) \perp Y(t) | X \quad (7)$$

Onde X corresponde ao conjunto de variáveis de pré-tratamento. Imbens (2000) relaciona a FSIC à interpretação do problema da inferência causal a partir de *missing data*. Dado que o objetivo é estimar a média do resultado potencial, $E[Y(t)]$, deve-se garantir a representatividade da média dos $Y_i(t)$ na subamostra das observações que recebem o tratamento $D_i(t) = 1$, embora quando $D_i(t) = 0$, a variável $Y_i(t)$ seja sempre desconhecida. Embora não exista uma função direta para o nível de tratamento, quando $D_i(t) = 0$, o que importa são os indivíduos desse grupo de comparação não receberem tratamento “ t ”. Porém, devido aos outros resultados potenciais $-Y_i(s)$, para $s \neq t$, não se pode observar os mesmo resultados que as unidades com $D_i(t) = 1$. Assim, dado a condicionalidade das variáveis explicativas, a definição FSIC corresponde à falta de relevância desses outros resultados potenciais, o qual permite estimar o resultado médio condicionado pelo status do tratamento:

A partir das médias condicionais, os resultados médios podem ser estimados com:

$$E[Y(t)] = E[E[Y(t)|X]] \quad (8)$$

Dessa forma, o Escore de Propensão Generalizado (EPG) pode ser definido como a probabilidade condicional de receber um particular nível de tratamento, dada as variáveis observáveis, o qual, segundo Imbens (2000) iguala-se à esperança condicional do tratamento binário e pode ser representado por:

$$e(t, x) = \Pr(T = t | X = x) = E[D(t) | X = x] \quad (9)$$

A partir do EPG e a FSIC, essa suposição pode ser representada por:

$$D(t) \perp Y(t) | e(t, x) \quad (10)$$

Dado o EPG para múltiplos tratamentos, a suposição de sobreposição pode ser expressa por:

$$D(t) \perp X | e(t, x) \quad (11)$$

O argumento condicionante muda com o nível de tratamento e para garantir a independência condicional é necessário condicionar a todo o conjunto de $K + 1$ escores, $\{e(t, x)\} \in T$.

O procedimento da metodologia de pareamento por escore de propensão com múltiplos tratamentos é semelhante ao caso binário, onde inicialmente, estima-se o escore de propensão, $e(t, x)$, a partir de um modelo que incorpore múltiplos tratamentos. Posteriormente, estima-se o efeito médio no nível de tratamento t , $\beta(t) = E\{\beta[t, e(t, x)]\}$, o qual é estimado através do pareamento de *kernel* para cada nível de tratamento relativo aos demais. Ao analisar os níveis de tratamento individualmente, $D(t) = 1$ significa que determinado aluno pertence a um tipo de tratamento t e $D(t) = 0$ significa que o aluno está em outra categoria.

2.3 Variáveis e Bases de Dados

Para avaliar o efeito da política de profissionalização no ensino médio das EEEP sobre o mercado de trabalho, construiu-se uma amostra com informações longitudinais a partir da junção das seguintes bases de dados: Censo escolar 2011 e 2012, e Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) 2013. Dessa forma, foram identificados os alunos concludentes das escolas estaduais do Ceará em 2011 e 2012, e sua inserção no mercado de trabalho em 2013. Vale ressaltar que, como as informações da RAIS são de 2013, optou-se por identificar os egressos do ensino médio em 2011 e 2012, tanto para avaliar o efeito imediato, como permitir uma defasagem temporal para capturar eventual impedimento para o trabalho devido à idade do jovem ou tempo gasto por procura de emprego.

Para compor a amostra, observou-se inicialmente a lista dos concludentes disponibilizada pela SEDUC, dos quais 10.791 concluíram em 2011 e 12.164 em 2012, e fez-se o cruzamento com o censo escolar para obter informações sobre características pessoais e escolares desses alunos, tais como, sexo, raça, nacionalidade,

idade, migração, escola de conclusão, turma, curso de profissionalização e localização da escola. Dos 22.955 concludentes, 11.066 (5.378 em 2011 e 5688 em 2012) estudaram nas escolas de ensino profissionalizante.

Em seguida, a partir da RAIS 2013, identificou-se que, 7.302 alunos⁴ (4.171 em 2011 e 3131 em 2012) estavam no mercado de trabalho, os quais constituem a amostra resultante para análise. Para compor a análise do primeiro modelo (Pareamento por entropia), cuja variável de tratamento é binária, foram criados os seguintes grupos: Tratados – alunos que se profissionalizaram nesse período, estavam presentes no mercado de trabalho em 2013, onde foram observados 4.142 do ensino profissional. Controle – alunos advindos do ensino regular, perfazendo um total de 3.160 alunos.

Ademais, dentre os cursos profissionalizantes observados na amostra, destacam-se saúde (32,7%), informática (32%), gestão e negócios (15,4%), Hospitalidade e lazer (10,9%) e outros (10%). Com isso, para a análise do modelo com múltiplos tratamentos, considerou-se estes cinco tratamentos e computou-se a variável categórica curso, o qual está descrita no quadro abaixo. Neste caso, optou-se pela hipótese da distribuição logística para estimar os escores de propensão, considerando os múltiplos tratamentos.

As variáveis ocupação e remuneração média, descritas no quadro 1, serão utilizadas para verificar o impacto das escolas e dos cursos profissionalizante sobre o mercado de trabalho. Tendo em vista o elevado número de 596 ocupações criadas a partir da Classificação Brasileira de Ocupações (CBO 2002), e sua intratabilidade estatística, utilizou-se o procedimento de Jannuzzi (2001, 2003) para reagrupa-las em apenas cinco estratos sócio-ocupacionais, a partir de indicadores de renda, escolaridade e nível de precarização ocupacional, onde estes foram organizados com base no índice socioeconômico posicional (Isep)⁵, na ordenação das ocupações proporcionada pelos índices socioeconômicos, na tipologia de grupos ocupacionais de Valle Silva (1992) e na proposta metodológica de estratificação social segundo grupos ocupacionais de Goldthorpe (1992).

O primeiro estrato compreende as ocupações em posto de comando, de direção ou com especialização técnica superior. Reúne, portanto, as ocupações com rendimento e escolaridade mais elevadas, isto é, de maior status (Isep médio de 96%), tais como, médico, Engenheiro, Professor Universitário, Empresários, Gerentes e postos superiores na Administração Pública (Juizes, Promotores, Delegados, Oficiais das Forças Armadas, etc.), geralmente, com rendimento mediano acima de R\$ 3.000, escolaridade de 16 anos ou mais, tempo médio de trabalho acima de 10 anos, baixo risco ao desemprego. O segundo estrato (Isep de 85%) é composto pelos pequenos proprietários, chefes e supervisores e empregados qualificados de escritório e técnicos de média especialização na indústria e serviços. Técnicos de contabilidade e administração, Mestre e Contramestres na indústria, Professores de ensino fundamental e médio, Corretores de Imóveis, Inspetores de Polícia, Carteiros, Comerciantes (proprietários) e Agricultores são algumas das ocupações enquadradas neste grupo. Com menor poder de comando ou qualificação, tais ocupações apresentam um rendimento médio bem menor, ainda que em relação aos indicadores de escolaridade e precariedade as diferenças não sejam tão expressivas. O terceiro estrato (Isep de 69%) reúne a maioria de ocupações no Comércio, Serviços e postos qualificados da Indústria. Ocupações típicas desse grupo são as de Torneiro Mecânico, Montadores de Equipamentos Elétricos, Vendedores, Operadores de caixa, Comerciantes conta-própria, Professores de ensino pré-escolar, Motoristas, Inspetores de alunos, Auxiliares de enfermagem, Auxiliares administrativos e de escritório, Policiais e Praças das Forças Armadas. O quarto grupo socioocupacional (Isep de 45%) compreende os empregados em prestação de serviços de baixa qualificação nos serviços, construção civil e indústria tradicional. Nesta categoria estão reunidas as ocupações da Indústria de Alimentos, da Indústria Têxtil, Pedreiros, Pintores, Garçons, Vigias, Porteiros, Estivadores. Alguns indicadores de precarização chegam a ser ainda piores que os do estrato anterior: menos da metade contribui para a Previdência, metade tem sobrejornada e o risco ao desemprego é mais elevado. Na última categoria (Isep de 18%), estão agrupados os trabalhadores rurais, além das ocupações

⁴ Aproximadamente 32% dos concludentes.

⁵ Corresponde à porcentagem de indivíduos ocupados cujos níveis médios combinados de rendimento e escolaridade são menores ou iguais aos da ocupação considerada.

urbanas de baixo status, como a de serventes de pedreiro, lavadeiras, empregadas domésticas e lixeiros, ou seja, as que possuem remunerações e escolaridade mais baixas e elevada precariedade no mercado de trabalho⁶.

Como covariadas utilizou-se as demais variáveis disponíveis no censo escolar, tais como, sexo do aluno, raça, migração, zona de residência, transporte escolar, faixas de idade e se possui deficiência, as quais estão descritas no quadro 1.

Quadro 1 – Variáveis na Amostra

Variável	Descrição	Fonte
Tratamentos		
EEEP	1 se o aluno concluiu ensino médio na escola profissionalizante; 0 se o aluno concluiu na escola regular	SEDUC/Censo escolar
Cursos	0 se não participou do curso profissionalizante; 1 se participou do curso de profissionalizante na área da saúde; 2 se participou do curso de profissionalizante na área de gestão; 3 se participou do curso de profissionalizante na área da informação; 4 se participou do curso de profissionalizante na área da Hospitalidade e Lazer e 5 se participou de curso de outras áreas.	SEDUC/Censo escolar
Resultados		
Rend_media	Remuneração anual média	RAIS
Ocupações	Indicador categórico que reflete nível de status socioeconômico e grau de precarização das ocupações, variando de 1 (alto status) a 5 (baixo status)	RAIS
Ocup_socio 1	1 se ocupações assumir valor igual a 1; 0 c.c	RAIS
Ocup_socio 2	1 se ocupações assumir valor igual a 2; 0 c.c	RAIS
Ocup_socio 3	1 se ocupações assumir valor igual a 3; 0 c.c	RAIS
Ocup_socio 4	1 se ocupações assumir valor igual a 4; 0 c.c	RAIS
Ocup_socio 5	1 se ocupações assumir valor igual a 5; 0 c.c	RAIS
Covariadas		
Sexo	1 se masculino; 0 caso contrário (c.c)	Censo escolar
Raça	1 se branca; 0 c.c	Censo escolar
Migrante	1 se não nasceu no estado do Ceará; 0 c.c	Censo escolar
Zona_resid	1 se reside em área urbana; 0 c.c	Censo escolar
Transp_escolar	1 se utiliza transporte público escolar; 0 c.c	Censo escolar
Idade	Anos de idade	Censo escolar
Idade1	1 se o indivíduo possui idade entre 17 e 25 anos	Censo escolar
Idade2	1 se o indivíduo possui idade entre 26 e 40 anos	Censo escolar
Deficiencia	1 se o indivíduo é portador de deficiência; 0 c.c	Censo escolar

Fonte: Elaboração própria

3 Resultados

3.1 Análise Descritiva

Estatísticas descritivas das variáveis de resultados e das variáveis de controles relacionadas aos alunos concluintes das EEEP e das escolas regulares do Ceará para os anos de 2011 e 2012, extraídas das bases de dados do Censo escolar e RAIS 2013, estão explicitadas na Tabela 1.

Observa-se que, embora apresentando diferencial baixo, a remuneração média em 2013 dos alunos advindos das escolas profissionalizantes é superior aos alunos que concluíram nas escolas regulares para os

⁶ Para mais detalhes ver Jannuzzi (2001, 2002).

dois anos analisado, aproximadamente 2% em 2011 e 1,15% em 2012 e apresentam variação relativa à média maior as estas de, 49% e 17%, respectivamente. Além disso, independentemente do tipo de escola de conclusão, os alunos que terminaram em 2011 possuem rendimentos médios superiores aos que concluíram em 2012.

Referentes aos tipos de ocupações socioeconômicas, pode-se verificar que, os concludentes das EEEP se concentram, principalmente, na categoria 2, 47,7% dos que terminaram em 2011 e 53,4% em 2012, seguida da categoria 3, com 37% e 32%, respectivamente. Para os advindos das escolas regulares, a categoria 3 apresenta-se como a de maior proporção, com 39% para 2011 e 41% para 2012, seguida da categoria 4, com 30% e 32% respectivamente. Por outro lado, a categoria 1 concentra as mais baixas proporções de trabalhadores de ambas as escolas, variando entre 2,4% e 3,6% nos dois.

Apesar dessas estatísticas apresentarem valores que favorecem aos alunos que concluíram nas escolas de ensino profissional, não se pode afirmar que o efeito destas sobre a remuneração e os tipos de ocupações no mercado de trabalho sejam positivas, pois o grupo de alunos advindos das escolas regulares não representam necessariamente o contrafactual de não tratamento. Dessa forma, se faz necessário técnicas mais apropriadas que busquem isolar o efeito desta política sobre as variáveis de resultado.

Comparando estes grupos referentes às variáveis de controle, observa-se, ainda na Tabela 1, que a proporção de homens advindos das escolares regulares é superior aos das profissionalizantes, tanto em 2011 quanto em 2012, em aproximadamente 19% e 29%, respectivamente. Quanto à raça, a proporção de alunos considerados brancos é maior nas EEEP, porém houve uma redução, 17% em 2011 e 15% em 2012, enquanto que nas escolas regulares aumentou de 12,3% para 13,4% neste período.

Ademais, estes grupos apresentam estatística semelhante quanto à variável de migração, com proporção de 5,7% e 5,5%, em 2011 e 5,9% e 6,6% em 2012, para as EEEP e regulares, respectivamente e quanto à variável que indica se o aluno apresenta alguma deficiência, não atingindo 1% nos dois tipos de escolas e nos dois anos. Porém, diferem nas variáveis zona de residência, transporte escolar e faixas de idade, pois aproximadamente 90% dos alunos das profissionalizantes residem em áreas urbanas, enquanto que, apenas 56% dos alunos das escolas regulares residem neste tipo de área, em ambos os períodos. Referente a utilização de transporte escolar, a proporção de alunos é inferior nas EEEP tanto em 2011, quanto em 2012, porém neste último, a diferença é maior, 85% a mais para as escolas regulares, pois essa proporção nas escolas profissionalizantes reduziu 46%, enquanto que nas regulares, a redução foi apenas 8%. E referente às faixas de idades, observa-se que, aproximadamente, 99% dos alunos concludentes em 2011 e em 2012 nas escolas profissionalizantes possuem idade entre 18 e 25 anos, enquanto que nas regulares, essa proporção reduz para 86% em 2011 e 84% em 2012.

A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis de resultado no mercado de trabalho em 2013, remuneração e tipos de ocupação, na amostra 2011-2012, considerando os cursos escolhidos pelos alunos durante o 3º ano do ensino médio nas escolas de ensino profissionalizantes. Verifica-se que a área de saúde provenha a maior remuneração média (R\$810,10), embora o desvio padrão das remunerações médias entre as áreas seja de apenas R\$51,15, e o Coeficiente de Variação das remunerações em Gestão seja mais que o dobro dos demais cursos.

Tabela 1 - Estatísticas descritivas das variáveis da amostra por tipos de escolas e por ano.

Variáveis	2011						2012					
	EEEP			Regulares			EEEP			Regulares		
	Média	D.P	CV	Média	D.P	CV	Média	D.P	CV	Média	D.P	CV
Rend_média 2013	768.90	392.36	0.5102	754.4400	258.9200	0.3432	740.9700	396.7300	0.5354	732.6100	335.5400	0.4580
Ocup_socio 1	0.0327	0.1779	5.4404	0.0341	0.1817	5.3284	0.0359	0.1862	5.1866	0.0237	0.1523	6.4262
Ocup_socio 2	0.4766	0.4995	1.0480	0.2611	0.4393	1.6825	0.5338	0.4989	0.9346	0.2299	0.4209	1.8308
Ocup_socio 3	0.3670	0.4820	1.3134	0.3885	0.4875	1.2548	0.3229	0.4677	1.4484	0.4067	0.4913	1.2080
Ocup_socio 4	0.1174	0.3219	2.7419	0.3022	0.4593	1.5199	0.1048	0.3065	2.9246	0.3193	0.4663	1.4604
Ocup_socio 5	0.0061	0.0781	12.8033	0.0138	0.1170	8.4783	0.0023	0.0485	21.0870	0.0202	0.1409	6.9752
Sexo	0.4799	0.4997	1.0413	0.5697	0.4952	0.8692	0.4437	0.4969	1.1199	0.5702	0.4951	0.8683
Raça	0.1689	0.3748	2.2191	0.1233	0.3289	2.6675	0.1496	0.3568	2.3850	0.1341	0.3409	2.5421
Migrante	0.0572	0.2324	4.0629	0.0555	0.2291	4.1279	0.0589	0.2355	3.9983	0.0663	0.2490	3.7557
Zona_resid	0.8850	0.3190	0.3605	0.5651	0.4958	0.8774	0.9004	0.2995	0.3326	0.5688	0.4954	0.8710
Transp_escolar	0.4203	0.4203	1.0000	0.4551	0.4981	1.0945	0.2256	0.4181	1.8533	0.4178	0.4933	1.1807
Idade1	0.9901	0.0986	0.0996	0.8604	0.3466	0.4028	0.9923	0.0872	0.0879	0.8427	0.3641	0.4321
Idade2	0.0077	0.0878	11.4026	0.1233	0.3289	2.6675	0.0053	0.0726	13.6981	0.1348	0.3417	2.5349
Idade3	0.0020	0.0451	22.5500	0.0162	0.1263	7.7963	0.0023	0.0485	21.0870	0.0223	0.1479	6.6323
Deficiencia	0.0045	0.0669	14.8667	0.0081	0.0896	11.0617	0.0005	0.0242	48.4000	0.0020	0.0457	22.8500

Fonte: Elaboração Própria com base nos dados da RAIS (2013) e Censo escolar (2011, 2012)

Tabela 2 – Estatística descritiva das variáveis de resultados por cursos, 2013

Cursos	Rem_média		Ocupações									
			1		2		3		4		5	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
Saúde	810.10	312.19	0.0250	0.1564	0.5660	0.4958	0.3217	0.4673	0.0811	0.2732	0.0059	0.0766
Gestão	796.90	722.48	0.0548	0.2278	0.5015	0.5003	0.3354	0.4725	0.1050	0.3068	0.0031	0.0559
Informação	711.24	265.21	0.0407	0.1977	0.4819	0.4998	0.3476	0.4764	0.1251	0.3310	0.0045	0.0671
Hosp_lazer	693.57	325.12	0.0244	0.1545	0.3977	0.4899	0.44	0.4969	0.1355	0.3426	0.0022	0.0471
Outros	750.57	288.69	0.0211	0.1440	0.4542	0.4987	0.3732	0.4845	0.1478	0.3556	0.0035	0.0593

Fonte: Elaboração Própria com base nos dados da RAIS (2013) e Censo escolar (2011, 2012)

Nota: Médias de cada ocupação por curso.

Dentre os cursos profissionalizantes, a área de gestão apresenta a maior proporção de trabalhadores situados na ocupação socioeconômica do tipo 1, o qual é composta por ocupações Empresários, Gerentes e postos superiores na Administração Pública, etc., 5,48%, seguido das áreas de informação e saúde, com 4% e 2,5%, respectivamente. Referente a ocupação 2, compostas por técnicos de contabilidade e administração, Mestre e Contramestres na indústria, Professores de ensino fundamental e médio, Corretores de Imóveis, Inspetores de Polícia, Carteiros, Comerciantes (proprietários) e etc., destaca-se os cursos da área de saúde, com 56% da proporção dos concludentes das profissionalizantes, enquanto que os demais cursos apresentam proporções que variam entre 40% a 50%. Na ocupação 3, composta por ocupações como, Torneiro Mecânico, Montadores de Equipamentos Elétricos, Vendedores, Operadores de caixa, Professores de ensino pré-escolar, Motoristas, Inspetores de alunos, Auxiliares de enfermagem, Auxiliares administrativos, etc., a área com maior proporção são os cursos da área de Hospitalidade e Lazer, com 44%, seguido dos outros tipos de cursos, com 37%, o contrário pode ser observado na categoria de ocupação 4, composta por Pedreiros, Pintores, Garçons, Vigias, Porteiros, etc., onde estes apresentam a maior proporção, aproximadamente 15%, seguido da área de hospitalidade e lazer, porém, na categoria 5, o qual é composta por trabalhadores rurais, além das ocupações urbanas de baixo status, como a de serventes de pedreiro, lavadeiras, empregadas domésticas, lixeiros, e etc., todas as áreas apresentam proporção semelhante, menos de 1%.

Ademais, pode-se verificar que, dos alunos que fizeram os cursos nas áreas de saúde, e gestão, mais de 50% encontram-se nas ocupações de categoria 2, seguido da ocupação 3, com aproximadamente, 32% e 33%, respectivamente. Resultado semelhante, porém, com menor proporção na categoria 2, encontra-se a área de informação e outros tipos de cursos, enquanto que a área de hospitalidade e lazer apresenta maior proporção de trabalhadores nas ocupações socioeconômicas 3, seguido da categoria 2.

3.2 Resultados dos modelos

3.2.1 Resultados do Modelo Balanceamento por Entropia

Como primeira etapa deste modelo, considera-se a variável binária de tratamento para os concludentes de escolas profissionalizantes (tratados) e regulares (controle), referentes aos alunos que terminaram o ensino médio em 2011 e 2012. Na segunda etapa, observam-se algumas estatísticas das covariadas nos dois grupos, os quais estão expostas na Tabela 3, a fim de verificar, inicialmente, se os grupos estão equilibrados e divergem em características, para em seguida encontrar-se o efeito médio sobre os tratados.

As estatísticas do primeiro, segundo e terceiro momento da distribuição das covariadas e o teste de diferença entre os grupos estão contidas na Tabela 3. Observa-se que existem diferenças significativas na média, variância e assimetria dessas variáveis, exceto em migrante, cuja diferença de média não foi significativa. Dessa forma, os grupos não se apresentam adequadamente balanceados, fazendo-se necessário aplicar o balanceamento por entropia, a fim de equilibrar as características entre os grupos. O algoritmo busca equilibrar os valores dos momentos especificados na amostra de referência, neste caso, o grupo dos concludentes das profissionalizantes, e procura, a partir de um conjunto de pesos de entropia, ajustar o grupo de controle combinando-o com a amostra de referência. Dessa forma, esta aplicação tem por objetivo encontrar pesos que minimizem as diferenças entre tratados e controles, considerando os três momentos da distribuição. A convergência ocorre quando todos os momentos são pareados entre os grupos dentro de um determinado número de interações e nível de tolerância⁷.

⁷ O número de iteração e o nível de tolerância padrão são 20 e 0.015, respectivamente, e podem ser aumentados se a convergência falhar.

Tabela 3 – Condições de Momentos das covariadas antes do balanceamento por entropia

Covariadas	Tratados			Controles			Diferenças			p-valor
	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	
Ano 2012	0.4098	0.2419	0.3668	0.4531	0.2479	0.1883	-0.0433	-0.006	0.1785	0.000
Sexo	0.4651	0.2488	0.1399	0.57	0.2452	-0.2827	-0.1049	0.0036	0.4226	0.000
Raça	0.1611	0.1352	1.844	0.1282	0.1118	2.224	0.0329	0.0234	-0.38	0.000
Migrante	0.0579	0.0546	3.784	0.0604	0.0568	3.688	-0.0025	-0.0022	0.096	0.650
Zona_resid	0.8913	0.0968	-2.515	0.5668	0.2456	-0.2697	0.3245	-0.1488	-2.2453	0.000
Transp_escolar	0.2277	0.1759	1.299	0.4383	0.2463	0.2489	-0.2106	-0.0704	1.0501	0.000
Idade1	0.9911	0.0088	-10.44	0.8524	0.1258	-1.987	0.1387	-0.117	-8.453	0.000
Idade2	0.0067	0.0067	12.04	0.1286	0.1121	2.219	-0.1219	-0.1054	9.821	0.000
Deficiencia	0.0028	0.0028	18.5	0.0053	0.0053	13.52	-0.0025	-0.0025	4.98	0.094

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 4 - Condições de Momentos das covariadas após o balanceamento por entropia

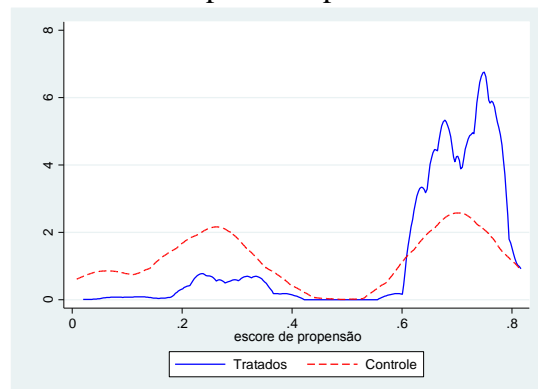
Covariadas	Tratados			Controles			Diferenças			p-valor
	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	Média	Variância	Assimetria	
Ano 2012	0.4098	0.2419	0.3668	0.4098	0.2419	0.3669	0	0	-1E-04	0.999
Sexo	0.4651	0.2488	0.1399	0.4651	0.2489	0.14	0	-0.0001	-0.0001	0.999
Raça	0.1611	0.1352	1.844	0.1611	0.1352	1.844	0	0	0	0.998
Migrante	0.0579	0.0546	3.784	0.0579	0.0546	3.784	0	0	0	1.000
Zona_resid	0.8913	0.0968	-2.515	0.89113	0.0968	-2.515	0.00017	0	0	0.999
Transp_escolar	0.2277	0.1759	1.299	0.2277	0.1759	1.299	0	0	0	0.998
Idade1	0.9911	0.0088	-10.44	0.991	0.0089	-10.4	1E-04	-1E-04	-0.04	0.978
Idade2	0.0067	0.0067	12.04	0.0068	0.0067	11.99	-1E-04	0	0.05	0.975
Deficiencia	0.0028	0.0028	18.5	0.0028	0.0028	18.49	0	0	0.01	1.000

Fonte: Elaboração Própria

Os resultados após o balanceamento por entropia são apresentados na Tabela 4, de onde se pode concluir que, em todas as covariadas, os três momentos da distribuição não diferem entre os grupos. Ou seja, os resultados para a média, variância e assimetria estão praticamente idênticos, portanto, as diferenças entre eles não são significativas. Dessa forma, conclui-se que os grupos estão perfeitamente equilibrados quantos as variáveis utilizadas na amostra, após a entropia.

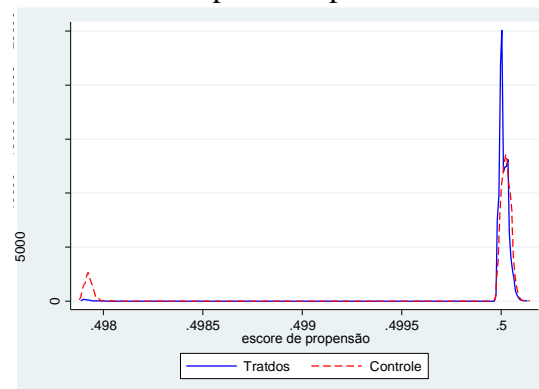
Segundo Hainmueller (2012) este procedimento pode ser combinado com o PEP, onde os escores de propensão são estimados considerando os pesos encontrados pelo balanceamento por entropia. Os gráficos 1 e 2 apresentam a distribuição da previsão linear -desses escores via regressão logit antes e após a aplicação deste algoritmo, os quais demonstram que os escores de propensão tornaram-se balanceados nos dados ponderados via entropia.

Gráfico 1 – Escore de Propensão antes do balanceamento por entropia



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 2 – Escore de Propensão após o balanceamento por entropia



Fonte: Elaboração Própria

Considerando os escores de propensão ponderados, foram estimados os efeitos médio de tratamento sobre os tratados para as variáveis de resultado, remuneração e tipo de ocupação socioeconômica no mercado de trabalho em 2013, os quais estão expostos na Tabela 5. Verifica-se que o efeito do ensino profissionalizante não foi significativo sobre a remuneração e sobre a categoria socioeconômica 1 dos alunos concludentes em 2011 e 2012, porém, na ocupação do tipo 2, o efeito foi positivo e significativo, com diferencial de mais de 100% comparado ao grupo das escolas regulares. A partir da ocupação nível 3, os efeitos foram significativos e negativos, cujo menor e maior efeito foram observados na categoria 5 e 3, aproximadamente 73% e 12% a menos para as escolas profissionalizante, respectivamente.

Tabela 5 – Impacto das EEEP sobre a Remuneração e Ocupações dos Concludentes no Mercado de Trabalho

Variáveis de Resultado	EEEP	Regular	EMTT	(%)	DP	teste t
Valor_Remuneração	757.45	744.33	13.12	-	8.08	1.62
Ocup_socio1	0.0340	0.0294	0.0045	-	0.0041	1.12
Ocup_socio2	0.5001	0.2466	0.2534	102,7	0.0109	23.21
Ocup_socio3	0.3489	0.3970	-0.0480	-12	0.0114	-4.20
Ocup_socio4	0.1122	0.3100	-0.1977	-63,7	0.0095	-20.64
Ocup_socio5	0.0045	0.0168	-0.0122	-72,6	0.0025	-4.86

Fonte: Elaboração Própria

Embora com efeitos insignificantes para a remuneração e para primeira categoria das ocupações, os demais resultados mostram que os concludentes advindos das escolas profissionalizantes se concentram em ocupações com maiores rendimentos e melhores níveis educacionais no mercado de trabalho e com melhores índice socioeconômico posicional, no caso, a categoria 2, enquanto que reduz a proporção destes estarem em ocupações com menores rendimentos e baixa escolaridade, especialmente na categoria 4, cujo efeito foi 63% a menos, comparada aos alunos que concluíram nas escolas regulares.

Os resultados na Tabela 6 mostram que a robustez ao viés de seleção varia entre as variáveis de resultado. Referente às variáveis de resultados, remuneração e ocupação socioeconômica 1, embora os coeficientes tenham sido insignificantes, como apresentados na Tabela 5, não se pode confiar neles, pois foi identificado pelo teste de sensibilidade (Rosenbaum bounds) que existe problema de variáveis omitidas na estimação dos efeitos.

Tabela 6 – Análise de Sensibilidade (Rosenbaum bounds)

Γ	Valor_Rem		Ocup_soc1		Ocup_soc2		Ocup_soc3		Ocup_soc4		Ocup_soc5	
	P^+	P^-	P^+	P^-	P^+	P^-	P^+	P^-	P^+	P^-	P^+	P^-
1	1.000	1.000	0.1495	0.149	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1.05	1.000	1.000	0.248	0.080	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1.1	1.000	1.000	0.368	0.040	0.000	0.000	0.000	0.013	0.000	0.000	0.000	0.000
1.15	1.000	0.999	0.497	0.019	0.000	0.000	0.000	0.095	0.000	0.000	0.000	0.000
1.2	1.000	0.999	0.432	0.008	0.000	0.000	0.000	0.332	0.000	0.000	0.000	0.000
1.25	1.000	0.979	0.318	0.003	0.000	0.000	0.000	0.362	0.000	0.000	0.000	0.000
1.3	1.000	0.830	0.223	0.001	0.000	0.000	0.000	0.123	0.000	0.000	0.000	0.000
1.35	1.000	0.467	0.149	0.000	0.000	0.000	0.000	0.026	0.000	0.000	0.000	0.000
1.4	1.000	0.139	0.095	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000
1.45	1.000	0.020	0.058	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1.5	1.000	0.001	0.034	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1.55	1.000	0.000	0.019	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1.6	1.000	0.000	0.010	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1.65	1.000	0.000	0.005	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001
1.7	1.000	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002
1.75	1.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004
1.8	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005
1.85	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.007
1.9	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.010
1.95	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.013
2	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Fonte: Elaboração Própria

Nas demais, o efeito do tratamento apresenta-se robusto a uma possível presença de viés de seleção, principalmente nas categorias 2, 3, 4 e 5 das ocupações socioeconômicas, apresentando valores críticos

apenas na categoria 3, de T é de 1,2, 1,25 e 1,3 significando que se a presença de variáveis não observáveis levarem a uma diferença na *odds ratio* de receber o tratamento entre os grupos de tratamento e controle por esses fatores, então pode-se questionar o efeito das escolas profissionalizantes.

3.2.2 Resultados do Modelo com múltiplos tratamentos

O escore de propensão foi estimado como a probabilidade prevista de um aluno pertencer a uma das categorias da variável curso, descrita no quadro 1, onde esta foi estimada a partir de uma regressão de escolha discreta da variável de tratamento sobre as características observadas dos alunos presentes no censo escolar de 2011 e 2012, tais como, sexo, raça, idade, dentre outras.

O método de pareamento por escore de propensão busca eliminar o viés de seleção originado pelas variáveis observáveis, pareando os alunos nos grupos, através dos escores estimados, que simulem um experimento aleatório. Os resultados do modelo de escolha discreta estão expostos na Tabela 7, os quais foram estimados por um modelo multinomial logit. Os sinais dos coeficientes estimados estabelecem efeitos positivos ou negativos das variáveis sobre a probabilidade da variável discreta assumir os valores definidos. Vale ressaltar que, a categoria dos alunos que não participaram de cursos profissionalizantes foi considerada como grupo base para estimação desses resultados.

Observa-se, portanto, que os alunos que concluíram em 2012 reduzem a probabilidade de terem feito curso nas áreas de saúde, informação e hospitalidade, enquanto que aumentam as chances de terem participado de cursos na área de gestão. Referente a outros cursos, essa variável não foi significativa. Resultado semelhante pode ser verificado para os alunos do sexo masculino, embora com sinal negativo em gestão e positivo na área de informação. Apresentando efeitos positivos nas áreas de saúde, gestão e informação, encontram-se os alunos considerados brancos, porém, para a área de hospitalidade e lazer o efeito foi insignificante e para outras áreas, o efeito foi negativo.

Quanto aos alunos migrantes, o efeito foi negativo em todas as categorias, porém não foi significativo nas áreas de saúde e informação, enquanto que as variáveis que indica se a zona de residência é urbana e se os alunos pertencem a primeira faixa de idade foram positivas e significativas em todas as áreas. Além disso, pode-se verificar que alunos que utilizam transporte escolar público aumentam a probabilidade de terem feito cursos nas áreas de saúde e gestão, enquanto que, reduz as chances nas demais áreas, exceto em outras, pois o efeito foi insignificante. E referente as variáveis idade2 e deficiência, estas foram insignificantes para todas as categorias.

Tabela 7 – Resultado do Modelo Multinomial Logit – Múltiplos Tratamentos

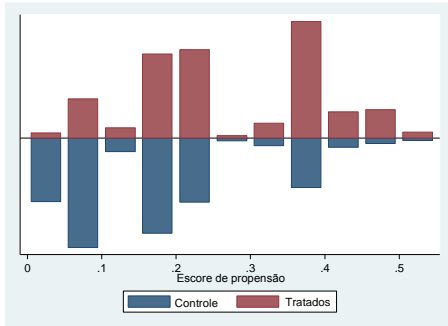
Variáveis	Tratamentos									
	Saúde		Gestão		Informação		Hosp_lazer		Outros	
	Coeficiente	p-valor	Coeficiente	p-valor	Coeficiente	p-valor	Coeficiente	p-valor	Coeficiente	p-valor
Ano_2012	-0.724	0.000	0.603	0.000	-0.212	0.003	-0.423	0.000	-0.083	0.513
Sexo	-1.183	0.000	-0.289	0.002	0.222	0.002	-0.883	0.000	-0.039	0.758
Raça	0.290	0.003	0.426	0.001	0.273	0.005	-0.015	0.923	-0.476	0.032
Migrante	-0.063	0.661	-0.444	0.034	-0.002	0.986	-0.693	0.009	-0.584	0.068
Zona_resid	2.17	0.000	1.615	0.000	1.835	0.000	2.245	0.000	1.647	0.000
Transp_escolar	0.405	0.000	-0.738	0.000	0.226	0.020	-0.660	0.000	0.084	0.635
Idade1	3.580	0.001	2,139	0.003	3.496	0.001	1.783	0.014	1.258	0.083
Idade2	0.430	0.687	-1.19	0.177	-0.060	0.956	-0.992	0.247	-1.466	0.113
Deficiencia	-0.010	0.986	0.309	0.694	-0.496	0.455	0.792	0.248	-12.34	0.979
Constante	-5.301	0.000	-4.835	0.000	-5.712	0.000	-4.609	0.000	-4.603	0.000

Fonte: Elaboração Própria

Este estudo utilizou o algoritmo de pareamento de *Kernel* no escore de propensão, desenvolvido em Heckman (1998), o qual combina todos os indivíduos na amostra de comparação ponderando com menores pesos as observações mais distantes. Essa metodologia pondera as observações no grupo de controle visando

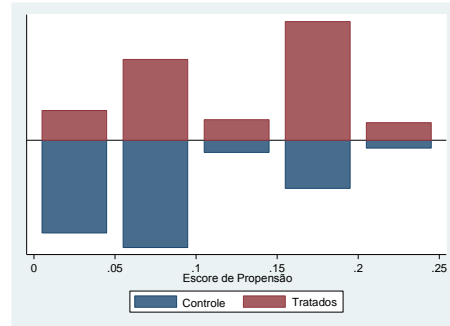
deixar semelhante ao grupo de tratamento, onde esse pareamento pode ser verificado a partir de uma análise de balanceamento das variáveis utilizadas na estimação do escore de propensão através de histogramas para os indivíduos dos dois grupos, os quais podem ser visualizados nos gráficos 3 a 7, para as áreas de saúde, gestão, informação, hospitalidade e lazer, e outras áreas, respectivamente. A partir destes, observa-se que as distribuições não diferem nos valores de escore de propensão, ou seja, os indivíduos apresentam escores de propensão que possibilitam o pareamento.

Gráfico 1 – Sobreposição - Saúde



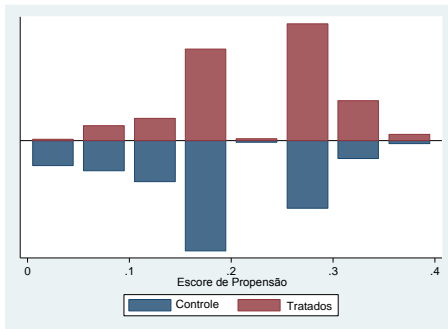
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 2 – Sobreposição - Gestão



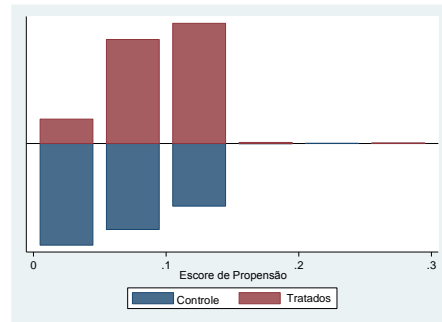
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 3 – Sobreposição - Informação



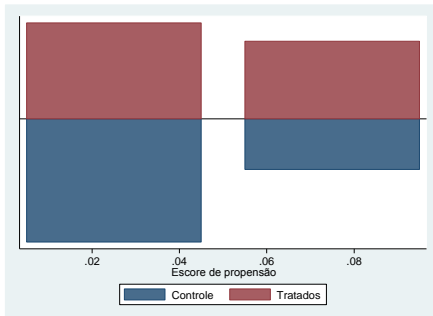
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 4 – Sobreposição – Hospitalidade e Lazer



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 5 – Sobreposição – Outras áreas



Fonte: Elaboração Própria

Após a estimação do escore de propensão e a eliminação da maior parte do viés atribuído as variáveis observadas, encontrou-se a estimativa do Efeito Médio de Tratamento sobre os Tratados (EMTT) a partir da diferença entre os resultados médios⁸. As estimações do EMTT para as variáveis de resultado, remuneração e tipos de ocupações socioeconômicas no mercado de trabalho em 2013, estão expostas na Tabela 8.

Os resultados apontam efeitos positivos e significativos dos cursos nas áreas de saúde e gestão sobre a remuneração desses alunos, cujo efeito foi 88,05 e 59,15 reais, respectivamente, indicando que os alunos que fizeram estes cursos durante o ensino médio apresentam rendimentos superiores no mercado de trabalho aos demais alunos, aproximadamente, 12% e 8%, respectivamente. Enquanto que os cursos voltados para as áreas de informação e hospitalidade e Lazer apresentam efeitos negativos sobre esta variável de resultado, ou seja, alunos que se profissionalizaram nessas áreas possuem menores rendimentos comparados ao grupo de controle, cujos efeitos foram -59,59 e -62,03, respectivamente. Referente aos demais cursos, o efeito não foi significativo.

Tabela 8 – Impacto dos Múltiplos Tratamentos sobre as Variáveis de resultado – 2013

Cursos		Remuneração	Ocupações				
			1	2	3	4	5
Saúde	Tratados	810.10	0.025	0.566	0.322	0.081	0.005
	Controles	722.04	0.035	0.387	0.396	0.177	0.004
	EMTT	88.05 (12.19%)	-0.009 (-)	0.178 (45.99%)	-0.074 (-18.69%)	-0.095 (-53.67%)	0.001 (-)
	teste t	8.29	-1.79	11.26	-4.89	-9.19	0.40
Gestão	Tratados	796.90	0.054	0.501	0.335	0.105	0.003
	Controles	737.75	0.028	0.404	0.385	0.176	0.005
	EMTT	59.15 (8.02%)	0.025 (89.29%)	0.097 (24.01%)	-0.050 (-12.99%)	-0.071 (-40.34%)	-0.002 (-)
	teste t	2.04	2.83	4.59	-2.49	-5.22	-0.87
Informação	Tratados	711.24	0.040	0.481	0.347	0.125	0.004
	Controles	770.83	0.033	0.367	0.387	0.202	0.009
	EMTT	-59.59 (-7.73%)	0.007 (-)	0.114 (31.06%)	-0.039 (-10.08%)	-0.077 (-38.12%)	-0.004 (-44.44%)
	teste t	-6.44	1.20	7.33	-2.64	-6.99	-1.91
Hosp_lazer	Tratados	693.57	0.024	0.397	0.44	0.135	0.002
	Controles	755.61	0.031	0.430	0.374	0.158	0.004
	EMTT	-62.03 (-8.21%)	-0.007 (-)	-0.032 (-)	0.065 (17.38%)	-0.022 (-)	-0.002 (-)
	teste t	-3.85	-0.96	-1.36	2.69	-1.33	-1.03
Outros	Tratados	750.57	0.021	0.454	0.373	0.147	0.003
	Controles	751.17	0.032	0.391	0.372	0.193	0.009
	EMTT	-0.60 (-)	-0.011 (-)	0.062 (15.86%)	0.0005 (-)	-0.046 (-23.83%)	-0.006 (-)
	teste t	-0.03	-1.26	2.08	0.02	-2.13	-1.62

Fonte: Elaboração Própria

Considerando inicialmente as ocupações socioeconômicas presentes no nível 1 como variável de resultado, observa-se que, apenas para os cursos da área de Gestão, o efeito foi positivo e significativo sobre a proporção de alunos que fizeram este curso e encontram-se em ocupações com maiores rendimentos e níveis mais elevados de escolaridade, tais como, tais como, médico, Engenheiro, Professor Universitário, Empresários, Gerentes e postos superiores na Administração Pública (Juizes, Promotores, Delegados, Oficiais das Forças Armadas, etc.). Ou seja, embora com proporção baixa, apenas 5,4% dos alunos que fizeram o curso de gestão, essa área apresenta maiores proporções de alunos presentes na primeira categoria das ocupações, em aproximadamente 90% superior ao grupo de controle, porém, verificou-se efeitos insignificantes para os demais cursos. Para as ocupações que se encontram no nível 2, efeitos positivos e significativos podem ser

⁸ Este estudo considera como principal efeito a ser investigado, o efeito dos tipos de cursos sobre os alunos participantes. Nesse sentido, o efeito a ser identificado é o Efeito Médio de Tratamento sobre os tratados em vez do Efeito Médio de Tratamento.

verificados em todas as áreas dos cursos, exceto em hospitalidade e lazer. Cabe destacar que o maior impacto foi encontrado na área da saúde, seguido da área da informação, 46% e 31%, respectivamente, a mais para os alunos que fizeram esse curso sobre a proporção de alunos trabalhando nessa categoria de ocupação. Assim, alunos que se profissionalizaram nessas áreas durante o ensino médio, apresentam-se em maiores proporções no mercado de trabalho em ocupações com índice socioeconômico posicional de 85%, como por exemplo, técnicos de contabilidade e administração, Mestre e Contramestres na indústria, Professores de ensino fundamental e médio, Corretores de Imóveis, Inspectores de Polícia, Carteiros, Comerciantes (proprietários).

Referente aos níveis de ocupações socioeconômicas 3 e 4, se pode verificar efeitos negativos e significativos para os cursos das áreas de saúde, gestão e informação, enquanto que para as áreas de hospitalidade e lazer e outras áreas, o efeito foi positivo e insignificante para a categoria 3 e insignificante e negativo para o nível 4, respectivamente. Quanto ao último nível de ocupações, apenas a área de informação mostrou-se significativa, porém com efeito quase nulo. Para verificar a robustez dos resultados quanto a presença de variáveis omitidas no modelo, aplicou-se o teste de sensibilidade considerando os níveis de tratamento para as variáveis remuneração e ocupações, cujos resultados estão expostos nas tabelas 9 e 10.

Tabela 9 – Análise de Sensibilidade - Remuneração

Γ	Saúde		Gestão		Informação		Hosp_lazer		Outros	
	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻
1	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001
1.05	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005
1.1	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.012
1.15	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.027
1.2	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.054
1.25	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.094
1.3	0.000	0.000	1.000	0.999	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.151
1.35	0.000	0.000	1.000	0.999	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.223
1.4	0.000	0.000	1.000	0.999	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.308
1.45	0.000	0.000	1.000	0.999	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.401
1.5	0.000	0.000	1.000	0.999	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.497
1.55	0.001	0.000	1.000	0.997	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.590
1.6	0.004	0.000	1.000	0.992	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.675
1.65	0.017	0.000	1.000	0.982	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.750
1.7	0.048	0.000	1.000	0.964	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.813
1.75	0.111	0.000	1.000	0.933	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.863
1.8	0.214	0.000	1.000	0.886	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.903
1.85	0.353	0.000	1.000	0.823	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.932
1.9	0.510	0.000	1.000	0.743	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.954
1.95	0.663	0.000	1.000	0.649	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.969
2	0.789	0.000	1.000	0.549	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.980

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 10 – Análise de Sensibilidade - Ocupações

Γ	Saúde		Gestão		Informação		Hosp_lazer		Outros	
	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻	P ⁺	P ⁻
1	0.056	0.056	0.000	0.000	0.033	0.033	0.201	0.201	0.179	0.179
1.05	0.032	0.093	0.001	0.000	0.064	0.016	0.159	0.249	0.149	0.213
1.1	0.017	0.142	0.003	0.000	0.109	0.007	0.124	0.300	0.123	0.249
1.15	0.009	0.203	0.006	0.000	0.171	0.003	0.096	0.352	0.101	0.285
1.2	0.005	0.273	0.011	0.000	0.248	0.001	0.074	0.405	0.083	0.323
1.25	0.002	0.350	0.020	0.000	0.336	0.000	0.057	0.457	0.068	0.360
1.3	0.001	0.431	0.033	0.000	0.431	0.000	0.043	0.508	0.056	0.397
1.35	0.000	0.511	0.051	0.000	0.525	0.000	0.033	0.557	0.045	0.434
1.4	0.000	0.486	0.075	0.000	0.445	0.000	0.024	0.521	0.037	0.469
1.45	0.000	0.413	0.105	0.000	0.360	0.000	0.018	0.477	0.030	0.504
1.5	0.000	0.345	0.142	0.000	0.283	0.000	0.014	0.435	0.024	0.538
1.55	0.000	0.283	0.185	0.000	0.217	0.000	0.007	0.395	0.020	0.570
1.6	0.000	0.229	0.233	0.000	0.162	0.000	0.005	0.357	0.016	0.565
1.65	0.000	0.183	0.286	0.000	0.119	0.000	0.004	0.322	0.013	0.537
1.7	0.000	0.144	0.342	0.000	0.085	0.000	0.003	0.289	0.010	0.510
1.75	0.000	0.112	0.400	0.000	0.060	0.000	0.002	0.259	0.008	0.483
1.8	0.000	0.086	0.458	0.000	0.041	0.000	0.001	0.231	0.006	0.458
1.85	0.000	0.065	0.516	0.000	0.028	0.000	0.001	0.206	0.005	0.433
1.9	0.000	0.049	0.502	0.000	0.018	0.000	0.000	0.182	0.004	0.409
1.95	0.000	0.036	0.447	0.000	0.012	0.000	0.000	0.161	0.003	0.386
2	0.000	0.026	0.394	0.000	0.008	0.000	0.000	0.142	0.002	0.364

Fonte: Elaboração Própria

Os resultados mostram que, para a variável de resultado remuneração, os efeitos apresentam-se robustos a uma possível presença de viés de seleção, exceto para a categoria de tratamento gestão. Referente aos tipos de ocupações socioeconômicas, os efeitos dos cursos das áreas de hospitalidade e lazer podem ser questionados quanto a presença de um possível viés de variáveis omitidas.

Conclusões

Este trabalho procura ampliar o debate existente na literatura que relaciona educação e mercado de trabalho. Para tanto, busca-se trazer novas evidências para as escolas de ensino profissionalizante, ao se comparar o desempenho no mercado de trabalho dos alunos dessas escolas com outros do ensino regular. Dessa forma, busca-se encontrar o efeito médio sobre os tratados dessas escolas sobre a remuneração e as ocupações dos concludentes do ensino médio no mercado de trabalho.

Além disso, tendo em vista que durante o ensino profissionalizante o aluno tem a opção de escolher um curso, dentre vários, para se especializar, faz-se necessário adaptar a abordagem metodológica. Assim, visando encontrar o efeito dessa escolha sobre a remuneração e os tipos de ocupações no mercado de trabalho, este estudo optou por considerar uma nova variável de tratamento, o qual irá assumir múltiplos valores a partir dos tipos de cursos disponíveis.

Uma das contribuições deste estudo reside na base de dados utilizada para mensurar este efeito, pois através da construção de identificadores em parceria com a SEDUC foi possível construir uma amostra com informações longitudinais a partir da junção das seguintes bases de dados: Censo escolar 2011 e 2012, e Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) 2013. Dessa forma, foram identificados os alunos concludentes das escolas estaduais do Ceará em 2011 e 2012, e sua inserção no mercado de trabalho em 2013.

Para atender ao primeiro objetivo, este trabalho aplicou os procedimentos feitos por Watson e Elliot (2016), os quais combinam o método da entropia, desenvolvido por Hainmueller (2012), com o pareamento por escore de propensão - PEP, visando assim, equilibrar com maior robustez as covariadas, minimizando os desequilíbrios entre os grupos de tratados e controle. Para aplicação deste método, utilizou-se uma variável binária para o tratamento. Posteriormente, em decorrência da mudança da variável de tratamento, agora definida como categórica, utilizou-se a metodologia do pareamento por escore de propensão com múltiplos tratamentos, a qual é abordada por Rosenbaum e Rubin (1983a), Imbens (2000), Lechner (2001). Para verificação de presença de variáveis omitidas que influenciem o tratamento e as variáveis de resultado foi feita a análise de sensibilidade de Rosenbaum.

No primeiro modelo, inicialmente, observou-se que, antes de aplicar o pareamento por entropia, existiam diferenças significativas na média, variância e assimetria entre os grupos de tratados e controle. Dessa forma, os grupos não se apresentam adequadamente balanceados, porém, após a aplicação desse método, todas as covariadas, nos três momentos da distribuição, não diferiram entre os grupos. Ou seja, os resultados para a média, variância e assimetria passaram a ser praticamente idênticos, portanto, as diferenças entre eles não são significativas.

Seguindo os procedimentos de Watson e Elliot (2016), combinou-se esse método com o PEP, onde os escores de propensão foram estimados considerando os pesos encontrados pelo balanceamento por entropia. Desses resultados, verificou-se que os escores de propensão tornaram-se mais balanceados nos dados ponderados via entropia e com isso, encontrou-se o efeito médio tratamento sobre os tratados, onde foi possível observar que o efeito do ensino profissionalizante não foi significativo sobre a remuneração e sobre a categoria socioeconômica 1 dos alunos concludentes em 2011 e 2012, porém, na ocupação do tipo 2, o efeito foi positivo e significativo, com diferencial de mais de 100% comparado ao grupo das escolas regulares e a partir da ocupação nível 3, os efeitos foram significativos e negativos, cujo menor e maior efeito foram observados na categoria 5 e 3, aproximadamente 73% e 12% a menos para as escolas profissionalizante, respectivamente.

Os resultados da análise de sensibilidade mostraram que a robustez ao viés de seleção varia entre as variáveis de resultado, onde, o efeito do tratamento apresenta-se robusto a uma possível presença de viés de seleção, principalmente nas categorias 2, 3, 4 e 5 das ocupações socioeconômicas.

Para o modelo com múltiplos tratamentos, inicialmente, estimou-se um modelo multinomial logit para se encontrar a probabilidade prevista de um aluno pertencer a uma das categorias da variável curso. As estimativas do Efeito Médio de Tratamento sobre os Tratados (EMTT) encontrada a partir do pareamento de *Kernel* sobre as remunerações mostraram-se positivas e significativas somente para os cursos nas áreas de saúde e gestão, cujo efeito foi 12% e 8%, respectivamente, indicando que os alunos que fizeram estes cursos durante o ensino médio apresentam rendimentos superiores no mercado de trabalho aos demais alunos.

Considerando as ocupações socioeconômicas presentes no nível 1 como variável de resultado, observou-se que, apenas para os cursos da área de Gestão, o efeito foi positivo e significativo. Embora com proporção baixa, apenas 5,4% dos alunos que fizeram o curso de gestão estavam contidos nessa categoria, essa área apresenta proporções superiores ao grupo de controle, em aproximadamente 90%, porém, verificou-se efeitos insignificantes para os demais cursos. Para as ocupações que se encontram no nível 2, efeitos positivos e significativos podem ser verificados em todas as áreas dos cursos, exceto em hospitalidade e lazer, cujo maior impacto foi encontrado na área da saúde, seguido da área da informação, 46% e 31%, respectivamente, a mais para os alunos que fizeram esse curso sobre a proporção de alunos trabalhando nessa categoria de ocupação. Referente aos níveis de ocupações socioeconômicas 3 e 4, se pode verificar efeitos negativos e significativos para os cursos das áreas de saúde, gestão e informação, enquanto que para as áreas de hospitalidade e lazer e outras áreas, o efeito foi positivo e insignificante para a categoria 3 e insignificante e negativo para o nível 4, respectivamente. Quanto ao último nível de ocupações, apenas a área de informação mostrou-se significativa, porém com efeito quase nulo.

Os resultados do teste de sensibilidade encontrados para verificar a presença de variáveis omitidas no modelo, mostraram que, para a variável de resultado remuneração, os efeitos apresentam-se robustos a uma possível presença de viés de seleção, exceto para a categoria de tratamento gestão. Referente aos tipos de ocupações socioeconômicas, os efeitos dos cursos das áreas de hospitalidade e lazer podem ser questionados quanto a presença de um possível viés de variáveis omitidas.

Esses resultados indicam que, os efeitos sobre a remuneração e os tipos de ocupações socioeconômicas diferem quanto ao tipo de curso escolhido durante o ensino médio, onde o curso na área de saúde se mostrou com maior efeito sobre as remunerações. E sobre os níveis de ocupações, destacam-se as áreas de saúde, gestão e informação, os quais possuem maiores proporções de alunos presentes nas ocupações que exigem mais escolaridade e proporcionam maiores retornos financeiros, 1 e 2, enquanto que apresentam menores proporções nas categorias 3, 4 e 5.

Dessa forma, se o foco do aluno for maiores remunerações e ocupar melhores postos de trabalho após o término do ensino médio, não adianta apenas participar do ensino profissionalizante, é necessário escolher dentre os cursos oferecido aqueles que possuem efeito positivo e significativo sobre essas variáveis de resultado.

Referências

- ARAÚJO, A. J. N; CHEIN, F.; PINTO, C. **Ensino Profissionalizante, Desempenho Escolar e Inserção Produtiva: Uma Análise com dados do ENEM.** 2014. Disponível: <http://www.anpec.org.br/encontro/2014/submissao/files_I/i12-ac3a8f487db438fc6278e117ab468a01.pdf> Acesso em: 08 agosto 2016
- ASSUNÇÃO J; GONZAGA G. Educação Profissional no Brasil: Inserção e retorno. **Série Cenários**, n. 3, Brasília: SENAI.DN, 2010.
- BASSI, M. BUSSO, M. URZÚA, S. VARGAS, J. **Desconectados: Habilidades, educación y empleo en América Latina**, BID, 2012.
- GOLDTHORPE, J.H. **Social mobility and class structure in modern britain.** New York: Oxford University Press, 1992.

- GUIMARÃES, A. Q; ALMEIDA, M. E. Os jovens e o mercado de trabalho: evolução e desafios da política de emprego no Brasil. **Temas de Administração Pública**. v. 8, n. 2, 2013. Disponível em: <http://seer.fclar.unesp.br/temasadm/article/view/6845>. Acesso em: 12 setembro 2016.
- HAINMUELLER J. Entropy Balancing for Causal Effects: A Multivariate Reweighting Method to Produce Balanced Samples in Observational Studies. **Political Analysis**, v. 20 n.1, p. 25-46, 2012.
- HAINMUELLER J.; XU, Y. Ebalance: A Stata Package for Entropy Balancing. **Journal of Statistical Software**. v. 54, n. 7. August, 2013.
- HIRANO, K; IMBENS, G; RIDDER G. Efficient Estimation of Average Treatment Effects Using the Estimated Propensity Score. **Econometrica**, v. 71 n.4, p.1161-1189, 2003
- HO, D., IMAI, K; KING, G. Stuart E, A. Matching as Nonparametric Preprocessing for Reducing Model Dependence in Parametric Causal Inference. **Political Analysis**, v.15 n.3, p.199. 2007
- IMBENS, G. The role of the propensity score in estimating dose–response functions. **Biometrika**. v. 87, n.3, p.706–710, 2000.
- IMBENS, G. Nonparametric Estimation of Average Treatment Effects under Exogeneity: A Review. **Review of Economics and Statistics**, v.86 n.1, p.4-29, 2004
- JANNUZZI, P. M. Status socioeconômico das ocupações brasileiras: medidas aproximativas para 1980, 1991 e anos 90. **Revista Brasileira de Estatística**, Rio de Janeiro, v. 61, n. 2, p. 47-74, 2001.
- JANNUZZI, P. M. **Indicadores sociais no Brasil**. Campinas: Alínea, 2003, 2.ed.
- LECHENER, M. Identification and estimation of causal effects of multiple treatments under the conditional independence assumption. **Econometric Evaluation of Labour Market Policies**. Heidelberg, p. 1–18. 2001
- LIN, D.; LUTTER, R.; RUHM, C. J. **Cognitive Performance and Labor Market Outcomes**. Discussion Paper, IZA, n. 10075. July, 2016.
- ROSENBAUM, P.; RUBIN, D. Assessing sensitivity to an unobserved binary covariate in an observational study with binary outcome. **Journal of the Royal Statistical Society**. Series B, v.45, 212–218. 1983
- RUBIN, D. B. **Matched Sampling for Causal Effects**. Cambridge University Press. 2006
- SEKHON, J. S. Opiates for the Matches: Matching Methods for Causal Inference. **Annual Review of Political Science**, v. 12, p.487-508, 2009
- SEVERNINI, E. R.; ORELLANO, V. I. F. O efeito do ensino profissionalizante sobre a probabilidade de inserção no mercado de trabalho e sobre a renda no período pré-Planfor. **Revista Economia**, 2010.
- SILVA, M. R.; PELISSARI, L. B.; STEIMBACH, A. A. Juventude, escola e trabalho: permanência e abandono na educação profissional técnica de nível médio. **Educ. Pesqui. [online]**. v.39, n.2, p.403-417. 2013.
- SIMÕES, C. A. Políticas públicas do ensino médio: realidade e desafios. In: FERREIRA, Cristina Araripe (Org.). *Juventude e iniciação científica: políticas públicas para o ensino médio*. Rio de Janeiro: EPSJV; UFRJ, 2010. p. 135-142.
- VALLE SILVA, N. **Uma proposta de classificação das ocupações brasileiras**. LNCC, Mimeografado. 1992.
- WATSON, S. ELLIOT, M. Entropy Balancing: A maximum-entropy reweighting scheme to adjust for coverage error. **Quality & Quantity**. v. 50, n. 4, p. 1781–1797, July 2016.