

Retorno salarial da educação no Espírito Santo

Salary return on education in Espírito Santo

Antonio Ricardo Freislebem da Rocha

Magnus William de Castro

RESUMO

Este estudo analisou o retorno do rendimento do trabalho no mercado de trabalho do Espírito Santo entre 2012 e 2019. Foram utilizados dados da PNAD-Contínua do IBGE e metodologias que mitigaram o viés de seleção e a endogeneidade da variável educação. Os resultados confirmaram os pressupostos da Teoria do Capital Humano e Teoria da Sinalização. A análise comprovou que o impacto da educação sobre os rendimentos do trabalho se tornou cada vez mais acentuado à medida que mais anos de escolaridade são acumulados pelo indivíduo, ao analisar conjuntamente os ganhos em virtude dos anos adicionais de escolaridade e a conclusão dos ciclos educacionais e demonstrou a importância de políticas públicas que incentivem a permanência dos alunos na escola e a atração de adultos para as salas de aula.

PALAVRAS-CHAVE: escolaridade; rendimento do trabalho; capital humano; sinalização.

ABSTRACT

This study analyzed the return on labor income in the Espírito Santo labor market between 2012 and 2019. It used data from the IBGE's PNAD-Continuous and methodologies that mitigated selection bias and the endogeneity of the education variable. The results confirmed the assumptions of the Human Capital Theory and Signaling Theory. The analysis proved that the impact of education on labor income became increasingly pronounced as more years of schooling were accumulated by the individual, by analyzing together the gains due to additional years of schooling and the completion of educational cycles and demonstrated the importance of public policies that encourage students to stay in school and attract adults to the classroom.

KEYWORDS: education; work income; human capital; signaling.

1. INTRODUÇÃO

Na literatura econômica é usual a crença de que os rendimentos de um indivíduo estão positivamente relacionados ao seu nível educacional, consequência de o nível educacional influenciar diretamente a produtividade dos trabalhadores e, desta forma, os rendimentos auferidos no mercado de trabalho. Entretanto, alguns autores se contrapõem a essa relação de causalidade entre educação e rendimentos, pois partem do pressuposto de que o valor da educação não está na melhoria das habilidades dos trabalhadores, mas na sinalização de características desejáveis para os empregadores, como forma de influenciar na decisão de contratação por parte do empregador. A depender da ênfase dada, a política pública educacional requerida terá contornos e retornos diferenciados.

De acordo com Crespo e Reis (2006, 2015), a elevada desigualdade de renda do trabalhador brasileiro tem como principal determinante as diferenças educacionais, ao reforçar a necessidade de se melhor compreender como os rendimentos se relacionam com o nível educacional. Os autores explicam que, com uma escassez de trabalhadores mais escolarizados, o mercado de trabalho nacional proporciona ganhos elevados para cada ano adicional de estudo, mesmo ao comparar aos padrões internacionais.

Nesse contexto, a educação é uma importante ferramenta na obtenção de avanços na condição social e de renda da população, fatos comprovados por Fernandes e Narita (2001). Segundo estes autores, as disparidades educacionais entre os trabalhadores e a elevada sensibilidade dos salários em relação ao nível educacional são os fatores de maior influência na desigualdade de renda no Brasil. Nessa mesma linha, Barros e Mendonça (1995) demonstraram que a eliminação dos diferenciais de renda por nível educacional poderia reduzir à metade ou até 1/3 da desigualdade de renda no país. Isso demonstra que o investimento em educação aumenta os retornos dos trabalhadores (salário e pró-labore) e dinamiza o mercado de trabalho, ao elevar a renda global da economia e reduzir as disparidades na concentração de renda.

Assim, o presente trabalho analisou os fatores determinantes para os retornos salariais no contexto regional, ao fazer o estudo voltado para o estado do Espírito Santo. O objetivo foi investigar e mensurar se ocorreram ganhos diferenciados a cada ano adicional de estudo dentro dos ciclos educacionais comparado às conclusões de cada um destes ciclos. Para tanto, a educação foi dividida em quatro níveis de ensino (ensino fundamental - anos iniciais e anos finais, ensino médio e superior), além da inclusão de outras variáveis de controle, para determinar os efeitos específicos da variável

explicativa relevante relacionada a educação dos indivíduos. Também foram utilizados procedimentos de correção para minimizar o viés de seleção e a endogeneidade da variável educação.

O problema da pesquisa consistiu em compreender qual dos dois modelos teóricos - a Teoria do Capital Humano (BECKER, 1964) ou a Teoria da Sinalização (SPENCE, 1973) - possui uma relação mais significativa com o rendimento do trabalho dos indivíduos. O estudo buscou investigar se o aumento dos anos de estudo, como proposto pela Teoria do Capital Humano, levou a um aumento direto na produtividade e nos rendimentos dos trabalhadores, ou se a conclusão de cada ciclo educacional serviu como um sinal para os empregadores, conforme defendido pela Teoria da Sinalização, ao influenciar positivamente nas decisões de contratação e remuneração.

A hipótese do trabalho foi que ambas as teorias, tanto a do Capital Humano, como a da Sinalização, impactaram no rendimento do trabalho. Em relação a Teoria do Capital Humano, o aumento de cada ano adicional de estudo está positivamente associado à produtividade marginal do trabalho, e em consequência, aos rendimentos dos indivíduos. Além disso, a conclusão de cada ciclo educacional (ensino fundamental, médio e superior) está positivamente relacionada ao rendimento do trabalho, de acordo com a Teoria da Sinalização, ao reduzir a assimetria de informação entre empregadores e candidatos ao trabalho e influenciar nas percepções sobre a capacidade, competência e comprometimento dos trabalhadores.

O trabalho foi dividido em três seções. A primeira tratou da introdução, a qual envolveu a delimitação do tema e contextualização do problema de pesquisa, a segunda seção referiu-se ao desenvolvimento, com a exposição das teorias (capital humano e sinalização) por meio de uma revisão bibliográfica sobre os retornos da educação, apresentação da metodologia utilizada em busca de evidências dos impactos da educação sobre a renda, uma análise descritiva dos dados, demonstração dos resultados obtidos e, por fim, a terceira seção apresentou as considerações finais.

2. DESENVOLVIMENTO

O modelo teórico de capital humano de Becker (1964) considera a educação como um insumo produtivo, de tal forma que a demanda por educação é vista como um investimento, pois os indivíduos, à medida que vão ganhando mais escolaridade, absorvem mais conhecimentos e se tornam mais produtivos e habilidosos. Assim, o papel desempenhado pela educação na vida do indivíduo é fundamental, uma vez que este é remunerado de acordo com sua produtividade marginal, logo, mais anos de educação implicam maior renda do trabalho, pois a educação afeta diretamente a produtividade das pessoas.

Com o incremento do capital humano ao modelo teórico de crescimento de Robert Solow (1956), chegou-se à conclusão de que o crescimento econômico está estreitamente ligado ao nível de educação de um povo, tanto em termos de tempo de estudo, quanto de qualidade, sendo a educação um importante fator de produção. Portanto, existe um patamar mínimo de escolaridade média que faz com que um país entre em uma trajetória de crescimento acelerado.

A educação é amplamente reconhecida como um fator determinante para o desenvolvimento humano e socioeconômico. Sendo o retorno econômico (salarial) da educação maior nos países em desenvolvimento, sua análise torna-se relevante para explicar a desigualdade salarial nesses países se comparados aos países desenvolvidos, fato corroborado pelo estudo de Fernandes e Menezes-Filho (2000), no qual o rendimento salarial esperado por ano adicional de estudo no ensino superior é o maior entre todos os níveis educacionais, ultrapassando a taxa de 20% ao ano¹.

Os argumentos mencionados anteriormente se referem ao posicionamento da teoria do capital humano e suscitou posicionamentos divergentes. Ao focalizar o desenvolvimento de habilidades de uma pessoa à sua capacidade de ganho ao longo do seu ciclo de vida, a teoria do capital humano tem evoluído como uma teoria de geração permanente de renda e riqueza, o que está longe de ser unanimidade (LIMA, 1980), e, por volta de 1970 surgem pesquisas que levantam indícios de que as escolas não melhoram as habilidades cognitivas dos alunos. No Brasil, não só entre os economistas, mas entre pesquisadores de outras áreas (sociologia, por exemplo), a economia da educação levanta pontos controversos, reproduzindo o embate teórico a nível internacional, os quais deram origem a outras vertentes de pesquisa, dentre elas, a da escolaridade como uma “sinalização”.

¹ Em um estudo envolvendo países da OCDE, Boarini, R. e Strauss, H. (2007) indicam que o retorno médio por ano adicional de estudo no ensino superior oscila, aproximadamente, entre 6% e 17%.

Neste contexto, emerge a Teoria da Sinalização de mercados (SPENCE, 1973). Ambas as teorias, capital humano e sinalização, convergem quanto ao fato de que quanto mais escolaridade, maior é a probabilidade de obtenção de rendimentos mais elevados por parte do indivíduo. Contudo, a oposição entre as teorias é manifestada pela rejeição da hipótese de que mais anos de estudo implicam necessariamente em maior habilidade, conforme destaca a teoria do capital humano.

Desta forma, a opção de estudar por um período maior de tempo é realizada pela parte mais bem informada, para comunicar suas características, de modo crível, à parte menos informada. Ou seja, a Teoria da Sinalização espera que agentes racionais tenham incentivos a demandar educação, sendo esta uma forma de sinalizar ao mercado seu nível de produtividade e com isso obter maiores salários futuros. Do mesmo modo, a sinalização permite aos empregadores resolver um problema de informação assimétrica ao contratar pessoas com maior nível educacional e com isso reduzir a probabilidade de incorrer em seleção adversa (WEISS, 1995).

Desta maneira, uma relevante consequência para a influência da educação na distribuição dos ganhos salariais no mercado de trabalho refere-se à maneira como a relação causal entre essas variáveis será interpretada, e como será especificado o modelo teórico proposto. Isso porque o logaritmo do salário pode ser representado por uma função linear dos anos de educação, ou ainda, por uma função não-linear, devido à sinalização, oriunda da existência de descontinuidades nos termos de cada nível educacional, cujos efeitos são mais acentuados sobre os rendimentos do trabalho. Dessa forma, pretende-se observar para o caso do Espírito Santo, se a ocorrência do efeito capital humano implica na ausência do efeito de sinalização e vice-versa ou se ambos acontecem simultaneamente na determinação dos rendimentos do trabalho.

Ramos e Vieira (1996) realizaram um estudo da relação entre educação e salários para o Brasil, por meio de dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) de 1976, 1981, 1985 e 1990 e chegam à conclusão de que os retornos da educação são mais elevados para os grupos de maior escolaridade, principalmente para os que possuem ensino superior, tanto em termos de anos adicionais, quanto em termos de prêmios pela finalização de um nível específico. Os autores constatam uma tendência de crescimento dos retornos anuais da graduação com o decorrer do tempo, no entanto, vale ressaltar que o efeito diploma para esse nível, apesar de ainda ser elevado, diminuiu entre 1976 e 1990. O trabalho demonstra empiricamente, que a aquisição de educação é uma forma de aumentar a produtividade dos indivíduos via elevação da qualificação dos recursos humanos e também funciona como uma

forma de sinalização para os empregadores da dotação de atributos capazes de influenciar na produtividade dos trabalhadores.

Menezes-Filho (2001), descreveu a distribuição da educação na população brasileira e sua evolução temporal, contribuindo assim para o entendimento da importância da educação para o desempenho do trabalhador no mercado de trabalho, utilizando-se dos dados da PNAD de 1977 a 1997 e modelo econométrico de regressão linear e probit. Os resultados sinalizaram para uma péssima distribuição educacional no Brasil naquele recorte temporal. Apesar da melhoria educacional observada no período, essa não foi suficiente para reduzir significativamente as desigualdades de renda existentes e foi inferior quando comparada à evolução educacional em outros países. Além disto, o processo de expansão educacional, que aumentou a oferta relativa de pessoas com ensino fundamental e médio no período contribuíram para reduzir também os retornos econômicos da educação (que estavam entre os maiores do mundo). Entretanto, este aumento da oferta relativa parece ter provocado também um grande aumento do desemprego e da informalidade (trabalhadores sem carteira de trabalho assinada) destas pessoas.

Barbosa Filho e Pessoa (2008) analisaram o retorno da educação no Brasil com base nos dados da PNAD de 1981 a 2004 e o Censo Demográfico de 2010 (ambas do IBGE). Os resultados mostraram que o investimento em educação no país é extremamente atrativo, oferecendo taxas elevadas de retorno. Para os níveis primário e ginásial, as taxas mantiveram-se superiores a 10%; para o ensino médio atingiram cerca de 14%, apresentando crescimento de 5% para 14% para os indivíduos com nível superior.

Com objetivo similar, aplicado à região metropolitana de Belo Horizonte (MG), Salvato e Silva (2008) estimaram os retornos educacionais adaptando a equação minceriana à possibilidade de discriminação de gênero e raça, associação ao sindicato, etc., corrigindo o viés de seleção e a endogeneidade. Com base na PNAD de 2005, os resultados mostraram efeitos positivos da educação e experiência (decrecente) na remuneração dos indivíduos, além de discriminação no mercado de trabalho devido a cor, gênero e filiação ao sindicato.

Figueiredo Neto (2009) investigou a influência da educação e os investimentos após o término do período escolar (experiência) sobre os rendimentos dos trabalhadores, considerando a interação entre os determinantes da participação no mercado de trabalho – procedimento de Heckman para solucionar o problema de viés de seleção (equação auxiliar) e os rendimentos advindos desta participação (equação principal). Usando dados da PNAD de 1995 para o país, encontrou

resultados que confirmaram a maior probabilidade de participação no mercado de trabalho para indivíduos mais escolarizados e experientes. Ademais, os resultados também se mostraram diferentes em magnitude e sinal, a depender do sexo do indivíduo, cor, região do país, número de filhos, etc. Também utilizaram variáveis de controle por sexo, cor e região.

Também utilizando como variáveis de controle as características pessoais e regionais, Monte e Lins (2014) analisaram os determinantes da inserção ocupacional e da remuneração no mercado de trabalho brasileiro. Utilizando os dados da PNAD de 2012, concluíram que os retornos salariais são maiores para aqueles trabalhadores com maior qualificação e em função da posição do indivíduo na distribuição salarial.

Crespo e Reis (2015) estimaram equações de rendimentos com descontinuidades em anos de escolaridade completos. Usando dados da PNAD nos anos de 1982, 1992, 1998 e 2004, concluíram que a finalização de um grau específico de escolaridade ou o efeito salarial decorrente do diploma vêm perdendo valor ao longo do tempo. Atribuíram os resultados ao fato de que a proporção de trabalhadores mais escolarizados aumentou no período, reduzindo o efeito da sinalização decorrente da conclusão de um nível de ensino.

Em linha com a literatura internacional, apontam-se diversas frentes de estudos nacionais que buscam associar a escolaridade com os retornos salariais da educação ou “efeito-diploma”. Neste sentido, possibilita-se verificar se os investimentos em educação são rentáveis, ou seja, se os benefícios auferidos com mais anos de estudos superaram os seus custos (ULYSSEA, 2005). Elevadas taxas de retorno podem indicar que os investimentos em educação realizados (principalmente pelo poder público) não foram suficientes para reduzir a escassez de capital humano.

É importante mencionar a existência de outras teorias que fundamentam os retornos salariais da educação, dentre as quais, retornos advindos das diferentes características pessoais, associadas à possibilidade de discriminação, conforme Reich, Gordon e Edwards (1973). Segundo os autores, grupos de trabalhadores com determinadas características parecem operar em diferentes mercados de trabalho, com diferentes condições de trabalho, diferentes oportunidades promocionais, diferentes salários e diferentes instituições de mercado. Noutra linha, os retornos diferentes são provenientes da segmentação do mercado de trabalho. De acordo com Ramos (2007) o conceito de segmentação remonta às tentativas da escola institucionalista de introduzir os temas de pobreza e discriminação no debate acadêmico. Segundo o autor, a hipótese de segmentação implica a “existência

de mercados de trabalho ‘balcanizados’, subconjuntos que trabalham de forma independente, com lógicas de formação de rendimentos e demanda de trabalho particulares”.

Portanto, dada a relevância da educação para o desenvolvimento individual e socioeconômico, foi fundamental compreender como os diferentes modelos teóricos se relacionam com o rendimento do trabalho dos indivíduos, delimitar o escopo teórico utilizado para que se interprete como ocorreu a evolução dos ganhos salariais em função da educação na atualidade, tornando-se relevante, principalmente em relação ao contexto regional, pois os resultados podem orientar o desenho das futuras políticas públicas da área educacional.

2.1 Metodologia

O presente trabalho analisou a relação entre educação e salários no estado do Espírito Santo, com base nas Teorias do Capital Humano (BECKER, 1964) e da Sinalização (SPENCE, 1973). A população alvo foi formada pelas pessoas ocupadas no mercado de trabalho, no estado do Espírito Santo, que trabalham e ou trabalharam mais de 20 horas por semana (em todos os trabalhos) e tenham de 25 a 81 anos, abrangendo os indivíduos em seus diferentes níveis de escolaridade, de analfabetos a pós-graduados. Concentramo-nos nesses grupos com o objetivo de homogeneizar a amostra e reduzir o viés de seleção. A base de dados utilizada foi a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC) Anual do IBGE, representativa da população do estado do Espírito Santo, para o período de 2012 a 2019.

Além da estimativa inicial, com a utilização de análise de regressão por MQO, para cada ano, neste trabalho foram estimados modelos de regressão para a totalidade do período (2012-2019). Devido ao caráter amostral dos dados da PNADC, com o empilhamento de todos os anos, por meio do Pooled foi possível verificar se as variáveis não significativas ano a ano, se tornaram significativas em grandes amostras.

Uma vez que não seria possível a aplicação direta da técnica de painel (mais adequada para a análise em questão), em virtude de a PNADC não fazer o acompanhamento do mesmo domicílio por mais de cinco trimestres, uma maneira de contornar esse problema, foi o desenvolvimento de um pseudo-painel. Por esta técnica ocorreu o acompanhamento de cinco coortes de nascimento-escolaridade ao longo do tempo, de 10 anos cada uma, as quais foram classificadas em 3 níveis de

educação: até 8 anos de estudo (ensino fundamental incompleto), de 9 a 11 anos de estudo (ensino fundamental completo a ensino médio incompleto), e, por fim, 12 anos ou mais de estudo (no mínimo ensino médio completo). O objetivo de utilizar esta técnica adicional de regressão foi observar se os resultados encontrados no pooled foram semelhantes ou não aos resultados do pseudo-painel, o qual, em função dos dados disponíveis (PNADC) foi a forma mais indicada ao realizar uma análise conjunta de diversos anos, e com isso tornar a análise mais robusta.

Para escolher entre os painéis de efeito fixo ou efeito aleatório efetuamos os testes de especificação de modelo proposto por Hausman (1978). De acordo com este teste, a rejeição de H_0 : diferença nos coeficientes não sistemática, indica o modelo de efeitos fixos (FE) como ideal; por outro lado, a não rejeição de H_0 demonstra que deve ser adotado o modelo de efeitos aleatórios (RE). O teste de Hausman somente é confiável caso não rejeite H_0 , ou seja, quando demonstra que deve ser adotado o modelo de efeitos aleatórios (RE).

O objetivo foi testar empiricamente indícios da ocorrência de eventos relacionados às teorias do capital humano e sinalização, por meio de uma análise de regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), em que a variável dependente é o logaritmo do rendimento do trabalho e as variáveis explicativas são relativas à educação e as demais variáveis de controle. Utilizamos quatro ciclos para o sistema educacional brasileiro. O primeiro corresponde ao ensino fundamental – anos iniciais e requer cinco anos completos de estudos. O segundo, correspondente ao ensino fundamental – anos finais, o qual é alcançado com nove anos completos de escolaridade. Em seguida, o ensino médio, que é completado com doze anos de estudos e, por fim, a graduação, que corresponde ao ensino superior completo, obtido normalmente com dezesseis anos de escolaridade.

A especificação do modelo econométrico estimado por MQO é:

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 S_{1it} + \beta_2 S_{2it} + \beta_3 S_{3it} + \beta_4 S_{4it} + \gamma_1 D_{1it} + \gamma_2 D_{2it} + \gamma_3 D_{3it} + \gamma_4 D_{4it} + \alpha_n Z_{it} + u_{it} \quad (1)$$

As variáveis de escolaridade foram construídas conforme Crespo e Reis (2006) e Fernandes e Menezes-Filho (2000) e seu detalhamento é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1: Variáveis construídas a partir da variável anos de estudos

$S_{1it} =$	0, se educa = 0; 1, se educa = 1; 2, se educa = 2; 3, se educa = 3 4, se educa = 4; 5, se educa = 5; 5, se educa > 5 e educa \sim .
$S_{2it} =$	0, se educa < 6; 1, se educa = 6; 2, se educa = 7; 3, se educa = 8 4, se educa = 9; 4, se educa > 9 e educa \sim .
$S_{3it} =$	0, se educa < 10; 1, se educa = 10; 2, se educa = 11; 3, se educa = 12; 3, se educa > 12 e educa \sim .
$S_{4it} =$	0, se educa < 13; 1, se educa = 13; 2, se educa = 14; 3, se educa = 15; 4, se educa = 16; 4, se educa > 16 e educa \sim .
$D_{1it} = 1$	se $S_1 \geq 5$ (anos iniciais do ensino fundamental completo)
$D_{2it} = 1$	se $S_2 \geq 4$ (anos finais do ensino fundamental completo)
$D_{3it} = 1$	se $S_3 \geq 3$ (ensino médio completo)
$D_{4it} = 1$	se $S_4 \geq 4$ (ensino superior completo)
$Z_{it} =$	Variáveis de controle, conforme tabela 2
$u_{it} =$	Termo aleatório

Fonte: Elaboração própria dos autores

A variável dependente foi o logaritmo do rendimento do trabalho, as variáveis explicativas do modelo correspondem aos coeficientes das variáveis S , que capturam os retornos específicos dos diferentes níveis de escolaridade (ciclos educacionais) e os coeficientes D são as variáveis *dummies*, as quais demonstraram a incidência do “efeito diploma”, ou seja, o efeito associado à conclusão de cada nível educacional. Estes retornos adicionais representaram uma descontinuidade em decorrência dos ganhos auferidos serem maiores do que o retorno de apenas um ano a mais de estudo no nível em particular. A matriz Z correspondeu às variáveis de controle, envolvendo outras características observáveis dos indivíduos (sexo, cor/etnia, local de residência – urbano ou rural, idade (experiência), extrato geográfico, número de horas trabalhadas por semana, etc.), cujo objetivo é retirar a influência de outras variáveis na estimação da relação entre salários e educação.

Caso os coeficientes β forem significativos e coeficientes γ não significativos, houve corroboração da teoria do capital humano para os fatos observados no período de referência dos modelos. Por outro lado, se os coeficientes β forem não significativos e os coeficientes γ forem significativos, houve indícios de que os fatos observados se enquadram na teoria da sinalização e finalmente, caso ambos os coeficientes (β, γ) forem significativos, então ambas as teorias foram válidas para o caso do Espírito Santo.

Tabela 2: Sinais esperados das variáveis e fundamentação teórica dos mesmos.

Variáveis	sinal esperado		Justificativa do sinal
	equação de seleção	equação principal	
S ₁ , S ₂ , S ₃ , S ₄ , D ₁ , D ₂ , D ₃ , D ₄	positivo e crescente conforme a escolaridade	positivo e crescente conforme a escolaridade	Becker (1964) e Spencer (1973)
Horas trabalhadas (HR1, HR2, HR3)	não aplicável	positivo	Barbosa-Filho e Pessôa (2008); Menezes-Filho (2001)
Educação dos pais (educap2)	indefinido	positivo	Barros e Mendonça (1995)
Masculino	positivo	positivo	Barbosa-Filho e Pessôa (2008); Fernandes e Menezes-Filho (2000)
Branco	positivo	positivo	Crespo e Reis (2015); Barros e Mendonça (1995)
Filho	negativo	não aplicável	Figueiredo Neto (1998)
Casado	positivo	não aplicável	Jacinto e Rodeghiero (2012)
Público	não aplicável	positivo	Figueiredo Neto (1998)
Urbano	positivo	positivo	Fernandes e Narita (2001)
Sindicato	não aplicável	positivo	Figueiredo Neto (1998); Salvato e Silva (2008)
Log da renda do não trabalho per capita constante (l_renda_n_trb_percap_const)	negativo	não aplicável	Salvato e Silva (2008)
Trabalhador formal (trab_formal)	não aplicável	positivo	Ulyseia (2005); Barros e Mendonça (1995)
Experiência no emprego atual (exp_empr_atual)	não aplicável	positivo	Barros e Mendonça (1995)
Experiência	positivo	positivo	Crespo e Reis (2015)
experiência ²	negativo	negativo	Crespo e Reis (2015);
Nº crianças menor de 14 anos no domicílio (nºcriancas_menor14_dom2)	positivo	não aplicável	Barros e Mendonça (1995)
Nº pessoas no domicílio (nº_pes_dom)	positivo	positivo	Monte e Lins (2014)
Dummies de estrato e iteradas (d_est_rm_1, ..., d_est_rm_6; d_est_int_1, ..., d_est_int_9; d_est_rm_1_educ, ..., d_est_rm_6_educ; d_est_int_1_educ, ..., d_est_int_9_educ)	indefinido	indefinido	o objetivo é minimizar a endogeneidade em decorrência da omissão de variável relevante relacionadas a efeitos não observáveis dos indivíduos (habilidade e demais aspectos culturais advindos dos diferentes extratos regionais)
Razão inversa de Mills		indefinido	

Fonte: Elaboração própria dos autores

2.2 Limitações e estratégias de mitigação

Ao observar apenas os indivíduos ocupados no mercado de trabalho, pode incorrer-se em viés de seleção. Segundo Heckman (1977), o viés de seleção decorre da estratégia de demanda por emprego do agente que possui um salário reserva abaixo do qual não aceita participar do mercado de trabalho (auto seleção do indivíduo). Como consequência, ao não se corrigir o viés, grupos de indivíduos que utilizam regras distintas para inserção no mercado de trabalho são analisados de forma idêntica.

Para corrigir o viés de seleção foi utilizado o procedimento de Heckman (1977) no modelo de regressão empilhado (Pooled). Primeiro estimou-se a primeira equação de participação no mercado de trabalho (ocupados + desocupados e fora da força de trabalho), conhecida como equação de seleção. Como resultado desta equação foi gerada uma variável denominada de razão inversa de Mills (λ) para cada indivíduo, utilizada como regressora na segunda equação, conhecida como equação principal, uma vez que foi verificado a significância estatística desta variável, indicando a existência do viés de seleção.

Como forma de proporcionar maior robustez aos resultados, também foi estimada a variável λ , por meio do resultado de um modelo de regressão Probit, em que a variável dependente foi a participação no mercado de trabalho. A variável λ foi incluída no Pooled e no Pseudo-Painel, como variável de controle do modelo econométrico, em que a variável dependente foi o logaritmo do rendimento do trabalho. Importante observar que os erros padrão são viesados. Para corrigir o possível viés dos erros padrão gerados, foi utilizada a técnica de Bootstrap, que é um método de reamostragem com reposição utilizado para fazer inferências e estimações de parâmetros, com a correção dos intervalos de confiança e p-valores, conforme sugerido por (WOOLDRIDGE, 2010).

Outro problema a ser enfrentado é a endogeneidade da variável educação. A endogeneidade ocorre quando a correlação entre alguma variável explicativa e o termo de erro aleatório é diferente de zero, podendo ser causada por erros de mensuração, variáveis omitidas ou simultaneidade (BARROS et al, 2020). Segundo Arraes e Mariano (2014) o problema da endogeneidade da variável educação é devido ao fato de não se observar todos os fatores que influenciam na escolha do nível de escolaridade desejada pelo indivíduo.

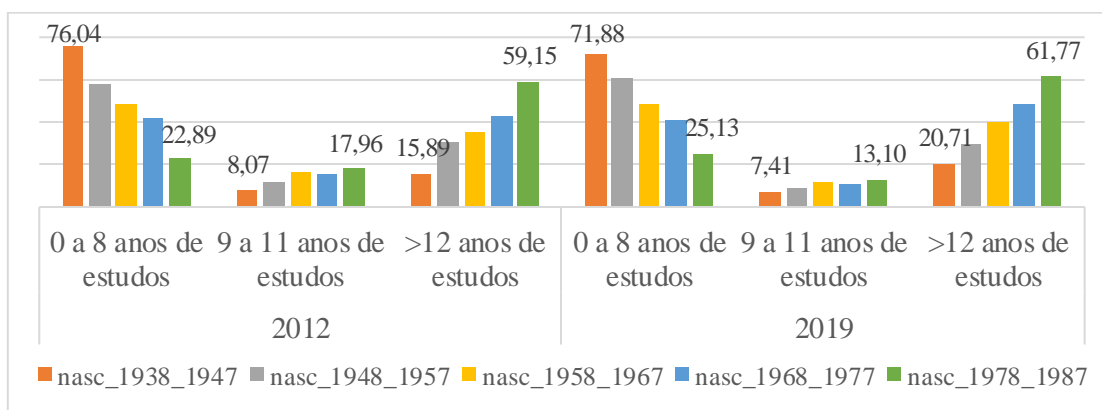
Tanto a literatura internacional como a nacional adotam modelos com o uso de variáveis instrumentais para corrigir o problema da endogeneidade da variável educação (TEIXEIRA e MENEZES-

FILHO, 2012). Neste caso, a solução passaria por encontrar uma variável observável que afete a decisão de escolaridade do indivíduo, mas que não seja correlacionada com as suas habilidades. Entretanto, Arraes e Mariano (2014) apontam para o problema da qualidade dos instrumentos utilizados. A educação tem sido utilizada com única variável representativa de capital humano dos indivíduos, e, por este motivo, deixa de captar outras características importantes tais como treinamento, hábitos de vida saudável, etc, que compõem o conjunto de características do indivíduo que afetam a sua produtividade. Neste sentido, a exemplo do que será feito neste trabalho, os autores utilizam interações entre anos de estudos e regiões (estratos) como forma de minimizar a endogeneidade causada pela escolha educacional e a habilidade dos indivíduos.

2.3 Análise descritiva

Esta seção teve por objetivo demonstrar a evolução das variáveis utilizadas nos modelos econométricos do presente trabalho. A Figura 1 apresentou a proporção das coortes de nascimento nos anos de 2012 e 2019, por anos de estudos. Conforme observado, as coortes mais antigas estavam sobrerrepresentadas entre os indivíduos com menos anos de estudos (0 a 8 anos), tanto em 2012 como em 2019 com redução da proporção ao longo das coortes mais novas. Entre os indivíduos com 9 a 11 anos de estudos ocorreu redução da proporção entre todas as coortes entre 2012 e 2019. Para os indivíduos com 12 anos ou mais de estudos, observou-se um aumento da proporção para as coortes entre 2012 e 2019, com estabilidade para os nascidos entre os anos de 1948 a 1957.

Figura 1: Proporção das coortes por faixa de anos de estudos, 2012 e 2019



Fonte: Elaboração própria dos autores

A Tabela 3 mostrou a evolução das principais variáveis utilizadas no modelo de regressão. O rendimento médio real, de forma geral, apresentou aumento real no período e se mostrou mais elevado para os mais escolarizados e para as coortes mais antigas. Em relação à ocupação, as coortes mais novas apresentaram maiores proporções, valores que decresceram conforme se aproximou das coortes mais antigas. Quanto a formalidade, os mais escolarizados apresentaram maiores taxas, em todas as coortes, tendo decrescendo de 2012 para 2019. A proporção de indivíduos ocupados também foi maior no meio urbano (notadamente entre os mais escolarizados) e entre os homens. Por fim, em relação à proporção de ocupados no setor público, observa-se uma maior proporção dentre os indivíduos com maior escolaridade e decrescente entre 2012 e 2019.

Tabela 3 - Evolução das variáveis por coortes e faixa de anos de estudos, 2012 e 2019

Coortes	Rendimento (Média R\$)		pes_ocupad		Formal		Urbano		Público		Masculino	
	2012	2019	2012	2019	2012	2019	2012	2019	2012	2019	2012	2019
nasc_1978_1987												
<i>0 a 8 anos de estudos</i>	1.131,46	1.143,02	0,73	0,71	0,53	0,45	0,62	0,6	0,01	0,02	0,69	0,62
<i>9 a 11 anos de estudos</i>	1.276,83	1.439,45	0,73	0,76	0,64	0,59	0,74	0,76	0,21	0,03	0,6	0,59
<i>>12 anos de estudos</i>	2.216,05	2.948,49	0,81	0,83	0,9	0,82	0,92	0,91	0,18	0,17	0,5	0,52
nasc_1968_1977												
<i>0 a 8 anos de estudos</i>	1.272,07	1.233,38	0,76	0,7	0,52	0,49	0,65	0,63	0,02	0,02	0,6	0,64
<i>9 a 11 anos de estudos</i>	1.685,28	1.723,59	0,78	0,76	0,66	0,66	0,84	0,8	0,04	0,04	0,62	0,6
<i>>12 anos de estudos</i>	2.892,85	3.267,18	0,85	0,83	0,9	0,85	0,94	0,93	0,26	0,27	0,48	0,46
nasc_1958_1967												
<i>0 a 8 anos de estudos</i>	1.283,3	1.185,67	0,68	0,58	0,54	0,52	0,68	0,65	0,03	0,04	0,58	0,64
<i>9 a 11 anos de estudos</i>	1.684,71	1.726,54	0,72	0,63	0,67	0,66	0,84	0,83	0,07	0,06	0,63	0,57
<i>>12 anos de estudos</i>	3.746,15	4.034,81	0,79	0,68	0,89	0,83	0,95	0,95	0,33	0,29	0,49	0,53
nasc_1948_1957												
<i>0 a 8 anos de estudos</i>	1.363,92	1.109,14	0,48	0,3	0,54	0,28	0,69	0,6	0,07	0,04	0,67	0,7
<i>9 a 11 anos de estudos</i>	1.864,67	3.251,21	0,6	0,39	0,63	0,48	0,83	0,84	0,13	0,06	0,6	0,5
<i>>12 anos de estudos</i>	3.716,7	4.507,91	0,55	0,41	0,82	0,64	0,95	0,95	0,27	0,21	0,58	0,58
nasc_1938_1947												
<i>0 a 8 anos de estudos</i>	1.180,13	1.254,11	0,19	0,12	0,32	0,37	0,72	0,47	0,05	0,02	0,7	0,8
<i>9 a 11 anos de estudos</i>	3.279,09	821,26	0,35	0,09	0,65	0,2	0,87	1	0,17	0	0,7	0,8
<i>>12 anos de estudos</i>	5.278,19	4.052,90	0,28	0,16	0,78	0,63	0,95	0,96	0,3	0,17	0,62	0,63

Fonte: Elaboração própria dos autores

O passo seguinte foi analisar a evolução das variáveis no conjunto da coorte total utilizada (25 a 74 anos de idade) em 2012 e que estaria com 32 a 81 anos de idade em 2019. O objetivo é avaliar se as características (variáveis) apresentaram grandes mudanças entre os anos de 2012 e 2019. Observa-se que a educação dos pais foi maior entre os indivíduos mais escolarizados, tendo inclusive aumentado em 2019. Também aumentou a proporção de indivíduos do sexo masculino e a experiência entre os mais escolarizados. Os indivíduos de cor branca encontravam-se sobrerrepresentados entre os mais escolarizados e observou-se que, quanto maior a escolaridade, menor a proporção de casados, número de pessoas no domicílio, domicílio com presença de filhos e crianças menores de 14 anos de idade. Entretanto, entre 2012 e 2019 aumentou a proporção de indivíduos mais escolarizados casados e com filhos no domicílio (TABELA 4).

Tabela 4 – Evolução das variáveis nas coortes, ente os anos de 2012 e 2019

Variáveis	2012			2019		
	idade de 25 a 74 anos e 0 a 8 anos de estudos	idade de 25 a 74 anos e 9 a 11 anos de estudos	idade de 25 a 74 anos e mais de 12 anos de estudos	idade de 32 a 81 anos e 0 a 8 anos de estudos	idade de 32 a 81 anos e 9 a 11 anos de estudos	idade de 32 a 81 anos e mais de 12 anos de estudos
educap2	6,34	9,66	12,76	6,66	10,16	13,55
Masculino	0,63	0,62	0,5	0,7417	0,735	0,7269
Branco	0,4	0,42	0,5	0,35	0,33	0,47
Experiencia	45,07	40,79	38,78	50,1	45,96	44,71
nºcriancas_menor14_dom2	0,73	0,76	0,63	0,48	0,61	0,59
nºpess_dom	3,61	3,56	3,34	3,16	3,33	3,15
Casado	0,75	0,71	0,67	0,74	0,74	0,73
Filhos	0,64	0,63	0,55	0,53	0,62	0,59

Fonte: Elaboração própria dos autores

A melhoria da escolaridade observada na análise descritiva foi consequência do maior número de vagas abertas no sistema escolar e o acesso mais fácil ao mesmo². Outros motivos complementam a análise da evolução da escolaridade:

² Importante lembrar que a implementação do transporte escolar gratuito assegurado aos alunos da rede pública pela Constituição Federal de 1988, dentre outras políticas públicas implementadas, facilitou o acesso às escolas na zona urbana e, principalmente na zona rural, e têm impacto direto no resultado observado.

- mudanças na legislação – a Lei nº 12.711 (Lei de cotas de 2012) que garantiu a reserva de 50% das matrículas nas instituições federais, o Plano Nacional de Educação de 2014 e o Plano Estadual de Educação do Espírito Santo³ aprovado em 2015, que estabeleceram metas e obrigatoriedades para todos os níveis de ensino - as metas dizem respeito à universalização do ensino, inclusão, qualidade, elevação da escolaridade, diversidade e financiamento;
- maior disponibilidade de financiamento estudantil – programas federais (Lei nº 10.260 de 2001 (FIES)) – destinado a financiar a graduação na educação superior de estudantes matriculados em cursos superiores não gratuitas; o Programa Universidade para todos (criado em 2004 para conceder bolsas de estudos para estudantes de ensino superior) e programas estaduais (Lei nº 9.263 (Nossa Bolsa) - criado em 2009 com o objetivo de conceder bolsas a estudantes que desejavam cursar a graduação em Instituições de Ensino Superior (IES) privadas);
- maior exigência do mercado de trabalho – que passou por grandes transformações nas últimas décadas, tais como a abertura econômica (globalização), fato que obrigou a indústria nacional a competir em termos de qualidade e produtividade com o setor externo, provocando ainda alterações na estrutura ocupacional do mercado de trabalho. Em grande parte, graças a abertura comercial, o Brasil experimentou novas tecnologias (que demandou mão de obra mais qualificada) e conseguiu melhorar os seus índices de produtividade (RAMOS, 2002).

2.4 Resultados

Na Tabela 5, foram analisados quatro modelos, ao empilhar os anos de 2012 a 2019 (Pooled), estimados com erros robustos, em que a variável dependente é o Logaritmo do rendimento real do trabalho, a preços de 2019, as variáveis explicativas de interesse foram as variáveis relacionadas a escolaridade (*S* - ciclos educacionais e *D* - dummies de conclusão de ciclo) e as demais, variáveis de controle. O objetivo dessa etapa inicial foi definir a melhor especificação do modelo econométrico, para ser utilizada no restante do trabalho.

No modelo 1, chamado de Parcimonioso, por conter a menor quantidade de variáveis de controle, incluem a variável maior educação dos pais, variáveis demográficas (masculino, branco, urbano, nº pessoas no domicílio), laborais (trabalho no serviço público, sindicato, trabalho formal,

³ Em 25 de Julho de 2015, foi publicada no Diário Oficial do Estado do Espírito Santo a Lei nº 10.382, aprovando o Plano Estadual de Educação para o período 2015/2025, em cumprimento à Lei Federal n.º 13.005/2014, que aprovou o Plano Nacional de Educação.

experiência no emprego atual, experiência, experiência²) e as variáveis temporais (dummies de ano). No modelo 2, são incluídas as dummies de localização geográfica (Estrato de Residência), as quais capturam o diferencial regional de salário, além de buscar captar aspectos socioculturais relacionados ao local de moradia. No modelo 3, foram excluídas as dummies de localização geográfica e incluídas as dummies de localização geográfica iteradas com anos de escolaridade, as quais capturam o diferencial regional de prêmio por qualificação. Todos esses modelos possuem o viés de endogeneidade, por omissão de variável relevante associada a variáveis não observáveis relacionadas a motivação e habilidade dos indivíduos. Segundo Arraes e Mariano (2014), ao incluir a interação entre capital humano (anos de escolaridade) e regionalização (Estrato de Residência) ocorre a redução do viés de endogeneidade, causada pela escolha educacional e pelo viés de habilidades dos indivíduos. No modelo 4, foram incluídas todas as variáveis de controle dos modelos anteriores.

Ao analisar as especificações dos modelos, pelo teste F percebemos que nos quatro modelos, as variáveis independentes são globalmente significativas. O coeficiente de determinação ajustado (R^2 ajustado), demonstra o quanto da variabilidade no rendimento do trabalho foi explicado pela variação das variáveis independentes, por ser ajustado, penaliza modelos com variáveis irrelevantes. Nesse caso, o modelo 4 (Mod. Estrato e Dummies Iteradas) possui o maior poder explicativo (R^2 ajustado mais alto) entre os modelos listados. Ao observar o Erro Quadrático Médio (RMSE), o qual demonstra o desvio padrão dos valores residuais, novamente, o modelo 4 (Mod. Estrato e Dummies Iteradas) apresentou o melhor resultado, ao possuir a menor medida de dispersão dos valores residuais (erros de previsão). Portanto, o modelo com a melhor especificação técnica foi o modelo 4 (Mod. Estrato e Dummies Iteradas), além de minimizar o viés de endogeneidade.

Tabela 5: Análise de seleção de modelos

Var. Dependente	(1)	(2)	(3)	(4)
L. Rendimento do Trabalho	Mod.	Mod. Estrato	Mod. Dummies	Mod. Estrato e Dummies
Constante	Parcimonioso	Residência	Iteradas	Iteradas
s1	0.00799	0.0125**	0.0277***	0.0377***
s2	0.0177***	0.0139***	0.0344***	0.0420***
s3	0.0170**	0.0151*	0.0333***	0.0414***
s4	0.101***	0.0893***	0.105***	0.114***
d1	0.0745***	0.0675***	0.0730***	0.0680***
d2	-0.0114	-0.0109	-0.0119	-0.00854
d3	0.0840***	0.0793***	0.0794***	0.0808***
d4	0.252***	0.243***	0.237***	0.231***
educap2	0.0292***	0.0273***	0.0275***	0.0274***
HR2	0.224***	0.224***	0.225***	0.225***
HR3	0.365***	0.370***	0.370***	0.371***
Masculino	0.369***	0.371***	0.367***	0.367***
Branco	0.106***	0.120***	0.116***	0.118***
Urbano	0.221***	0.534***	0.225***	0.227***
Publico	0.0692***	0.0937***	0.0942***	0.0944***
Sindicato	0.0695***	0.0578***	0.0559***	0.0564***
trab_formal	0.255***	0.249***	0.252***	0.250***
exp_emp_atual	0.000857***	0.000898***	0.000889***	0.000902***
Experiencia	0.0315***	0.0312***	0.0309***	0.0309***
exp2	-0.000315***	-0.000324***	-0.000319***	-0.000321***
nºpess_dom	-0.00468**	-0.00428**	-0.00384*	-0.00396*
ano2012	0.00942	0.00194	0.00310	0.00375
ano2013	0.0524***	0.0449***	0.0443***	0.0451***
ano2014	0.0676***	0.0638***	0.0640***	0.0651***
ano2015	0.0399***	0.0356***	0.0359***	0.0361***
ano2017	0.00287	0.00434	0.00420	0.00562
ano2018	-0.00252	-0.00235	-0.00229	-0.000324
ano2019	-0.00567	-0.00184	-0.00132	-0.000519
d_est_rm_2		0.176***		-0.0485
d_est_rm_3		-0.158***		0.146***
d_est_rm_4		-0.195***		0.149***
d_est_rm_5		-0.219***		0.161***
d_est_rm_6		0.137***		0.0838
d_est_int_1		-0.322***		0.0532
d_est_int_2		-0.353***		0.0357
d_est_int_3		0.0627***		0.0651*
d_est_int_4		-0.213***		0.221***
d_est_int_5		-0.229***		0.199***
d_est_int_6		0.220***		0.310***
d_est_int_7		-0.287***		0.0254
d_est_int_8		-0.327***		0.00676
d_est_int_9		(omitido)		(omitido)
d_est_rm_2_educ			0.0102***	0.0129**
d_est_rm_3_educ			-0.0133***	-0.0242***
d_est_rm_4_educ			-0.0166***	-0.0279***
d_est_rm_5_educ			-0.0190***	-0.0312***
d_est_rm_6_educ			-0.0107**	-0.0159
d_est_int_1_educ			-0.0276***	-0.0308***
d_est_int_2_educ			-0.0303***	-0.0321***
d_est_int_3_educ			-0.0201***	-0.0232***
d_est_int_4_educ			-0.0192***	-0.0363***
d_est_int_5_educ			-0.0205***	-0.0359***
d_est_int_6_educ			-0.00609**	-0.0358***
d_est_int_7_educ			-0.0238***	-0.0247***
d_est_int_8_educ			-0.0272***	-0.0268***
d_est_int_9_educ			-0.0267***	-0.0228***
_cons	5.030***	4.968***	5.070***	4.952***
N	48157	48157	48157	48157
F	867.62***	654.86***	648.09***	505.65***
R ² Ajustado	.446	.465	.465	.467
RMSE	.578	.568	.568	.567

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Fonte: Elaboração própria dos autores

Na Tabela 6 ocorreu a comparação entre os resultados do modelo empilhado (Pooled) de 2012 a 2019 e as Cross Sections, ano a ano, ambos estimados com erros robustos, em que a variável dependente para o Pooled foi o Logaritmo do rendimento real do trabalho, a preços de 2019, e a variável dependente para as Cross Sections foi o Logaritmo do rendimento nominal do trabalho.

Na maioria dos casos, quando os coeficientes foram significativos em alguns anos e não significativos em outros, nas Cross Section, o resultado com significância estatística dos coeficientes pôde ser confirmado por meio do Pooled, demonstrando assim a importância de utilizar grandes amostras para o cálculo dos intervalos de confiança dos coeficientes das regressões.

A tendência geral das variáveis ao longo dos anos foi consistente no modelo empilhado e nos modelos Cross Section, sendo que os sinais foram continuamente positivos ou negativos entre o modelo empilhado (Pooled) e os modelos Cross Section. Isso sugere uma consistência nas relações ao longo do tempo. Somente ocorreu alteração do sinal, de forma significativa, em 2015 para a variável dummy urbano e para cinco de quinze dummies de localização geográfica (Estrato de Residência) no decorrer dos anos. Os coeficientes específicos para cada ano podem variar, o que é esperado devido às condições políticas, econômicas e sociais em mudança.

Em ambos os modelos (Pooled e Cross Section), há uma associação positiva e significativa entre os ciclos educacionais (S_1 a S_4), a conclusão dos ciclos educacionais (D_1 a D_4) e o rendimento do trabalho. Os coeficientes indicam que o impacto percentual aumenta com o nível de escolaridade e com a conclusão dos ciclos educacionais, sendo maior para o ciclo universitário – S_4 e para a conclusão do ciclo universitário – D_4 . Os resultados para os ciclos educacionais variam ao longo do tempo, mas não há uma tendência consistente de aumento ou diminuição no período de 2012 a 2019. A conclusão do ensino fundamental foi não significativa no Pooled, sendo apenas significativa para o ano de 2013. As demais dummies de conclusão de ciclo foram significativas no Pooled, sendo significativas em alguns anos e não significativas em outros nas Cross Section, não ocorrendo uma tendência clara de aumento ou diminuição nos resultados, ao longo do período de 2012 a 2019. As dummies de localização geográfica iteradas com anos de escolaridade foram todas significativas no Pooled, de forma a cumprir o papel de reduzir o viés de endogeneidade, sendo significativas em alguns anos nas Cross Section e não significativas em outros.

Tabela 6: Comparação entre o modelo Pooled e as Cross Sections

Período	2012-2019	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Var. Dependente	lrend_trab_cons	lrend_trab	lrend_trab	lrend_trab	lrend_trab	lrend_trab	lrend_trab	lrend_trab	lrend_trab
s1	0.0377***	0.00648	0.0460***	0.0392**	0.0550***	0.00630	0.0559***	0.0335	0.0666***
s2	0.0420***	-0.00130	0.00801	0.0143	0.0751***	0.0411**	0.0444***	0.0771***	0.0887***
s3	0.0414***	0.00843	0.0564**	-0.00202	0.0920***	0.0374	0.0285	0.0577**	0.0527*
s4	0.114***	0.0997***	0.0943***	0.128***	0.143***	0.0873***	0.108***	0.124***	0.116***
d1	0.0680***	0.102**	0.103**	0.0470	0.0496	0.140**	0.0343	0.0803	0.0112
d2	-0.00854	-0.0219	0.144***	0.0267	-0.0564	-0.0306	-0.00319	-0.0833	-0.0540
d3	0.0808***	0.137*	0.0625	0.158***	0.0299	0.104*	0.0864	0.0302	0.0617
d4	0.231***	0.131**	0.346***	0.0824	0.216***	0.266***	0.243***	0.302***	0.291***
educap2	0.0274***	0.0283***	0.0274***	0.0329***	0.0264***	0.0272***	0.0267***	0.0243***	0.0248***
HR2	0.225***	0.169***	0.189***	0.115***	0.236***	0.303***	0.258***	0.260***	0.249***
HR3	0.371***	0.297***	0.287***	0.217***	0.370***	0.453***	0.431***	0.477***	0.438***
Masculino	0.367***	0.392***	0.382***	0.404***	0.371***	0.331***	0.345***	0.357***	0.357***
Branco	0.118***	0.132***	0.0874***	0.129***	0.133***	0.105***	0.129***	0.123***	0.0844***
Urbano	0.227***	0.501***	0.560***	0.222	-0.461***	0.178	0.0698	0.119	-0.545***
Publico	0.0944***	0.0880***	0.0764***	0.0735***	0.0441	0.152***	0.112***	0.0995***	0.0849***
Sindicato	0.0564***	0.0601***	0.0600***	0.0307	0.106***	0.0427**	0.0857***	0.0273	0.0457**
trab_formal	0.250***	0.205***	0.185***	0.190***	0.211***	0.214***	0.319***	0.310***	0.316***
exp_emp_atual	0.000902***	0.000769***	0.000784***	0.00105***	0.000859***	0.00101***	0.000856***	0.000908***	0.000914***
Experiencia	0.0309***	0.0400***	0.0354***	0.0287***	0.0271***	0.0332***	0.0256***	0.0211***	0.0305***
exp2	-0.000321***	0.000422**	0.000347***	0.000288***	0.000283**	0.000357***	0.000257***	0.000230**	0.000312***
nºpess_dom	-0.00396*	-0.0111*	-0.000644	-0.00373	-0.00510	-0.000365	-0.00627	0.00586	-0.00573
d_est_rm_2	-0.0485	-0.473**	0.0371	0.128	0.276	-0.0277	-0.113	-0.144	0.563*
d_est_rm_3	0.146***	-0.132	0.141	-0.139	0.371***	0.000890	0.263**	0.243*	0.484**
d_est_rm_4	0.149***	-0.159	0.215**	-0.0729	0.443***	0.0941	0.201**	0.279***	0.304**
d_est_rm_5	0.161***	-0.195	0.352**	-0.0318	0.433***	0.175	0.248	-0.361	0.459***
d_est_rm_6	0.0838	(omitido)	(omitido)	(omitido)	(omitido)	(omitido)	(omitido)	(omitido)	0.00678
d_est_int_1	0.0532	-0.375***	0.0843	-0.116	0.211*	-0.0507	0.203**	0.205*	0.289**
d_est_int_2	0.0357	-0.435***	-0.129	-0.0673	0.104	-0.0206	0.170	0.306**	0.339**
d_est_int_3	0.0651*	0.133	0.356*	-0.278*	-0.486***	0.0789	0.141	0.0809	-0.579***
d_est_int_4	0.221***	-0.274**	0.344***	0.00693	0.508***	0.00995	0.361***	0.362***	0.506***
d_est_int_5	0.199***	-0.306**	0.273**	-0.0276	0.650***	-0.0362	0.395***	0.330**	0.496***
d_est_int_6	0.310***	0.0370	0.650***	0.0260	-0.128	0.111	0.387**	0.272	(omitido)
d_est_int_7	0.0254	-0.284**	-0.0410	0.0101	0.354***	-0.190	0.0874	0.0550	0.410***
d_est_int_8	0.00676	-0.374**	0.0319	0.00581	0.348**	-0.116	-0.146	0.126	0.322**
d_est_int_9	(omitido)	0.00370	0.232	-0.196	-0.540***	-0.184	0.0422	0.0854	-0.481***
d_est_rm_2_educ	0.0129**	0.0462***	0.00163	0.00768	-0.0145	0.0144	0.0257	0.00305	-0.0215
d_est_rm_3_educ	-0.0242***	-0.00192	-0.0224***	0.00226	-0.0431***	-0.0141	-0.0303***	-0.0342***	-0.0510***
d_est_rm_4_educ	-0.0279***	0.000669	-0.0377***	-0.00918	-0.0485***	-0.0311***	-0.0321***	-0.0415***	-0.0329***
d_est_rm_5_educ	-0.0312***	0.00408	-0.0488***	-0.00734	-0.0480***	-0.0467***	-0.0338**	0.00927	-0.0560***
d_est_rm_6_educ	-0.0159	-0.00386	0.0286	0.00413	-0.0881***	-0.0371	-0.00686	-0.0236	-0.0901***
d_est_int_1_educ	-0.0308***	0.00786	-0.0339***	-0.0180*	-0.0437***	-0.0223**	-0.0374***	-0.0496***	-0.0478***
d_est_int_2_educ	-0.0321***	0.00913	-0.0212**	-0.0203*	-0.0322**	-0.0332***	-0.0443***	-0.0614***	-0.0472***
d_est_int_3_educ	-0.0232***	-0.0132	-0.0230**	0.00362	-0.0386***	-0.0261**	-0.0264***	-0.0348***	-0.0345***
d_est_int_4_educ	-0.0363***	0.00653	-0.0448***	-0.0189*	-0.0550***	-0.0199**	-0.0461***	-0.0550***	-0.0577***
d_est_int_5_educ	-0.0359***	0.0121	-0.0543***	-0.0123	-0.0713***	-0.0220*	-0.0511***	-0.0486***	-0.0516***
d_est_int_6_educ	-0.0358***	0.00959	-0.0292**	0.000852	-0.0548***	-0.0335**	-0.0564***	-0.0581***	-0.0723***
d_est_int_7_educ	-0.0247***	-0.000232	-0.0204**	-0.0299**	-0.0536***	-0.00133	-0.0284**	-0.0242	-0.0530***
d_est_int_8_educ	-0.0268***	0.00869	-0.0422***	-0.0357***	-0.0521***	-0.0132	-0.00885	-0.0422***	-0.0425***
d_est_int_9_educ	-0.0228***	-0.00182	-0.0221*	-0.0133	-0.0356**	-0.0172	-0.0357***	-0.0363***	-0.0325***
ano2012	0.00375								
ano2013	0.0451***								
ano2014	0.0651***								
ano2015	0.0361***								
ano2017	0.00562								
ano2018	-0.000324								
ano2019	-0.000519								
_cons	4.952***	4.572***	4.254***	5.005***	5.361***	4.983***	4.992***	5.144***	5.402***
N	48157	5707	6211	6120	6018	5926	5991	6014	6170

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Fonte: Elaboração própria dos autores

Na Tabela 8 foi realizada a comparação entre os resultados do Pooled com o modelo de Heckman, em dois estágios, e o Bootstrap Pooled, estimado com erros robustos, em que a variável dependente foi o Logaritmo do rendimento real do trabalho, a preços de 2019.

As variáveis nº de crianças menor de 14 anos no domicílio, casado e filhos são exclusivas da Equação de Seleção de Heckman e do Pooled Probit. Apenas a variável nº de crianças menor de 14 anos no domicílio foi significativa a 1% e correlacionada à variável dependente participação no mercado de trabalho (ocupados versus os demais – desocupados e fora da força de trabalho) na Equação de Seleção de Heckman e no modelo Pooled Probit, sendo necessário que pelo menos uma dessas três variáveis sejam correlacionadas à participação no mercado de trabalho. Com os resultados do Pooled Probit foi possível calcular a variável Razão Inversa de Mills (IMR), a qual será utilizada como variável explicativa do Bootstrap Pooled. Na Tabela 7, foi observado a correlação entre a variável razão inversa de Mills e as variáveis casado, filhos e nº de crianças menores de 14 anos no domicílio, sendo importante que sejam não correlacionadas ou que possuam uma baixa correlação (correlação abaixo de 30%) com a variável razão inversa de Mills.

Tabela 7: Correlação entre as variáveis

Correlação	IMR	casado	filhos	nºcriancas_menor14_dom
IMR	1,00			
Casado	-0,10	1,00		
Filhos	-0,18	0,36	1,00	
nºcriancas_menor14_dom	-0,24	0,12	0,38	1,00

Fonte: Elaboração própria dos autores

Na equação principal de Heckman e no Bootstrap Pooled, a variável Mills Lambda e a Razão Inversa de Mills (IMR) foram positivas e significativas a 1%. Essas variáveis indicam a existência de um viés de seleção, ao superestimar os resultados relacionados ao rendimento do trabalho. Isso implica que, sem corrigir esse viés, os resultados observados dos coeficientes seriam mais otimistas do que os verdadeiros valores dos coeficientes para a população. O Modelo de Heckman realiza a correção do viés de seleção ao incluir a variável Mills Lambda como uma variável de controle na Equação Principal e realizar os cálculos dos erros padrão de forma não viesada.

Tabela 8: Equação de seleção e principal

Variável Dependente	Participação no mercado de Trabalho Equação de Seleção		L. Rend. Trab. Const. Equação Principal	
	Heckman	Pooled Probit	Heckman	Bootstrap Pooled
s1	0.107***	0.112***	0.0710***	0.0693***
s2	0.0124	0.0121	0.0342***	0.0350***
s3	0.0309	0.0277	0.0308*	0.0329**
s4	0.101***	0.101***	0.101***	0.100***
d1	-0.0390	-0.0531	0.0374	0.0392
d2	0.0741	0.0691	0.00549	0.0146
d3	0.137**	0.132**	0.138***	0.133***
d4	0.155***	0.147**	0.342***	0.352***
educap2	-0.00583**	-0.00674***	0.0243***	0.0241***
HR2			0.377***	0.268***
HR3			0.529***	0.419***
Masculino	0.748***	0.675***	0.533***	0.514***
Branco	0.102***	0.109***	0.131***	0.134***
Urbano	-0.472***	-0.684***	0.209***	-0.157**
Publico			0.163***	0.133***
Sindicato			0.0552***	0.0493***
trab_formal			0.318***	0.288***
exp_emp_atual			0.000720***	0.000693***
Experiencia	0.0879***	0.0847***	0.0539***	0.0542***
exp2	-0.00113***	-0.00110***	-0.000610***	-0.000616***
nºpess_dom	-0.00831	-0.00267	0.00848**	0.00595*
d_est_rm_2	-0.0531	-0.0878	-0.209*	-0.192
d_est_rm_3	0.0176	0.0222	-0.00308	0.0570
d_est_rm_4	-0.149**	-0.134*	-0.0311	0.00746
d_est_rm_5	-0.0103	0.0195	-0.0728	-0.0282
d_est_rm_6	-0.182	-0.381**	-0.174	-0.337***
d_est_int_1	-0.150**	-0.137*	-0.178***	-0.147**
d_est_int_2	-0.235**	-0.211**	-0.176**	-0.123
d_est_int_3	-0.261***	-0.347***	-0.0618	-0.380***
d_est_int_4	-0.162**	-0.114	-0.000323	0.0452
d_est_int_5	-0.0946	-0.00666	0.110	0.167**
d_est_int_6	-0.00245	-0.0704	0.341***	(omitido)
d_est_int_7	-0.0190	-0.00856	-0.107	-0.0450
d_est_int_8	-0.171*	-0.157	-0.129	-0.0936
d_est_int_9	(omitido)	(omitido)	(omitido)	-0.314***
d_est_rm_2_educ	0.00397	0.00583	0.0235***	0.0219**
d_est_rm_3_educ	-0.00634	-0.00681	-0.0141***	-0.0180***
d_est_rm_4_educ	0.00753	0.00633	-0.0176***	-0.0205***
d_est_rm_5_educ	-0.00678	-0.00880	-0.0114	-0.0141*
d_est_rm_6_educ	-0.0555**	-0.0508**	0.00957	-0.00975
d_est_int_1_educ	0.00635	0.00531	-0.0154***	-0.0178***
d_est_int_2_educ	0.0105	0.00879	-0.0185***	-0.0222***
d_est_int_3_educ	-0.0226***	-0.0260***	-0.0185***	-0.0216***
d_est_int_4_educ	0.0104	0.00669	-0.0214***	-0.0249***
d_est_int_5_educ	0.00839	0.00247	-0.0307***	-0.0353***
d_est_int_6_educ	-0.0457***	-0.0459***	-0.0383***	-0.0380***
d_est_int_7_educ	0.0119	0.0114	-0.0111*	-0.0151**
d_est_int_8_educ	0.0239**	0.0230**	-0.0129*	-0.0162**
d_est_int_9_educ	-0.0459***	-0.0508***	-0.0282***	-0.0291***
lrenda_n_trab_percap_dom_const	-0.237***	-0.233***		
nºcriancas_menor14_dom2	-0.0820***	-0.0865***		
Casado	-0.0237	0.0164		
Filhos	0.00350	-0.00897		
ano2012	0.161***	0.170***	0.0304	0.0386**
ano2013	0.107***	0.111***	0.0633***	0.0695***
ano2014	0.0691**	0.0824***	0.0647***	0.0773***
ano2015	0.0517*	0.0622**	-0.00212	0.00450
ano2017	0.0480*	0.0617**	0.0131	0.0368**
ano2018	0.107***	0.125***	-0.00186	0.0244
ano2019	0.150***	0.164***	0.0133	0.0262
_cons	-0.526***	-0.223**	3.879***	4.358***
Mills Lambda			0.411***	
IMR				0.452***
N	42147	44027	42147	18302

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Fonte: Elaboração própria dos autores

De forma semelhante, ao incluir a variável IMR como variável de controle no Pooled e realizar a regressão por meio do bootstrap com 10.000 replicações da amostra com substituição, foram calculados os coeficientes da regressão, com a correção dos intervalos de confiança. Como pode ser observado nos resultados da Equação Principal, tanto no modelo de Heckman, como no modelo Bootstrap Pooled, os resultados são semelhantes, tanto nos coeficientes, quanto em significância estatística. Os resultados dos modelos foram analisados com a inclusão do próximo modelo, o Pseudo painel.

Na Tabela 10 foi realizada a comparação entre os resultados do modelo empilhado (Pooled) de Heckman, em dois estágios, o Bootstrap Pooled, estimado com erros robustos, e o Bootstrap Painel com efeitos fixos, em que a variável dependente foi o Logaritmo do rendimento real do trabalho, a preços de 2019.

Foi testada a significância do modelo Probit estimado com dados de Pseudo painel comparativamente a um Pooled Probit, ou seja, a um modelo que não considera a existência de heterogeneidade individual não observada. Esta significância é testada calculando o peso da componente de variância do painel ($\ln \sigma^2_{\mu}$) em relação à sua variância total, na qual é obtida através da variável rho. Se o seu valor for igual a zero não existe diferenças entre os dois modelos estimados, o que não acontece nesse caso [$\ln \sigma^2_{\mu} = -5.234$; valor-p = 0,000]; ($\rho = 0,0053015$; valor-p = 0,000)] e demonstra que os coeficientes do Pseudo Painel Probit foram diferentes do Pooled Probit. Os resultados do Pseudo Painel Probit foram utilizados para o cálculo da variável IMR, a qual foi incluída como variável de controle do Bootstrap Pseudo Painel.

As variáveis nº de crianças menor de 14 anos no domicílio, casado e filhos são exclusivas do modelo Pseudo Painel Probit, sendo apenas a variável nº de crianças menor de 14 anos no domicílio significativa a 1% e correlacionada a variável dependente participação no mercado de trabalho (ocupados versus os demais). Na Tabela 9, foi observada a correlação entre a variável IMR e as variáveis casado, filhos e nº de crianças menor de 14 anos no domicílio e todas possuem uma baixa correlação com a IMR.

Tabela 9: Correlação entre as variáveis

Correlação	IMR	casado	filhos	nºcrianças_menor14_dom
IMR	1,00			
Casado	-0,10	1,00		
Filhos	-0,19	0,36	1,00	
nºcrianças_menor14_dom	-0,25	0,12	0,38	1,00

Fonte: Elaboração própria dos autores

No teste de Hausman (1978), presente no Anexo 1, rejeitamos H_0 , a um nível de significância de 1%, o que indica a melhor especificação como sendo a de Efeitos Fixos (FE). Além disso, outro motivo técnico para adotar, no Pseudo Painel, o modelo com efeitos fixos seria em virtude de corrigir o viés de endogeneidade, ao partir do pressuposto que os indivíduos das coortes de nascimento escolaridade possuem as características não observáveis relacionadas a motivação e habilidade constantes no tempo. Essa é uma hipótese forte, entretanto, para cada coorte de nascimento, foram abertas três coortes de escolaridade: até 8 anos de estudo (ensino fundamental incompleto), de 9 a 11 anos de estudo (ensino fundamental completo a ensino médio incompleto), e, por fim, 12 anos ou mais de estudo (no mínimo ensino médio completo), em uma tentativa de deixar os indivíduos mais homogêneos dentro de cada coorte.

Na equação principal de Bootstrap Pseudo Painel com Efeitos Fixos, a IMR foi positiva e significativa a 1%. Esse resultado indica a existência de um viés de seleção, ao superestimar os resultados relacionados ao rendimento do trabalho, o qual foi corrigido, ao adicionar a IMR como variável de controle do modelo. Para que o erro padrão não seja viesado no cálculo do Pseudo Painel, foi realizado o bootstrap com 10.000 replicações com reposição da amostra original, para a correção dos intervalos de confiança dos coeficientes. Os resultados dos três modelos (Heckman, Bootstrap Pooled e Bootstrap Painel com efeitos fixos) foram semelhantes em termos de coeficientes e significância estatística, com pequenas diferenças pontuais, o que demonstra robustez dos resultados encontrados.

Os ciclos educacionais S_1 , S_2 , S_3 e S_4 foram positivamente correlacionados ao rendimento do trabalho e apresentaram coeficientes significativos a 1% (S_1 , S_2 e S_4) em todos os modelos e o ciclo S_3 foi significativo a 5% no Bootstrap Pooled e a 10% nos modelos de Heckman e Bootstrap E.F. Painel. Cada ano adicional no ensino fundamental – anos iniciais (S_1) aumenta a remuneração do trabalho, em média de 6,9% a 7,1%. No ensino fundamental – anos finais (S_2), a cada ano adicional de estudos, eleva a remuneração do trabalho de 3,33% a 3,5%. No ensino médio – anos finais (S_3), a cada ano adicional

de estudos, eleva a remuneração do trabalho de 2,98% a 3,29%. Cada ano adicional no Ensino Superior, acrescenta de 10,0% a 11,6% a remuneração do trabalho. Estes resultados demonstraram a validade da Teoria do Capital Humano no estado do Espírito Santo, dado que os anos adicionais de estudos impactaram nas habilidades dos trabalhadores de tal forma que houve reflexo na produtividade marginal do trabalho e, conseqüentemente, nos rendimentos.

A conclusão dos ciclos educacionais apresentaram resultados significativos e foram positivamente correlacionadas com o rendimento do trabalho para a conclusão do ensino fundamental - anos finais (D₂) no modelo Bootstrap Pseudo Painel com Efeito fixo, ao nível de significância de 1%, para a conclusão do ensino médio, nos modelos de Heckman e Bootstrap Pooled, ao nível de significância de 1% e para a conclusão do ensino superior em todos os modelos, ao nível de significância de 1%. A Conclusão do ensino fundamental – anos finais, aumenta, em média, em 26,6% a remuneração do trabalho, a conclusão do ensino médio, eleva de 13,3% a 14,4% o rendimento do trabalho e a conclusão do ensino superior, acresce, em média, de 30,5% a 35,2% a remuneração do trabalho. Estes resultados demonstraram a validade da Teoria da Sinalização no estado do Espírito Santo, dado que a conclusão do ciclo educacional indicou ao empregador características positivas dos trabalhadores, como perseverança e capacidade de aprendizado, influenciando positivamente na remuneração deste último.

Tabela 10 – Modelos finais

Variável Dependente	Participação no mercado de Trabalho (ocupado)			L. Rend.Trab. Const.		
	Equação de Seleção			Equação Principal		
	Heckman	Pooled Probit	Painel Probit	Heckman	Bootstrap Pooled	Bootstrap E.F. Painel
s1	0.107***	0.112***	0.116***	0.0710***	0.0693***	0.0709***
s2	0.0124	0.0121	0.0244*	0.0342***	0.0350***	0.0333***
s3	0.0309	0.0277	0.0396	0.0308*	0.0329**	0.0298*
s4	0.101***	0.101***	0.113***	0.101***	0.100***	0.116***
d1	-0.0390	-0.0531	-0.0446	0.0374	0.0392	0.0268
d2	0.0741	0.0691	0.0306	0.00549	0.0146	0.266***
d3	0.137**	0.132**	0.0565	0.138**	0.133***	0.144
d4	0.155***	0.147**	0.132**	0.342***	0.352***	0.305***
educap2	-0.00583**	-0.00674***	-0.00411*	0.0243***	0.0241***	0.0248***
HR2				0.377***	0.268***	0.265***
HR3				0.529***	0.419***	0.421***
Masculino	0.748***	0.675***	0.683***	0.533***	0.514***	0.527***
Branco	0.102***	0.109***	0.105***	0.131***	0.134***	0.138***
Urbano	-0.472***	-0.684***	-0.699***	0.209***	-0.157**	-0.150**
Publico				0.163***	0.133***	0.130***
Sindicato				0.0552***	0.0493***	0.0477***
trab_formal				0.318**	0.288**	0.297**
exp_emp_atual				0.000720***	0.000693***	0.000699***
Experiencia	0.0879***	0.0847***	0.0713***	0.0539***	0.0542***	0.0528***
exp2	-0.00113***	-0.00110***	-0.000974***	-0.000610***	-0.000616***	-0.000606***
n°pess_dom	-0.00831	-0.00267	-0.00505	0.00848**	0.00595*	0.00610*
d_est_rm_2	-0.0531	-0.0878	-0.0942	-0.209*	-0.192	-0.222*
d_est_rm_3	0.0176	0.0222	0.0457	-0.00308	0.0570	0.0655
d_est_rm_4	-0.149**	-0.134*	-0.116	-0.0311	0.00746	0.00507
d_est_rm_5	-0.0103	0.0195	0.0593	-0.0728	-0.0282	-0.0278
d_est_rm_6	-0.182	-0.381**	-0.388**	-0.174	-0.337***	-0.327***
d_est_int_1	-0.150**	-0.137*	-0.144*	-0.178**	-0.147**	-0.175**
d_est_int_2	-0.235**	-0.211**	-0.197**	-0.176**	-0.123	-0.134*
d_est_int_3	-0.261***	-0.347***	-0.322***	-0.0618	-0.380***	-0.379***
d_est_int_4	-0.162**	-0.114	-0.0870	-0.000323	0.0452	0.0250
d_est_int_5	-0.0946	-0.00666	0.0324	0.110	0.167**	0.182**
d_est_int_6	-0.00245	-0.0704	-0.0431	0.341***	(omitido)	(omitido)
d_est_int_7	-0.0190	-0.00856	-0.00945	-0.107	-0.0450	-0.0688
d_est_int_8	-0.171*	-0.157	-0.127	-0.129	-0.0936	-0.0880
d_est_int_9	(omitido)	(omitido)	(omitido)	(omitido)	-0.314***	-0.315***
d_est_rm_2_educ	0.00397	0.00583	0.00833	0.0235***	0.0219**	0.0242***
d_est_rm_3_educ	-0.00634	-0.00681	-0.0108	-0.0141***	-0.0180***	-0.0190***
d_est_rm_4_educ	0.00753	0.00633	0.00339	-0.0176***	-0.0205***	-0.0209***
d_est_rm_5_educ	-0.00678	-0.00880	-0.0146	-0.0114	-0.0141*	-0.0146*
d_est_rm_6_educ	-0.0555**	-0.0508**	-0.0490**	0.00957	-0.00975	-0.0150
d_est_int_1_educ	0.00635	0.00531	0.00480	-0.0154***	-0.0178***	-0.0162***
d_est_int_2_educ	0.0105	0.00879	0.00639	-0.0185***	-0.0222***	-0.0225***
d_est_int_3_educ	-0.0226***	-0.0260***	-0.0317***	-0.0185***	-0.0216***	-0.0237***
d_est_int_4_educ	0.0104	0.00669	0.00133	-0.0214***	-0.0249***	-0.0243***
d_est_int_5_educ	0.00839	0.00247	-0.00242	-0.0307***	-0.0353***	-0.0379***
d_est_int_6_educ	-0.0457***	-0.0459***	-0.0518***	-0.0383***	-0.0380***	-0.0373***
d_est_int_7_educ	0.0119	0.0114	0.00995	-0.0111*	-0.0151**	-0.0143**
d_est_int_8_educ	0.0239**	0.0230**	0.0186*	-0.0129*	-0.0162**	-0.0185**
d_est_int_9_educ	-0.0459***	-0.0508***	-0.0539***	-0.0282***	-0.0291***	-0.0311***
lrenda_n_trab_percap_dom_const	-0.237***	-0.233***	-0.242***			
n°criancas_menor14_dom2	-0.0820**	-0.0865***	-0.0785***			
Casado	-0.0237	0.0164	0.0245			
Filhos	0.00350	-0.00897	-0.0104			
ano2012	0.161***	0.170***	0.148***	0.0304	0.0386**	0.0319
ano2013	0.107***	0.111***	0.0909***	0.0633***	0.0695***	0.0658***
ano2014	0.0691**	0.0824***	0.0569**	0.0647***	0.0773***	0.0754***
ano2015	0.0517*	0.0622**	0.0424	-0.00212	0.00450	0.00193
ano2017	0.0480*	0.0617**	0.0515*	0.0131	0.0368**	0.0413**
ano2018	0.107***	0.125***	0.116***	-0.00186	0.0244	0.0170
ano2019	0.150***	0.164***	0.156***	0.0133	0.0262	0.0257
_cons	-0.526***	-0.223**	0.132	3.879***	4.358***	4.238***
Mills Lambda				0.411***		
IMR					0.452***	0.453***
Insig2u			-5.234***			
Rho			0.0053015***			
N	42147	44027	40007	42147	18302	16828

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Fonte: Elaboração própria dos autores

Por fim, apresenta-se uma discussão sobre os resultados encontrados nos modelos e os sinais esperados (TABELA 2). Todas as variáveis apresentaram os sinais esperados nos dois modelos (de seleção e principal), com exceção da variável urbano e número de pessoas no domicílio. Para a variável urbano o sinal esperado era positivo (aumentando a chance de participação no mercado de trabalho e os rendimentos), o que ocorreu apenas no modelo Heckman da equação principal. Em todos os outros modelos o sinal foi negativo, o que pode estar representando uma particularidade do mercado de trabalho capixaba em função do tipo de sua estrutura produtiva baseada em grandes plantas industriais.

Para a variável número de pessoas no domicílio, o sinal esperado era positivo nos dois modelos (aumentando a chance de participação no mercado de trabalho e os rendimentos), o que ocorreu apenas nos modelos da equação principal. Nos modelos da equação de seleção o sinal foi negativo (com pequena magnitude). Este resultado pode ser reflexo do tipo de composição familiar – percentual de domicílios chefiados por mulheres, que, por muitas vezes, deixam de ofertar sua mão de obra no mercado de trabalho para cuidar dos afazeres domésticos.

E, para a variável educação dos pais (sinal esperado indefinido na equação de seleção), o sinal foi negativo, o que pode ter uma conotação positiva, se o motivo da desocupação for o acúmulo de capital humano por parte do indivíduo, ao permanecer por mais tempo nos estudos e com isso retardar a entrada no mercado de trabalho.

3. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As evidências apresentadas neste trabalho demonstraram que tanto os anos adicionais de educação de um mesmo nível, como a conclusão de diferentes ciclos educacionais têm efeitos significativos sobre os rendimentos. Portanto, não apenas cada ano a mais de escolaridade gera um determinado aumento percentual nos rendimentos, mas também esse ganho pode ser ainda mais significativo caso o ano adicional de educação for associado ao término de um ciclo. Desta forma, os resultados dos modelos econométricos confirmaram a validade dos pressupostos da Teoria de Capital Humano e da Teoria da Sinalização para o estado do Espírito Santo.

Além disso, os resultados mostraram que o impacto da educação sobre os rendimentos do trabalho se tornou cada vez mais acentuado à medida que mais anos de escolaridade são acumulados pelo indivíduo, ao analisar conjuntamente os ganhos em virtude dos anos adicionais de escolaridade e a conclusão dos ciclos educacionais. Sendo importante frisar, que os anos adicionais de estudos apresentaram impacto positivo na remuneração do trabalho em todos os ciclos da educação básica e ensino superior, em que o gráfico do retorno da educação em termos de anos adicionais de estudo seria em formato de U, já as conclusões dos ciclos apresentaram impacto positivo para o ensino fundamental - anos finais (apenas no Bootstrap E.F. Painel), ensino médio e ensino superior. Assim, a relação entre os rendimentos do trabalho e a educação possui um elevado retorno no Espírito Santo, ampliando ainda mais o papel dos diferenciais educacionais como determinante da desigualdade de renda.

A semelhança em magnitude e sinal dos coeficientes encontrados nos três modelos (Heckman, Bootstrap Pooled e Bootstrap Painel com efeitos fixos) demonstraram a robustez dos resultados nos modelos com correção para viés de seleção e endogeneidade. Como sugestão para continuidade da pesquisa, os modelos propostos podem ser desenvolvidos para períodos futuros, para validar ou não os resultados alcançados. Adicionalmente, outras técnicas de mitigação da endogeneidade podem ser testadas, como por exemplo, o uso de variáveis instrumentais.

Por fim, ao considerar os resultados das análises, ficou demonstrada a importância de políticas públicas que incentivem a permanência dos alunos na escola e a atração de adultos para as salas de aula, para que ambos possam concluir os ciclos educacionais. Dessa forma, aprofundar políticas de busca ativa e redução da distorção idade série para minimizar o abandono e a posterior evasão escolar, instituir prêmios de incentivo a conclusão para o ensino médio regular e educação de jovens e adultos (EJA) para combater a baixa audiência do ensino médio e ampliar o programa de

bolsas de estudo para o ensino superior (Nossa Bolsa) são meios efetivos de aumentar a qualidade de vida da população do estado do Espírito Santo.

REFERÊNCIAS

- ARRAES, Ronaldo de Albuquerque; MARIANO, Francisca Zilania. Endogeneidade da educação na previsão da taxa de retorno: avaliação metodológica e aplicação para regiões brasileiras e estados selecionados. *Revista Econômica do Nordeste*, [S. l.], v. 45, n. 2, p. 125–139, 2016. DOI: 10.61673/ren.2014.103. Disponível em: <https://www.bnb.gov.br/revista/ren/article/view/103>. Acesso em: 13 nov. 2022.
- BARROS, L. A. B. C.; BERGMANN, Daniel R.; CASTRO, F. H.; DA SILVEIRA, Alexandre D. M. Endogeneity in panel data regressions: methodological guidance for corporate finance researchers. **Revista Brasileira de Gestão de Negócios**, v. 22, n. SPE, p. 437–461, 2020. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1806-48922020000500437>. Acesso em: 13 nov. 2022.
- BARROS, Ricardo. P. de; MENDONÇA, Rosane. S. P. de. Os determinantes da desigualdade no Brasil. *Texto para Discussão (IPEA)* Rio de Janeiro, n. 377, 1995. 1 jul. 1995. Disponível em: <<https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/1727>>. Acesso em: 10 jan. 2022.
- BECKER, Gary S. Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education. University of Chicago Press, Chicago, 3 ed., p.15-28, 1964. Disponível em: <https://econpapers.repec.org/bookchap/nbrnberbk/beck-5.htm>. Acesso em: 21 mar. 2021.
- CRESPO, A.; REIS, M. **O efeito diploma no Brasil**. [S.l: s.n.], 2006. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/4117/1/bmt31_08Nota2_Anna_Mauricio.pdf>. Acesso em: 8 nov. 2021.
- CRESPO, A.; REIS, M. C. Sheepskin effects and the relationship between earnings and education: analyzing their evolution over time in Brazil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 63, n. 3, set. 2015. Acesso em: 10 ago. 2020.
- BARBOSA FILHO F.H., B.; PESSÔA, S. **Retorno da educação no Brasil**. [S.l: s.n.], [s.d.]. 2008. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/3667/1/PPE_v38_n01_Retorno.pdf>. Acesso em: 9 jan. 2020.
- FERNANDES, R.; MENEZES-FILHO, N. A. A evolução da desigualdade no Brasil metropolitano entre 1983 e 1997. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, v. 30, n. 4, p. 549–569, 1 dez. 2000. Disponível em: <<https://www.revistas.usp.br/ee/article/view/117668>>. Acesso em: 18 nov. 2021.
- FIGUEIREDO NETO, L. F. Determinantes da participação no mercado de trabalho e dos rendimentos e retornos aos investimentos em capital humano. **Análise Econômica**, v. 16, n. 29, 6 out. 2009. Acesso em: 30 jun. 2021.
- HAUSMAN, J. A. Specification tests in econometrics. **Econometrica**, n. 46, p. 1251-1271, 1978.
- IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9173-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-trimestral.html?t=downloads>. Acesso em: 14 mar. 2023.

JACINTO, P. de A.; RODEGHIERO, L. B. Retorno em escolaridade: um estudo para a região metropolitana de Porto Alegre. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, [S. l.], v. 6, n. 1, p. 37–56, 2015. Disponível em: <https://revistaaber.org.br/rberu/article/view/80>. Acesso em: 21 nov. 2022.

LIMA, R. Mercado de trabalho: o capital humano e a teoria da segmentação. <http://ppe.ipea.gov.br>, v. 10, n. 1. P. 217-272. abr. 1980. Disponível em: <<https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/7030>>. Acesso em: 19 nov. 2022.

MENEZES FILHO, N. A. **A Evolução da educação no Brasil e seu impacto no mercado de trabalho. Economia. Brasil**. Disponível em: <<https://pt.scribd.com/document/57595831/A-Evolucao-Da-Educacao-No-Brasil-e-Seu-Impacto-No-Mercado-de-Trabalho>>. Acesso em: 4 fev. 2022.

MINCER, Jacob. A. Schooling, Experience, and Earnings. **Human Behavior & Social Institutions**. New York: Columbia University Press. n. 2, 1974.

MONTE, P. A. do; LINS, J. G. M. G. Determinantes da formalidade ocupacional segundo a abordagem da segmentação do mercado de trabalho. **Revista de Economia**, v. 40, n. 3, 16 abr. 2014. Disponível em: < <https://revistas.ufpr.br/economia/article/view/39652>>. Acesso em: 23 abr. 2022.

RAMOS, C. A. Setor Informal: do excedente estrutural à escolha individual. Marcos interpretativos e alternativas de política. **Revista Econômica**, v. 9, n. 1, 6 jan. 2007. Disponível em: <<https://periodicos.uff.br/revistaeconomica/article/view/34897>>. Acesso em: 20 fev. 2021.

RAMOS, L.; VIEIRA, M. L. A relação entre educação e salários no Brasil. In: A economia brasileira em perspectiva. Ipea, p. 493-510. 1996. v.2. Capítulo 21.

RAMOS, L. A evolução da informalidade no Brasil metropolitano: 1991-2001. IPEA, 2002 (texto para discussão, 914). Disponível em: < <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/2804>>. Acesso em: 16 nov. 2022.

REICH, M.; GORDON, D. M.; EDWARDS, R. C. A Theory of Labor Market Segmentation. **The American Economic Review**, v. 63, n. 2, p. 359–365, 1973. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/1817097>>. Acesso em: 20 out. 2022.

SALVATO, M. A.; SILVA, D. G. O Impacto da educação nos rendimentos do trabalhador: uma análise para região metropolitana e Belo Horizonte. **Anais do XIII Seminário sobre a Economia Mineira**. 2008. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/h/cdp/diam08/070.html>>. Acesso em: 17 nov. 2022.

SOLOW, R. M. A contribution to the theory of economic growth. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 70, n. 1, p. 65–94, fev. 1956.

SPENCE, M. Job Market Signaling. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 87, n. 3, p. 355–374, ago. 1973.

TEIXEIRA, Wladimir M.; MENEZES-FILHO, Naércio. Estimando o retorno à educação do Brasil considerando a legislação educacional brasileira como um instrumento. *Revista de Economia Política*, v. 32, n. 3 (128), p. 479-496, jul-set, 2012. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rep/a/jD9Tpc6cWpGjzTB5mCY5CHH/?format=pdf>>. Acesso em: 9 jan. 2023.

ULYSSEA, Gabriel. Informalidade no mercado de trabalho brasileiro: Uma resenha da literatura. **Texto para Discussão** (IPEA) Rio de Janeiro, n. 1, 2005. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/1926>. Acesso em: 20 nov. 2021.

WEISS, A. Human Capital vs. Signalling Explanations of Wages. **Journal of Economic Perspectives**, v. 9, n. 4, p. 133–154, nov. 1995.

WOOLDRIDGE, J. M. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. MIT Press, 2010. Cap. 12, pg. 339-384.

ANEXO 1 – Teste de Hausman

	---- Coefficients ----			
	(b) fixed	(B) .	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
s1	.035282	.0372356	-.0019536	.0000382
s2	.0355225	.0386445	-.003122	.001424
s3	.0442386	.0412948	.0029438	.0042576
s4	.1141423	.1132668	.0008755	.
d1	.069341	.0722063	-.0028653	.
d2	.2175364	-.0096491	.2271855	.0791543
d3	.1669067	.0757586	.0911481	.0549721
d4	.2201724	.2259451	-.0057727	.
educap2	.026535	.0273685	-.0008335	.0000811
HR2	.2256935	.2249761	.0007174	.
HR3	.3717353	.3712879	.0004473	.
masculino	.3727255	.3734585	-.000733	.
branco	.1204561	.1196538	.0008023	.
urbano	.1440044	.2347942	-.0907898	.0614306
publico	.1014885	.1030489	-.0015604	.0003392
sindicato	.0563254	.055133	.0011924	.
trab_formal	.2503647	.2480448	.0023199	.0001262
exp_emp_at~1	.0008384	.0008339	4.46e-06	4.37e-07
experiencia	.0366286	.030071	.0065576	.0027648
exp2	-.0003671	-.0003098	-.0000573	.000031
nºpess_dom	-.0016499	-.0001994	-.0014505	.0001407
d_est_rm_2	-.0581519	-.0557268	-.0024251	.
d_est_rm_3	.1496637	.1561659	-.0065022	.
d_est_rm_4	.1286127	.1356749	-.0070622	.
d_est_rm_5	.1533666	.1609125	-.0075459	.
d_est_int_1	.0098927	.0187471	-.0088543	.
d_est_int_2	-.0160225	-.007039	-.0089835	.
d_est_int_3	-.065617	.039653	-.10527	.0617126
d_est_int_4	.1649825	.1728688	-.0078863	.
d_est_int_5	.1973464	.2055895	-.0082431	.
d_est_int_6	.2046565	.3079221	-.1032656	.0616537
d_est_int_7	.0010602	.0118351	-.0107749	.
d_est_int_8	-.0295822	-.0204239	-.0091583	.
d_est_rm_2~c	.0148488	.0145972	.0002516	.
d_est_rm_3~c	-.0255144	-.0263797	.0008653	.
d_est_rm_4~c	-.0267075	-.0277591	.0010516	.0000424
d_est_rm_5~c	-.0289803	-.0299856	.0010053	.
d_est_rm_6~c	-.0163084	-.0180305	.0017221	.
d_e~t_1_educ	-.0265949	-.0276732	.0010783	.
d_e~t_2_educ	-.0257401	-.0268603	.0011203	.
d_e~t_3_educ	-.0202983	-.0218618	.0015635	.000088
d_e~t_4_educ	-.0308495	-.0319429	.0010934	.
d_e~t_5_educ	-.0365073	-.0376388	.0011316	.
d_e~t_6_educ	-.0328563	-.0344023	.001546	6.97e-06
d_est~7_educ	-.0237929	-.025039	.0012461	.
d_est~8_educ	-.0237976	-.0249661	.0011685	.
d_est~9_educ	-.0230893	-.0245343	.0014449	.
ano2012	.0100829	.0034432	.0066397	.0037071
ano2013	.0583024	.0528671	.0054353	.0028583
ano2014	.0696058	.066379	.0032268	.0018697
ano2015	.0280024	.0256686	.0023338	.0009634
ano2017	.0156974	.0166264	-.0009289	.0007335
ano2018	-.0146708	-.0124088	-.002262	.0017838
ano2019	-.0077913	-.0037837	-.0040076	.0026702

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

chi2(51) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
= 108.09
Prob>chi2 = 0.0000
(V_b-V_B is not positive definite)