

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS JURÍDICAS E ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA**

EDUARDO ALVES PEREIRA

Uma análise da qualidade da educação sobre o crescimento dos estados brasileiros, para o período de 2005 a 2015.

An analysis of the quality of education on the economic growth of brazilian states, between 2005 and 2015.

VITÓRIA

2022

EDUARDO ALVES PEREIRA

Uma análise da qualidade da educação sobre o crescimento dos estados brasileiros, para o período de 2005 a 2015.

An analysis of the quality of education on the economic growth of brazilian states, between 2005 and 2015.

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Ana Carolina Giuberti

Coorientador: Prof. Dr. Renato Nunes de Lima Seixas

VITÓRIA

2022

Ficha catalográfica disponibilizada pelo Sistema Integrado de
Bibliotecas - SIBI/UFES e elaborada pelo autor

P436a Pereira, Eduardo Alves, -
 Uma análise da qualidade da educação sobre o crescimento
 dos estados brasileiros, para o período de 2005 a 2015. / Eduardo
 Alves Pereira. - 2022.
 45 f.

Orientadora: Ana Carolina Giuberti.

Coorientador: Renato Nunes de Lima Seixas.

Tese (Mestrado em Economia) - Universidade Federal do
Espírito Santo, Centro de Ciências Jurídicas e Econômicas.

1. Crescimento Econômico. 2. Capital Humano. 3. Qualidade
da Educação. I. Giuberti, Ana Carolina. II. Nunes de Lima Seixas,
Renato. III. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro de
Ciências Jurídicas e Econômicas. IV. Título.

CDU: 330

EDUARDO ALVES PEREIRA

Uma análise da qualidade da educação sobre o crescimento dos estados brasileiros, para o período de 2005 a 2015.

An analysis of the quality of education on the economic growth of brazilian states, between 2005 and 2015.

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Vitória, 28 de Setembro de 2022

COMISSÃO EXAMINADORA

.....
Prof.^a Dr.^a Ana Carolina Giuberti
Universidade Federal do Espírito Santo
Orientadora

.....
Prof. Dr. Renato Nunes de Lima Seixas
Universidade Federal do Espírito Santo
Coorientador

.....
Prof. Dr. Guilherme Armando de Almeida
Pereira
Universidade Federal do Espírito Santo
Membro interno

.....
Prof. Dr. Luciano Nakabashi
Universidade de São Paulo (FEA-RP/USP)
Membro externo



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

PROTOCOLO DE ASSINATURA



O documento acima foi assinado digitalmente com senha eletrônica através do Protocolo Web, conforme Portaria UFES nº 1.269 de 30/08/2018, por
ANA CAROLINA GIUBERTI - SIAPE 2492616
Departamento de Economia - DE/CCJE
Em 28/09/2022 às 16:03

Para verificar as assinaturas e visualizar o documento original acesse o link:
<https://api.lepisma.ufes.br/arquivos-assinados/571144?tipoArquivo=O>



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

PROTOCOLO DE ASSINATURA



O documento acima foi assinado digitalmente com senha eletrônica através do Protocolo Web, conforme Portaria UFES nº 1.269 de 30/08/2018, por
GUILHERME ARMANDO DE ALMEIDA PEREIRA - SIAPE 1266950
Departamento de Economia - DE/CCJE
Em 28/09/2022 às 16:10

Para verificar as assinaturas e visualizar o documento original acesse o link:
<https://api.lepisma.ufes.br/arquivos-assinados/571158?tipoArquivo=O>



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

PROTOCOLO DE ASSINATURA



O documento acima foi assinado digitalmente com senha eletrônica através do Protocolo Web, conforme Portaria UFES nº 1.269 de 30/08/2018, por
RENATO NUNES DE LIMA SEIXAS - SIAPE 1313796
Departamento de Economia - DE/CCJE
Em 28/09/2022 às 16:51

Para verificar as assinaturas e visualizar o documento original acesse o link:
<https://api.lepisma.ufes.br/arquivos-assinados/571236?tipoArquivo=O>



Documento assinado digitalmente

LUCIANO NAKABASHI

Data: 29/09/2022 09:30:54-0300

Verifique em <https://verificador.iti.br>

RESUMO

Esta dissertação investiga o efeito da qualidade da educação sobre o crescimento econômico dos estados brasileiros, no período de 2005 a 2015, a partir dos modelos de Solow Ampliado (PRITCHETT, 2001) e Hanushek e Woessmann (2012a). A medida de capital humano será estimada a partir dos dados do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica. Para isso a metodologia adotada se baseia no Método de Momentos Generalizado (GMM) sistema em uma e duas etapas, com erros-padrão robustos. Para controlar os potenciais problemas de proliferação de instrumentos, é utilizado o método de instrumentos colapsados (*collapse*). Os resultados expõem que a qualidade da educação básica promoveu efeitos diretos sobre o crescimento econômico dos estados brasileiros.

Palavras-chave: Crescimento Econômico, Capital Humano, Qualidade da Educação.

ABSTRACT

This dissertation investigates the effect of the quality of education on the economic growth of Brazilian States, between 2005 and 2015 based on the augmented Solow model (PRITCHETT, 2001) and Hanushek and Woessmann (2012a). The measure of human capital will be estimated from the Basic Education Development Index data. For this, the adopted methodology is based on a Generalized method of moments (GMM) system in one and two steps, with robust standard errors. To control potential instrument proliferation problems, the collapse method is used. The results expose that the quality of basic education promoted direct effects on the economic growth of the Brazilian states.

Key words: Economic Growth, Humano Capital, Quality of Education.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente gostaria de agradecer à minha família, em especial minha mãe, Gema Lúcia Dalleprane e minha irmã, Nayra Alves Pereira. Já passei por muitas provações e sei que posso contar com elas. E elas comigo.

Agradeço à Ana Carolina Giuberti pela liberdade, compreensão, paciência e por respeitar minha individualidade neste trabalho. Ótima professora, orientadora e pessoa. Sempre que pressionada por mim, conseguiu demonstrar domínio sobre as áreas de formação de um economista. E como pessoa é indiscutivelmente fantástica. Um exemplo do que gostaria de ser um dia como economista e ser humano.

Agradeço, também, à CAPES pelo financiamento, gerando as condições materiais adequadas para que eu pudesse me dedicar exclusivamente ao mestrado e pudesse me aperfeiçoar.

Como este trabalho é sobre educação, não posso deixar de citar Darcy Ribeiro:

“Só há duas opções nesta vida: se resignar ou se indignar. E eu não vou me resignar nunca.”

Obrigado a todos!

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estatísticas descritivas dos dados para os estados brasileiros.....	20
Tabela 2 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados.....	23
Tabela 3 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados, sem variável instrumental exógena.....	27
Tabela 4 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados, com mortalidade infantil e com variável instrumental exógena.....	28
Tabela 5 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados e <i>laglimits</i> , com extrema pobreza e com variável instrumental exógena..	29
Tabela 6 - Resultados dos testes de correlação de Pearson, Kendall e Spearman entre as variáveis do modelo e o instrumento exógeno.....	38

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	4
2. CRESCIMENTO ECONÔMICO E QUALIDADE DA EDUCAÇÃO.....	6
3. MODELO TEÓRICO.....	10
4. ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO.....	13
4.1. GMM primeira diferença.....	13
4.2. GMM sistema.....	14
4.3. Considerações adicionais sobre o método.....	16
5. DADOS.....	19
6. RESULTADOS.....	22
7. ANÁLISE DE ROBUSTEZ.....	25
8. CONCLUSÃO.....	30
9. REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA.....	31
ANEXO.....	38

1. INTRODUÇÃO

A educação há muitos anos é vista como um importante determinante do bem-estar econômico e social¹, principalmente em estudos microeconômicos do efeito da educação sobre os retornos salariais (MINCER, 1974). Embora as discussões teóricas enfatizem fortemente o papel do capital humano no crescimento, as relações entre as mudanças nos níveis de educação agregados e o crescimento têm sido muito mais difíceis de detectar empiricamente (PRICHETT, 2001; PRICHETT, 2006).

A literatura oferece algumas explicações para essa lacuna. Uma das abordagens trata das complementaridades entre educação e experiência as quais são suprimidas ao agregar níveis de educação entre trabalhadores de diferentes idades e países (LUTZ; CUARESMA; SANDERSON, 2008). Outra destaca os erros na medição de mudanças no desempenho educacional agregado (KRUEGER; LINDAHL, 2001). Uma terceira enfatiza o papel da qualidade da educação em detrimento dos dados de quantidade (HANUSHEK; WOESSMANN, 2012a). Já Mehta e Jesus (2014) destacam o papel da educação dos trabalhadores no desenvolvimento econômico aplicado a estrutura produtiva existente. Outra explicação presente na literatura é à endogeneidade comum em regressões de crescimento, principalmente ligado à causalidade reversa e viés de variável omitida² (TEMPLE; BOND; HOEFFLER, 2001). Por fim, Temple (1999) analisa os problemas da heterogeneidade entre países.

Nas últimas décadas pós-redemocratização, o Brasil apresentou taxas de crescimento baixas de sua renda per capita, com o agravante de recessões persistentes nas décadas de 1980 e 2010, que reduziram o bem-estar econômico e social (SCHYMURA, 2022; LEVY et al., 2015). O único período de crescimento observado foi na década de 2000, mas muito distante das taxas de crescimento auferidas até o milagre econômico.

Do ponto de vista educacional, Cruz (2019), em seu estudo sobre a mobilidade intergeracional de renda no Brasil, verifica que, em 1977, 89,7% dos pais possuíam o ensino fundamental incompleto. Já os dados de 2019 da PNAD contínua de educação apontam que 48,8% da população com mais de 25 anos contavam com o ensino

¹ Hanushek e Woessmann (2020), Romer (1990), Lucas (1988), Mincer (1974) e Card (2001).

² A correlação entre uma variável explicativa e o resíduo decorre do fato de inúmeras variáveis não contidas nos modelos tradicionais e/ou não observadas influenciarem no crescimento econômico. Outra fonte comum deste problema são variáveis que influenciam e são influenciadas pelo processo de desenvolvimento. Um exemplo, é quando o baixo crescimento econômico gerar instabilidade política e por sua vez, a instabilidade política, causar uma piora no crescimento.

médio completo ou mais anos de estudo. Essa transformação educacional brasileira decorre da Constituição de 1988, que estabeleceu o marco legal para gerar um processo de melhoria contínua nos dados educacionais brasileiros (NAKABASHI; ASSAHIDE, 2017; PESSOA; BARBOSA FILHO; VELOSO, 2010).

No entanto, ao contrário da literatura internacional que amplamente verificou efeitos do aumento dos anos de escolaridade sobre os retornos salariais dos indivíduos (CARD, 2001). Pritchett (2001) argumenta que algumas economias em desenvolvimento têm apresentado redução dos retornos ao longo dos anos, como é o caso brasileiro³. Esse resultado pode decorrer devido a três fatores. Primeiro, o aumento da oferta de mão de obra qualificada, sem que haja demanda crescente para estes profissionais. Segundo, se os novos trabalhadores qualificados ingressarem em atividades socialmente remuneradas, mas com baixa intensidade em conhecimento e tecnologia. E por fim, se o sistema de educação falhou, e um ano de escolaridade a mais, gera pouco ou nenhum aumento nas habilidades dos indivíduos (PRICHETT, 2001; PRICHETT, 2006).

Diante deste cenário, e não sendo possível tratar de todos os pontos levantados por Pritchett (2001), o foco deste trabalho está em identificar o efeito da qualidade da educação no crescimento econômico dos estados brasileiros. Pois, caso o sistema educacional tenha baixa qualidade, este fator teria influências diretas sobre os demais pontos levantados e o crescimento econômico. Assim, o período analisado será de 2005 a 2015, devido à descontinuidade dos Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) e à disponibilidade de dados de qualidade da educação baseado a partir do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB).

Esta dissertação está organizada em oito seções, além desta Introdução. A seção 2 apresenta a revisão bibliográfica sobre os problemas de inferência do impacto do capital humano sobre o crescimento. É exposto o modelo teórico na seção 3. Nas seções 4 e 5 são apresentadas a metodologia utilizada na análise e a fonte dos dados. A Seção 6 e 7 apresenta os resultados obtidos no estudo. As principais conclusões da dissertação estão reunidas na Seção 8.

Este trabalho contribui para literatura ao estudar o efeito da qualidade da educação sobre o crescimento econômico (HANUSHEK; WOESSMANN, 2012a). Até

³ Nakabashi e Assahide (2017), Moura (2008), Dalvin e Zanon (2017) e Pessoa, Barbosa Filho e Veloso (2010).

o momento, os únicos trabalhos, de nosso conhecimento, que utiliza dados de testes de aprendizado como *proxy* para o capital humano no País é o de Gama (2014) e Cetra (2020). O primeiro não encontra evidências clara e robustas sobre o efeito da qualidade da educação sobre o crescimento dos estados, para o período de 1995 a 2005. Já Cetra (2020), estima um modelo por Durbin de Erro (SDEM) e Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) e utiliza a renda do trabalho extraída da Relação Anual de Informações do Trabalho (RAIS) como variável dependente. O autor encontra efeitos positivos da qualidade da educação sobre o crescimento.

Ao contrário do Gama (2014), este trabalho utilizou o Método de Momentos Generalizado (GMM) mais adequados para amostras finitas em dados em painel, onde a dimensão temporal não é grande⁴, se preocupando em contornar os problemas de subestimação dos erros padrões e a proliferação de instrumentos comuns ao utiliza o GMM sistema. Por fim, este trabalho inova ao utilizar o número de filiados políticos por estado dividida pela projeção da população de cada estado como variável instrumental, além dos instrumentos endógenos defasados.

2. CRESCIMENTO ECONÔMICO E QUALIDADE DA EDUCAÇÃO.

A teoria proposta por Solow (1956) não se mostrou capaz de explicar com clareza a diversidade de taxas de crescimento e níveis de renda entre os países. O modelo atribui um papel tão grande à "produtividade" como fonte de crescimento, que dá muito pouca capacidade de explicar a grande diversidade nas taxas de crescimento observadas (ROMER; MANKIW; WEIL, 1992). Para resolver essa lacuna, Romer, Mankiw e Weil (1992) acrescentam o capital físico e o capital humano à função de produção, possibilitando diferentes aplicações empíricas e explicando grande parte das taxas de crescimento e da renda entre países.

A nova especificação proposta tenta assimilar a importância que a teoria do desenvolvimento deu ao papel da acumulação do capital físico no processo de industrialização e crescimento econômico (GALOR; MOAV, 2004). E a partir dos anos 1970, verificou-se um crescimento do capital humano:

In the nineteenth century, technological progress was heavily biased in a physical capital-using direction.... In the twentieth century, however, the physical capital-using bias weakened; it may have disappeared altogether. The bias shifted in an intangible (human and knowledge)

⁴ Blundell e Bond (1998), Temple, Hoeffler e Bond (2001), Windmeijer (2005), Temple, Durlauf e Johnson (2005) e Hauk (2017).

capital-using direction and produced the substantial contribution of education and other intangible capital accumulation to this century productivity growth... (ABRAMOVITZ, 1993, p. 224).

Uma das grandes vantagens do capital humano sobre o capital físico, é que este só se deprecia por restrições fisiológicas da vida humana (GALOR; MOAV, 2004) e devido a crises persistentes que gerem elevadas taxas de desemprego por longos períodos de tempo (histerese). Assim, uma grande parcela da força de trabalho não utiliza suas capacidades cognitivas acumuladas ao longo da sua vida estudantil e profissional, e este se deprecia (DINERSTEIN; MEGALOKONOMOU; YANNELIS, 2020).

A teoria econômica tem enfatizado três influências do capital humano sobre o crescimento e desenvolvimento econômico. Primeiro, o capital humano possibilita a redução do tempo gasto na produção, elevando a produtividade do trabalho (ROMER; MANKIW; WEIL, 1992). Em segundo lugar, o seu impacto sobre a inovação, as novas tecnologias, os produtos e processos (LUCAS, 1988; ROMER, 1990). E supondo que a educação seja transformada em conhecimento produtivo por meio de sua aplicação no local de trabalho, que trabalhadores qualificados aprendam mais rápido e implementem com sucesso novas tecnologias concebidas por outros (MEHTA; FELIPE, 2014).

O capital humano é um conceito que agrega componentes como educação, experiência profissional e saúde, no desenvolvimento intelectual e de suas habilidades de cada indivíduo. Medições diretas do capital humano são muito difíceis. A abordagem padrão⁵ utiliza o efeito da combinação entre educação e experiência sobre os salários, para construir uma *proxy* de capital humano. Ela tem a vantagem de se basear no modelo de Mincer (1974), que permite a disponibilidade imediata de dados.

No entanto, estudos derivados desse modelo apresentaram viés de variável omitida ligada às habilidades não captadas pela combinação entre experiência e educação. Embora educação seja a variável que aparece no modelo, os dados disponíveis aos pesquisadores geralmente incluem apenas anos de escolaridade. Essa variável é uma *proxy* para a educação⁶, portanto, uma equação ajustada dessa

⁵ Pritchett (2001); Pessoa, Barbosa Filho e Veloso (2010); Krueger e Lindahl (2001) e Benhabib e Spiegel (1994).

⁶ Habilidades e fatores semelhantes são variáveis omitidas para os anos de escolaridade como *proxy* de educação (GREENE, 2018).

forma será marcada por problemas de erro de medição e variável omitida (GREENE, 2018).

Hanushek (2015) acrescenta dados das habilidades cognitivas medidas em testes internacionais⁷ em funções que adotam anos de escolaridade como *proxy* para educação, isso tende a melhorar o ajuste dos modelos. Primeiro por corrigir o viés de variável omitida. Segundo, ao reduzir a possibilidade de discriminação estatística (*statistical discrimination*)⁸, um exemplo é o emprego de jovens trabalhadores, é difícil para o empregador identificar se o trabalhador possui as habilidades necessárias para a função. Pode existir correlações mais fortes entre as habilidades necessárias para o emprego e os testes de aprendizado, do que para os anos de escolaridade. Assim a combinação de habilidades cognitivas e experiência profissional tende a maiores retornos salariais ao longo do tempo. Terceiro, se de fato, as habilidades cognitivas são uma boa medida do capital humano, o nível de escolaridade seria apenas um insumo para o capital humano (HANUSHEK, 2015). E por fim:

Fundamentally, however, using school attainment as a measure of human capital in an international setting presents huge difficulties. In comparing human capital across countries, it is necessary to assume that the schools across diverse countries are imparting the same amount of learning per year in all countries. In other words, a year of school in Japan has the same value in terms of skills as a year of school in South Africa. In general, this is implausible. (Hanushek, 2015. p. 34).

Assim, as habilidades cognitivas são uma *proxy* mais adequada para educação, não somente em modelos que há utilizem diretamente como capital humano, mas em funções que estimem o capital humano via retornos salariais da educação (MINCER, 1974).

Existe uma relação mais significativa entre habilidades cognitivas e crescimento do que a quantidade de educação e o crescimento: as evidências sugerem que a qualidade da educação, medida nos testes de aprendizado, pode explicar três quartos da variação nas taxas de crescimento (HANUSHEK, 2015). Argumento que colabora

⁷ As habilidades cognitivas, que são fomentadas pelo contato dos agentes a educação formal, ao esporte, a cultura, relações familiares, a experiência profissional, entre outros. Estas habilidades podem ser medidas por teste de quociente de inteligência (QI), testes de alfabetização e avaliações de redes de ensino formal. Já as habilidades não cognitivas, são relacionadas a questões de inteligência emocional, como empatia, proatividade e autoconfiança.

⁸ A discriminação estatística surge quando os grupos diferem estatisticamente em suas distribuições sobre características relevantes em uma dada situação (DICKINSON; OAXACA, 2009).

com Mehta e Felipe (2014) que revelam que a qualidade da educação é mais importante do que a quantidade da educação para a diversificação das exportações dos países. Altos índices de qualidade da educação básica, combinada ao ensino superior e médio são importantes para o desenvolvimento (MEHTA; FELIPE, 2014).

Uma variedade de fatores fora da escola, como condição socioeconômica, nutrição, violência e outros, têm uma influência direta e poderosa sobre o aprendizado dos alunos (HANUSHEK, 2020). Desconsiderar esses fatores não escolares introduz a possibilidade de um viés na estimativa de modelos de crescimento com base no desempenho escolar⁹. Assim:

The output of the educational process - the achievement of individual students - is directly related to inputs that both are directly controlled by policymakers (for example, the characteristics of schools, teachers, and curricula) and are not so controlled (such as families and friends and the innate endowments or learning capacities of the students). Further, while achievement may be measured at discrete points in time, the educational process is cumulative; inputs applied sometime in the past affect students' current levels of achievement. (Hanushek, 2020. p. 34).

Esse efeito acumulativo captado nos testes é o principal elemento que colabora para conter preocupações com causalidade reversa. O aprendizado é um processo cumulativo, no qual o novo aprendizado se baseia em conhecimentos e habilidades previamente adquiridas. Processo semelhante que permeia a melhoria do sistema de ensino. Ao adquirir conhecimento pela incorporação de insumos no processo educacional, o capital humano gerado, só se deprecia via graves crises econômicas.

Ao contrário dos primeiros estudos que encontraram efeitos positivos de anos de escolaridade sobre o crescimento econômico, onde o crescimento estaria levando a maior escolaridade, e não o contrário (BILS; KLENOW, 2000). Outro ponto que colabora é o fato de diferentes trabalhos não encontrarem efeitos do aumento dos gastos com educação sobre sua qualidade. Desta forma, a variação nas receitas tributárias gerada pelo PIB maior, não apresenta impacto direto nos resultados dos testes¹⁰. Hanushek e Woessmann (2012b) abordam alternativas de estimativa para

⁹ Hanushek e Woessmann (2012a), Hanushek (2015), Hanushek e Woessmann (2020) e Hanushek (2020).

¹⁰ Segundo Hanushek (2020), “these indicate that there is very weak support for the notion that simply providing higher teacher salaries or greater overall spending will lead to improved student performance. Per pupil expenditure has received the most attention, but only 27 percent of studies showed a positive and significant effect. In fact, seven per cent even suggested that adding resources would harm student achievement... They instead point to the importance of how money is spent rather than how much is spent.”

análise de causalidade reversa, estas incluem, diferenças em diferenças entre imigrantes no mercado de trabalho dos EUA, variáveis instrumentais e análises longitudinais de mudanças nas habilidades cognitivas e nas taxas de crescimento, não alterando o fato estilizado de um forte impacto das habilidades cognitivas sobre o crescimento.

A literatura brasileira sobre crescimento econômico não abordou com clareza qual o efeito da qualidade da educação (GAMA, 2014; NAKABASHI; SALVATO, 2007) medida em testes de aprendizado, tem sobre o crescimento. Gama (2014) não encontra evidências claras quanto ao efeito das notas do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB), sobre a renda per capita dos estados. Além disso, os estudos, não utilizaram métodos adequados para corrigir possíveis problemas de inferência já citados na introdução¹¹.

Este estudo inova ao empregar as notas do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB) como *proxy* para educação. Segundo, estima os modelos para amostras finitas via Método de Momentos Generalizado (GMM) sistema. Terceiro, preocupa-se em contornar possíveis problemas de subestimação dos erros padrões robustos e de proliferação de instrumentos. E emprega instrumentos endógenos defasados e uma variável instrumental exógena adicional para contornar problemas de endogeneidade no modelo.

3. MODELO TEÓRICO

Para aferir o efeito da qualidade da educação básica sobre o crescimento dos estados brasileiros, a partir dos dados do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB), será construído um modelo de regressão baseado nos trabalhos de Pritchett (2001), que trabalhou com o modelo aumentado de Solow (1) (ROMER; MANKIW; WEIL, 1992):

$$Y_{i,t} = A(i, t) * K_{i,t}^{\alpha k} * H_{i,t}^{\alpha h} * L_{i,t}^{\alpha l} \quad (1)$$

¹¹ Barbosa Filho e Veloso (2010); Gama (2014); Nakabaski e Salvator (2007) e Ellery Junior (2017).

Onde Y é o produto, K é o capital, H é o capital humano, L é o trabalho e A o nível tecnológico, enquanto i se refere aos estados brasileiros e t ao período de tempo. Assumindo retornos constantes de escala ($\alpha_k + \alpha_h + \alpha_l = 1$), normalizando pela força de trabalho e tomando logaritmos naturais para produzir uma equação linear em níveis, tem-se:

$$\ln(\hat{y}_{i,t}) = \hat{a} + \alpha_k \ln(\hat{k}_{i,t}) + \alpha_h \ln(\hat{h}_{i,t}) + \hat{\varepsilon}_{i,t} \quad (2)$$

em que $i = 1, \dots, N$ e $t = 2, \dots, T$. Sendo $\hat{\varepsilon}_{i,t}$ o resíduo.

Sendo a produtividade total dos fatores dada por:

$$\widehat{PTF}_{i,t} = \ln(\hat{y}_{i,t}) - \alpha_k \ln(\hat{k}_{i,t}) - \alpha_h \ln(\hat{h}_{i,t}) \quad (3)$$

onde

$$\widehat{PTF}_{i,t} = \hat{a} + \hat{\varepsilon}_{i,t} \quad (4)$$

O foco deste trabalho está na relação entre o crescimento percentual por ano da produção por trabalhador ($\hat{y}_{i,t} = d\ln(Y/L)/dt$), crescimento do capital físico por trabalhador, e capital humano. Seguindo Hanushek e Woessmann (2012a), optou-se por não trabalhar com os dados de capital humano por trabalhador, pois as variáveis que compõem o capital humano, equação (5), apresentaram multicolinearidade entre estas ao serem divididas pela população economicamente ativa.

Para a construção da variável capital humano ($H_{i,t}$), foi modificado o modelo proposto por Hanushek e Woessmann (2012a) para uma função Cobb-Douglas. A função de produção educacional, equação (5), é uma *proxy* do capital humano, $H_{i,t}$ não é observado. Com ela é possível estimar o capital humano a partir de dados de qualidade da educação, decorrentes de testes de aprendizado, multiplicado pelos insumos educacionais. Para fins deste trabalho, utilizou-se a seguinte formulação:

$$H_{i,t} = Q_{i,t}^q * S_{i,t}^s * F_{i,t}^f * C_{i,t}^c \quad (5)$$

onde H é o capital humano, Q a qualidade da educação (SAEB) e S os anos de escolaridade. Hanushek (2020) enumera diversas variáveis que interferem na qualidade do aprendizado na função de produção educacional, e não são controladas pelas políticas públicas de educação. Para este artigo utiliza-se F que é referente à extrema pobreza. Já a variável controlada pelas políticas públicas de educação, C é o número médio de alunos por turma no ensino fundamental, na rede pública. Assumindo retornos constantes de escala ($q + s + f + c = 1$).

Substituindo o capital humano da equação (5) em (1), tem-se:

$$Y_{i,t} = A(i, t) * K_{i,t}^{\alpha_k} * (Q_{i,t}^q * S_{i,t}^s * F_{i,t}^f * C_{i,t}^c)^{ah} * L_{i,t}^{al} \quad (6)$$

Derivando pelas propriedades da potência, temos:

$$Y_{i,t} = A(i, t) * K_{i,t}^{\alpha_k} * Q_{i,t}^{qah} * S_{i,t}^{sah} * F_{i,t}^{fah} * C_{i,t}^{cah} * L_{i,t}^{al} \quad (7)$$

Normalizando pela força de trabalho e tomando logaritmos naturais para produzir uma equação linear em níveis, tem-se:

$$\ln(\hat{y}_{i,t}) = \hat{a} + \alpha_k \ln(\hat{k}_{i,t}) + q\alpha_h \ln(\hat{Q}_{i,t}) + s\alpha_h \ln(\hat{S}_{i,t}) + f\alpha_h \ln(\hat{F}_{i,t}) + c\alpha_h \ln(\hat{C}_{i,t}) + \hat{\varepsilon}_{i,t} \quad (8)$$

Introduzindo um painel dinâmico em que a variável defasada será o PIB per capita e controlando os efeitos fixos. Assim, deve-se estimar a seguinte regressão:

$$\ln(\hat{y}_{i,t}) = \hat{a} + \alpha_y \ln(\hat{y}_{i,t-1}) + \alpha_k \ln(\hat{k}_{i,t}) + q\alpha_h \ln(\hat{Q}_{i,t}) + s\alpha_h \ln(\hat{S}_{i,t}) + f\alpha_h \ln(\hat{F}_{i,t}) + c\alpha_h \ln(\hat{C}_{i,t}) + \hat{\eta}_i + \hat{v}_{i,t} \quad (9)$$

em que $i = 1, \dots, N$ e $t = 2, \dots, T$. Sendo $\hat{\eta}_i$ os efeitos não observados de cada indivíduo e invariantes no tempo, e $\hat{v}_{i,t}$ é o resíduo.

4. ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO

Para a estimação da equação proposta (9), será utilizado o método de dados em painel. O modelo de regressão com dados em painel é constituído de uma dimensão temporal e outra espacial. Isto porque a mesma unidade de corte transversal (família, países, etc.) é acompanhada ao longo do tempo.

Segundo Baltagi (2005), Blundell e Bond (1998) revisitam a importância de explorar a condição inicial na geração de estimadores eficientes do modelo de dados em painel dinâmico quando T é pequeno. Neste sentido, diferentes estudos¹² empíricos sobre crescimento econômico têm evidenciado que o GMM sistema é o melhor método de estimação para amostras finitas, onde T e/ou N são pequenos.

Quanto ao uso de variável dependente defasada, esse instrumento tem se tornado popular em estudos econômicos, principalmente quando os pesquisadores acreditam que a utilização de variáveis explicativas atuais não exprime com precisão os fenômenos econômicos. O passado pode explicar o presente. Blundell, Bond e Windmeijer (2000) salientaram que o uso de uma variável dependente defasada melhora as estimações para o GMM sistema.

4.1. GMM primeira diferença

Arellano e Bond (1991) argumentam que instrumentos adicionais podem ser obtidos em um modelo de dados em painel dinâmico se forem utilizadas as condições de ortogonalidade que existem entre os valores defasados de y_{it} e as perturbações v_{it} . Considerando um modelo de dados em painel autorregressivo com efeitos individuais específicos não observados, tem-se:

$$y_{it} = \alpha y_{i,t-1} + \eta_i + v_{it} \quad \alpha < 1 \quad (10)$$

para $i = 1, \dots, N$ e $t = 2, \dots, T$, onde $u_{it} \equiv \eta_i + v_{it}$ é uma decomposição usual dos efeitos fixo do termo de erro. Supondo que η_i e v_{it} são distribuídos independentemente em i e têm a estrutura de componentes de erro familiar, tem-se que:

$$E(\eta_i) = 0, E(v_{it}) = 0, E(\eta_i v_{it}) = 0 \quad \text{para } i = 1, \dots, N \text{ e } t = 2, \dots, T \quad (11)$$

Assumimos que os erros transitórios são serialmente não correlacionados:

¹² Hauk (2017), Durlauf, Johnson e Temple (2005) e Bond, Hoeffler e Temple (2001).

$$E(v_{it}v_{is})=0 \quad \text{onde } i = 1, \dots, N \text{ e } s \neq t \quad (12)$$

Além disso, há a suposição padrão sobre as condições iniciais y_{i1}

$$E(y_{i1}v_{it}) = 0 \quad \text{para } i = 1, \dots, N \text{ e } t = 2, \dots, T \quad (13)$$

Na ausência de quaisquer restrições adicionais no processo que gera as condições iniciais, o modelo de componentes de erro autorregressivo descrito acima, implicando nas seguintes condições de ortogonalidade: $m = 0,5(T - 1)(T - 2)$, que são lineares nos parâmetros

$$E(y_{i,t-s}\Delta v_{it}) = 0 \quad t = 3, \dots, T \text{ e } s \geq 2 \quad (14)$$

que pode ser escrito de forma mais compacta como

$$E(Z'_i \Delta v_i) = 0 \quad (15)$$

Onde Z_i é a matriz $(T - 2) \times m$ dada por

$$Z_i = \begin{bmatrix} y_{i1} & 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & y_{i1} & y_{i2} & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & y_{i1} & \dots & y_{i,t-2} \end{bmatrix} \quad (16)$$

O Δv_i , por sua vez, é um vetor $(T - 2)$ do tipo $(\Delta v_{i,3}, \Delta v_{i,4}, \dots, \Delta v_{i,t})'$.

As restrições de momento exportas acima são utilizadas para estimar um GMM linear padrão de primeira diferença, implicando o uso de níveis defasados em $t - 2$ e anteriores como instrumentos para as equações em primeiras diferenças.

Mas o estimador em primeira diferença possui graves problemas de enviesar para baixo as estimações em amostras finitas, particularmente quando o número de períodos disponíveis é pequeno. Isso ocorre devido a dois fatores que fazem os instrumentos para a equação em primeira diferença serem fracos. Primeiro à medida que o parâmetro autorregressivo (α) se aproxima em direção à unidade, ou/e à medida que a variância dos efeitos individuais (η_i) aumenta em relação à variância dos choques transitórios (v_{it}).

4.2. GMM sistema

Blundell e Bond (1998) acrescentando algumas suposições adicionais, para construir um estimador com propriedades superiores para amostras finitas, estes são:

$$E(\eta_i \Delta y_{i2}) = 0 \quad \text{onde } i = 1, \dots, N. \quad (17)$$

Esta suposição requer uma restrição de estacionariedade nas condições iniciais y_{i1} . A condição (17) é válida se as médias da série y_{it} , embora difiram entre os indivíduos, são constantes ao longo do tempo para os períodos $1, 2, \dots, T$ para cada indivíduo. Combinado com o modelo AR (1) estabelecido nas equações (10) a (13), esta suposição produz $T - 2$ outras condições de momento linear

$$E(u_{i,t} \Delta y_{i,t-1}) = 0 \quad \text{onde } i = 1, \dots, N \text{ e } t = 3, 4, \dots, T. \quad (18)$$

Permitindo o uso da primeira diferença das séries defasadas como instrumento da equação em nível, segundo Arellano e Bond (1995).

O cálculo dos estimadores GMM usando as condições (14) e (18) pode ser baseado em um sistema empilhado compreendendo todas as $(T - 2)$ equações em primeiras diferenças e as $(T - 2)$ equações em níveis correspondentes aos períodos $3, \dots, T$, para os quais os instrumentos são observados. A matriz do instrumento para este sistema pode ser escrita:

$$Z_i^+ = \begin{bmatrix} Z_i & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Delta y_{i,2} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \Delta_{i,3} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \Delta y_{i,t-1} \end{bmatrix}$$

onde Z_i é dado pela equação (16). O conjunto completo de condições de momento de segunda ordem disponíveis dada a suposição (17) pode ser expresso como

$$E(Z_i^{+'} u_i^+) = 0 \quad (19)$$

$$\text{Onde } u_i^+ = (\Delta v_{i3}, \dots, \Delta v_{iT}, u_{i3}, \dots, u_{iT})'.$$

Blundell e Bond (1998) impõem a condição de que as primeiras diferenças das variáveis instrumentais não são correlacionadas com os efeitos fixos individuais,

permitindo que as primeiras diferenças defasadas sejam usados como instrumentos nas equações em níveis. Assim

system GMM estimator thus combines the standard set of equations in first-differences with suitably lagged levels as instruments, with an additional set of equations in levels with suitably lagged first-differences as instruments (BOND; HOEFFLER;TEMPLE, 2001, p. 9).

Para Arellano e Bond (1991) e de Blundell e Bond (1998), o estimador uma etapa, supõe que os termos de erros são independentes e homoscedásticos no decorrer do tempo. No estimador duas etapas, os resíduos obtidos na primeira etapa são utilizados para construir uma estimativa consistente da matriz de variância covariância, relaxando as hipóteses de independência e homoscedasticidade. Na ausência de autocorrelação e heteroscedasticidade, os estimadores uma e duas etapas serão assintoticamente equivalentes.

4.3. Considerações adicionais sobre o método

Bond, Temple e Hoeffler (2001), propõem o seguinte modelo com a inclusão de uma variável endógena $x_{i,t}$:

$$y_{i,t} = \alpha y_{i,t-1} + \beta x_{i,t} + \eta_i + v_{i,t} \quad (20)$$

para $i = 1, \dots, N$ e $t = 2, \dots, T$, onde $u_{it} \equiv \eta_i + v_{it}$ é uma decomposição usual dos efeitos fixo do termo de erro. Onde $x_{i,t}$ está correlacionado com η_i .

Uma vez que os valores de $x_{i,t}$ não podem estar correlacionados com o termo do erro em nenhum momento do tempo, a primeira diferença permite que as variáveis sejam continuamente exógenas ou pré-determinadas. Portanto, a primeira diferença permite que as variáveis sejam correlacionadas com o erro no passado e no presente, mas não no futuro. Com isso, após aplicar a primeira diferença, a seguinte condição de momento deve ser atendida:

$$E(x_{i,t-s} \Delta v_{i,t}) = 0 \quad \text{para } t = 3, \dots, T \text{ e } t \geq 2 \quad (20)$$

Desta forma, os valores da variável endógena $x_{i,t}$ defasada em $t - 2$ e anteriores, podem ser utilizadas como instrumentos da equação em primeira diferença. Se estivermos dispostos a assumir que as primeiras diferenças de $x_{i,t}$ não estão correlacionadas com os efeitos específicos do indivíduo,

$$E(\eta_i \Delta x_{it}) = 0 \quad \text{onde } i = 1, \dots, N \text{ e } t = 2, \dots, T, \quad (22)$$

Por fim, as condições de momentos estão disponíveis

$$E(\Delta x_{i,t-1} u_{it}) = 0 \quad \text{para } i = 1, \dots, N \text{ e } t = 3, \dots, T, \quad (23)$$

A condição de momentos (22) expressa que a primeira diferença da variável endógena não é correlacionada com os efeitos individuais constantes no tempo. Já na condição (23), as defasagens das variáveis endógenas em primeira diferença podem ser usadas como instrumentos válidos para equação em nível.

Uma desvantagem do estimador GMM sistema decorre da proliferação de instrumentos. A dimensão temporal em conjuntos de dados em painel recorrentemente é bem abaixo das observadas em séries temporais típicas. É sabido que o número de condições de momento aumenta exponencialmente com T e com a dimensão, m , do vetor de regressores endógenos que não a variável dependente defasada. O número de instrumentos cresce de forma quadrática em relação ao tamanho de T . Consequentemente, o número excessivo de instrumentos pode criar um trade-off entre viés (*overfitting* de variáveis endógenas) e eficiência (condições de momentos adicionais), criando uma estimativa imprecisa da matriz de variância/covariância dos momentos. Como consequência, tem-se a redução do poder dos testes de especificação de sobreidentificação de restrições (SARGAN, 1958; HANSEN, 1982) e a exacerbação do problema dos instrumentos fracos (BONTEMPI; MAMMI, 2012).

Para controlar os potenciais problemas de proliferação de instrumentos, é utilizado o método de instrumentos colapsados (*collapse*), criando um instrumento para cada variável e distância de defasagem. Em amostras pequenas, esse método pode evitar o viés que surge à medida que o número de instrumentos aumenta em direção ao número de observações (ROODMAN, 2009).

Para testar a qualidade das especificações do modelo será utilizado os testes de Sargan/Hansen e autocorrelação de Arellano–Bond (1991). O teste de Sargan/Hansen calcula a forma quadrática das restrições de momento que são minimizadas ao calcular o estimador GMM. Segue assintoticamente uma distribuição qui-quadrado com número de graus de liberdade igual à diferença entre o número de condições de momento e o número de coeficientes. Os testes de sobreidentificação têm como objetivo de verificar a validade dos instrumentos. A hipótese nula do teste é que os instrumentos são não correlacionados com o termo de erro. O teste de Sargan é aplicado nas estimações em uma etapa e o Hansen em duas etapas. Já o teste de Arellano–Bond (1991) é um teste de correlação baseado nos resíduos da estimação. Por padrão, o cálculo é feito com a matriz de covariância padrão dos coeficientes.

Outro problema do GMM sistema é abordado por Bond, Hoeffler e Temple (2001) que evidenciam que estimar o GMM em duas etapas para amostras finitas pode enviesar para baixo os erros padrões:

Otherwise the two-step estimator is more efficient, and this is always true for system GMM. Unfortunately, Monte Carlo studies have shown that the efficiency gain is typically small, and that the two-step GMM estimator has the disadvantage of converging to its asymptotic distribution relatively slowly. In finite samples, the asymptotic standard errors associated with the two-step GMM estimators can be seriously biased downwards, and thus form an unreliable guide for inference. With this in mind, we prefer to report the results for the one-step GMM estimators, with standard errors that are not only asymptotically robust to heteroskedasticity but have also been found to be more reliable for finite sample inference (Bond; Hoeffler; Temple, 2001. p.18).

As estimativas de erros-padrão robustos em uma etapa são consistentes na presença de qualquer padrão de heterocedasticidade e autocorrelação dentro dos painéis (ROODMAN, 2009). Já para as estimativas em duas etapas, Windmeijer (2005) corrige problemas de subestimação em amostras finitas tornando a estimação robusta, mas em estudos onde a dimensão temporal é menor de $t < 8$, não é claro a eficiência do método proposto por Windmeijer (2005).

Como os dados da PNAD e IDEB estão disponíveis de 2005 a 2015, e este último só é divulgado a cada dois anos, tem-se $T \leq 6$. Além da amostra ser finita, o uso do método GMM sistema possibilita a correção de problemas ligados à endogeneidade, comuns em modelos de crescimento, ao utilizar como variáveis

instrumentais as variáveis explicativas defasadas. Desta forma, a literatura sobre econometria aplicada à teoria do crescimento recomenda o uso do método de estimação GMM sistema em uma etapa e duas etapas para modelos em amostras finitas.

5. DADOS

O estudo partiu do modelo de Hanushek e Woessmann (2012a), para a equação (9), onde o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB) é utilizado como medida de qualidade da educação. O IDEB é extraído a cada dois anos a partir de 2005. Este é o índice oficial para aferir a qualidade da educação básica no país, ele foi estabelecido pelo decreto número 6.094 de abril de 2007¹³. As notas são obtidas a partir das provas de matemática e língua portuguesa, multiplicado pela taxa de aprovação de cada escola. O período (t) para estimar o modelo é de 2005 a 2015, enquanto (i) se refere aos estados brasileiros. O IDEB está disponível nos anos de 2005, 2007, 2009, 2011, 2013, 2015, 2017 e 2019 no INEP, e é dividido em notas para os anos iniciais do ensino fundamental (*IDEB AI*), para os anos finais do ensino fundamental (*IDEB AF*) e para o ensino médio (*IDEB EM*). A variável referente aos anos de escolaridade da população brasileiras (*Escolaridade*) foi construída levando-se em conta somente a população com ensino médio completo ou mais, entre pessoas com 25 anos ou mais, estando disponíveis na Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD).

Os dados da função de produção, como crescimento do produto per capita é representada como a primeira diferença do nível do produto interno bruto dos estados brasileiros (*PIB per capita*) dividido pela população economicamente ativa (PEA). O PIB foi coletado do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE); a população economicamente ativa foi extraída da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD).

Não há dados oficiais sobre os valores da formação bruta de capital físico (*K per capita*) das unidades federativas do Brasil. O cálculo usual leva em conta a formação bruta de capital fixo nacional (*FBC*) em relação à proporção do PIB de cada

¹³ Decreto número 6.094, art. 3º - A qualidade da educação básica será aferida, objetivamente, com base no IDEB, calculado e divulgado periodicamente pelo INEP, a partir dos dados sobre rendimento escolar, combinados com o desempenho dos alunos, constantes do censo escolar e do Sistema de Avaliação da Educação Básica - SAEB, composto pela Avaliação Nacional da Educação Básica - ANEB e a Avaliação Nacional do Rendimento Escolar (Prova Brasil).

UF (i) em relação ao PIB nacional (n) e dividido pela população economicamente ativa (PEA) (FIALHO FERREIRA; PEREIRA; DA ROSA; PASSOS; ZIERO, 2020; SILVA; MARTINS; ALENCAR, 2021). Assim, o estoque de capital físico de cada estado per capita é dado por:

$$K \text{ per capita}_{i,t} = \left(\frac{PIB_{i,t}}{PIB_{n,t}} FBC_{n,t} \right) / PEA_{i,t} \quad (24)$$

Os fatores não controlados pelas políticas públicas, que interferem na qualidade do aprendizado, são a extrema pobreza (*Ex. Pobreza*) divulgada pelo Instituto Jones dos Santos Neves a partir da PNAD; e a taxa de mortalidade infantil (*Mortalidade*) coletada no IBGE, que compõe o modelo nos testes de robustez. O nível socioeconômico dos alunos é o principal fator não escolar a impactar o aprendizado dos alunos (HANUSHEK, 2020).

Já o fator controlado pelas políticas públicas, é o número médio de alunos por turma no ensino fundamental (*Tamanho. Turmas*) são extraídos no IBGE. Esta variável está disponível para análise no período e é tema de estudos sobre seu efeito sobre o aprendizado por Krueger (2003) e Hanushek (1997).

Tabela 1 – Estatísticas descritivas dos dados para os estados brasileiros.

Estatísticas	N	Média	Des.Pd	Min	Pctl(25)	Pctl(75)	Max
<i>IDEB AI</i>	162	4,54	0,87	2,50	3,95	5,17	6,40
<i>IDEB AF</i>	162	3,81	0,54	2,40	3,42	4,20	5,10
<i>IDEB EM</i>	162	3,43	0,38	2,40	3,10	3,80	4,30
<i>Tamanho. Turmas</i>	162	22,21	3,11	16,70	20,00	23,67	32,80
<i>Ex. Pobreza</i>	162	10,80	7,92	0,89	3,93	15,24	35,41
<i>Mortalidade</i>	162	19,40	6,41	9,20	14,42	23,65	44,70
<i>PIB per capita</i>	162	50,85	31,23	9,31	27,39	64,02	177,10
<i>K per capita</i>	162	5,65	3,66	0,86	2,95	7,18	19,53
<i>Filiados</i>	162	0,07	0,02	0,03	0,05	0,09	0,12

Fonte: elaborada pelo autor no R.

A tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis do modelo. Nota-se muita heterogeneidade nos dados entre os estados brasileiros. Isso é uma característica da formação econômica e social do Brasil (FURTADO, 2007), uma enorme desigualdade. Verifica-se isto nos dados de PIB per capita, extrema pobreza e mortalidade infantil dos estados. A extrema pobreza em Santa Catarina representava 0,89% da população do estado em 2015, já Alagoas apresenta 35,41% da população na extrema pobreza em 2005, e em 2015 o estado ainda continha o maior índice com 13,8% da população nesta condição.

Por fim, para controlar preocupações quanto a problemas de endogeneidade comum em modelos de crescimento, será acrescentado uma variável instrumental exógena ao modelo, o número de filiados políticos (*Filiados*) de cada estado, publicado pelo Tribunal Superior Eleitoral (TSE), dividido pela projeção da população, calculada pelo IBGE para cada unidade federativa.

A aplicação deste instrumento foi desenvolvida a partir de Durlauf, Johnson, Temple (2005) que listam uma série de variáveis instrumentais para estudos de crescimento com ênfase em capital humano. Estas são ligadas a aspectos religiosos, de fecundidade e liberdades civis de cada país. Hanushek e Woessmann (2012a) utilizam o número de católicos como variável instrumental, mas a ênfase do estudo está nos países latino-americanos, em comparação ao resto do mundo. Como o foco deste estudo está nos estados brasileiros, não se tem elevada diferenciação entre as unidades federativas para esse instrumento. Quanto à taxa de fecundidade, esta apresentou alta correlação com o PIB per capita e com os dados de educação, aplicada a correlação de Pearson, Kendall e Spearman.

Já as liberdades civis, um dos princípios básicos é o direito a livre manifestação e participação em movimentos políticos. Desta forma, a filiação em partidos políticos pode ser uma boa variável instrumental para educação. Já que a maior participação política pode melhorar as políticas públicas voltadas para educação. De forma semelhante, a educação tende a tornar a população mais engajada politicamente. Ressalta-se que o aumento do engajamento em partidos políticos por si só, não tem a capacidade de afetar imediatamente o nível de atividade. Este engajamento precisa se traduzir em ações que melhorem as políticas públicas e o ambiente institucional. A combinação de bons índices de qualidade da educação com o aumento do engajamento partidário pode ter efeitos diretos sobre o PIB em períodos futuros.

É fundamental distinguir o movimento de filiação partidária de manifestações de rua. Em muitos casos as grandes manifestações de rua se organizam a margem do sistema político partidário, por não se sentirem representados por estes partidos. Assim, este estudo inova ao utilizar a filiação em partidos políticos como variável instrumental.

As correlações de Pearson, Kendall e Spearman foram significativas entre os dados do IDEB e o número de filiados por estado. Já a correlação entre o PIB per capita e o número de filiados é próxima a 0,15. No caso específico da correlação de Pearson, zero está dentro do intervalo de confiança, o que atende aos requisitos de uma variável instrumental. Os resultados dos testes de correlações estão contidos na tabela 6, no anexo.

6. RESULTADOS

A tabela 2 apresenta os resultados da estimação da equação (9) por GMM sistema. Antes, porém, da análise dos resultados das variáveis de interesse, é importante observar a qualidade do modelo estimado. Em termos gerais, para verificar a qualidade do ajustamento do modelo, são utilizados os testes de especificação da estatística Sargan/Hansen e os testes de autocorrelação de primeira e segunda ordem de Arellano e Bond (1991). Os resultados apresentados para os testes de Sargan/Hansen não rejeitam a hipótese nula para a ausência de superidentificação, indicando que os instrumentos são bons ($>0,05$ para todas as estimativas). Quanto aos testes de autocorrelação de Arellano-Bond, os resultados rejeitam a hipótese nula de ausência de autocorrelação de primeira ordem ($<0,05$ em todas as estimativas), mas não rejeitam a hipótese nula de ausência de autocorrelação de segunda, indicando que os resíduos do modelo não são correlacionados com os instrumentos ($>0,05$ para todas as estimativas). Os resultados apontam que os instrumentos são válidos e não são correlacionados com o termo de erro para todas as especificações. Conclui-se que todos os modelos apresentam boa qualidade de especificação.

Um ponto complementar à correta especificação dos modelos em painel dinâmico é a estimativa da variável dependente defasada. Também, para todas as estimativas, os resultados dos coeficientes estimados da variável dependente defasada (PIB_{t-1} per capita) são significativos ao nível de 1% de significância. O

componente dinâmico é importante para explicar o crescimento econômico, e corrobora o uso do painel dinâmico.

Tabela 2 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados.

	Variável dependente:					
	$\ln(\text{PIB per capita}_{i,t})$					
	Uma etapa (1)	Duas etapas (2)	Uma etapa (3)	Duas etapas (4)	Uma etapa (5)	Duas etapas (6)
$\ln(\text{IDEB AI}_{i,t})$	0.217*** (0.041)	0.206*** (0.055)				
$\ln(\text{IDEB AF}_{i,t})$			0.257*** (0.050)	0.311*** (0.086)		
$\ln(\text{IDEB EM}_{i,t})$					0.163*** (0.060)	0.135 (0.086)
$\ln(\text{PIB per capita}_{i,t-1})$	0.471*** (0.037)	0.512*** (0.048)	0.485*** (0.037)	0.516*** (0.046)	0.499*** (0.039)	0.561*** (0.041)
$\ln(\text{K per capita}_{i,t})$	0.474*** (0.030)	0.431*** (0.040)	0.485*** (0.031)	0.448*** (0.038)	0.493*** (0.035)	0.453*** (0.031)
$\ln(\text{Escolaridade}_{i,t})$	-0.014 (0.047)	0.005 (0.091)	-0.067 (0.050)	-0.128 (0.127)	-0.083* (0.050)	-0.120 (0.101)
$\ln(\text{Tamanho. turmas}_{i,t})$	0.228*** (0.023)	0.217*** (0.053)	0.185*** (0.027)	0.141** (0.071)	0.210*** (0.031)	0.156*** (0.055)
$\ln(\text{Ex. Pobreza}_{i,t})$	0.018* (0.009)	0.024 (0.024)	0.021** (0.010)	0.012 (0.023)	0.014 (0.010)	0.032 (0.022)
N observações	162	162	162	162	162	162
Sargan/Hansen	[0.99]	[0.99]	[0.99]	[0.99]	[0.99]	[0.99]
AR(1)	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]
AR(2)	[0.86]	[0.42]	[0.82]	[0.45]	[0.81]	[0.48]

Note:

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

O valor dentro de () refere-se ao valor do erro-padrão robusto.

O valor dentro do [] refere-se ao p-valor dos testes.

O modelo foi estimado com efeitos fixos.

Instrumentos endógenos adicionais usados no GMM sistema são $\ln(\text{IDEB AI}_{i,t})$, $\ln(\text{IDEB AF}_{i,t})$, $\ln(\text{IDEB EM}_{i,t})$, $\ln(\text{PIB per capita}_{i,t-2})$, $\ln(\text{K per capita}_{i,t})$, $\ln(\text{Escolaridade}_{i,t})$, $\ln(\text{Tamanho. turmas}_{i,t})$ e $\ln(\text{Ex. Pobreza}_{i,t})$.

Instrumentos exógenos adicionado ao GMM sistema é $\ln(\text{Filiados}_{i,t})$.

Fonte: elaborado pelo autor no R.

Não foi possível estimar os modelos com todos os dados de qualidade da educação na mesma equação em nível, em decorrência de multicolinearidade entre as notas do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB).

No tocante aos resultados das variáveis de interesse (*IDEB AI, IDEB AF e IDEB EM*), mesmo os estados brasileiros contendo grande heterogeneidade, é possível inferir que a qualidade da educação afeta o processo de crescimento econômico. Os coeficientes estimados foram estatisticamente significativos a 1% para o ensino fundamental em anos iniciais e finais. Já o ensino médio trouxe resultados estatisticamente significativos somente para o GMM sistema em uma etapa. As preocupações quanto à eficiência das estimações em duas etapas para painéis para quando o período de tempo é muito curto parecem estar corretas (WINDMEIJER, 2005). É importante notar que o estimador em uma etapa apresenta menor erros padrões.

Mesmo estimando o modelo por GMM sistema em uma e duas etapas, os coeficientes dos dados de qualidade da educação apresentaram resultados positivos. Pode ser verificado coeficientes com valores próximos ao longo da vida escolar, mesmo com os dados do IDEB apresentando uma queda no aprendizado. Ainda que o ensino médio tendo evoluído 0,3 pontos no aprendizado no período de 2005 a 2015, seu impacto sobre o crescimento foi muito próximo ao das outras etapas do ensino básico, o que ilustra que o efeito dentro dos estados da qualidade da educação é relevante para o crescimento econômico.

O aumento de 1% nas notas do IDEB do ensino médio gerar um acréscimo de 0,16% no PIB per capita dos estados. Já o ensino fundamental séries finais seu efeito seria de 0,25% a 0,31%. Enquanto o ensino fundamental séries iniciais elevaria o PIB per capita em 0,21%.

Diferentes métodos de estimação do capital humano¹⁴ já foram empregados em estudos sobre o modelo de Solow ampliado ao Brasil, e seus resultados revelaram pouco ou nenhum impacto da educação sobre o crescimento econômico. Não foi possível inferir qual é o impacto da evolução dos anos de escolaridade da população brasileira, colaborando com os estudos de Hanushek (2015) que evidenciaram esta imperfeição quanto *proxy* para o capital humano. Os resultados aqui revelados,

¹⁴ Ellery Junior (2017), Barbosa Filho, Pessoa e Veloso (2010) e Fialho Ferreira, Abreu Pereira, Silvio da Rosa, Passos, Gallego Ziero (2020).

colaboram com os estudos de Hanushek e Woessmann (2012a) e Mehta e Felipe (2014) que evidenciam que a qualidade da educação é a variável mais relevante para o crescimento econômico quando se avalia *proxys* para educação.

Quanto a acumulação de capital físico (*K per capita*), os resultados foram semelhantes aos encontrados em diferentes estudos¹⁵ sobre o crescimento na América Latina. Já a extrema pobreza (*Ex. Pobreza*), não fica claro como o aumento da desigualdade e da pobreza pode afetar o crescimento. Breunig e Majeed (2019) não encontram evidências do efeito da extrema pobreza e desigualdade sobre o crescimento dos países. Isso só ocorre caso mais de 30% da população do país esteja na extrema pobreza. Ou, ao combinar a extrema pobreza com dados de desigualdade de renda. Mas os autores argumentam que a extrema pobreza pode interferir na nutrição, na educação, na saúde entre outros fatores, afetando diretamente no desenvolvimento econômico e dos indivíduos.

As afirmações de Hanushek (2020) de que ignorar fatores escolares e não escolares pode introduzir a possibilidade de um viés na estimativa de modelos de crescimento com base no desempenho escolar, parecem estar corretas. O número médio de alunos por turma no ensino fundamental (*Tamanho.Turmas*), na rede pública, apresentou resultados estatisticamente significativos e positivos, assim, o aumento das turmas elevaria o PIB. Krueger (2003) indica que a redução das turmas de 22 alunos para 15 geraria um aumento de 6% nas taxas internas de retorno. Já Hanushek (2020) argumenta que não é claro o efeito da redução das turmas sobre o aprendizado. É importante ressaltar que o tamanho das turmas de ensino fundamental (*Tamanho.Turmas*) é utilizada como instrumento de controle, e esta é endógena no modelo, desta forma, suas defasagens são usadas com instrumentos dela.

7. ANÁLISE DE ROBUSTEZ

Nesta seção será adotada três estratégias para colocar à prova os resultados, e testando diferentes especificações econométricas, a fim de verificar se os resultados encontrados anteriormente são robustos. A primeira estratégia é adotada por Caselli, Esquivel e Lefort (1996) e Bond, Hoeffler e Temple (2001), que em seus estudos de crescimento empregaram estimadores de variáveis instrumentais baseados em variáveis explicativas defasadas, não acrescentando variáveis instrumentais

¹⁵ Pritchett (2006), Barbosa Filho, Pessoa e Veloso (2010) e Veloso, Pessoa e Gomes (2003).

exógenas ao modelo. A segunda estratégia é substituir a extrema pobreza por mortalidade infantil em um modelo com a variável instrumental exógena. Por fim, é introduzida um limite para as defasagens dos instrumentos, conjuntamente com o método de instrumentos colapsados. Assim, limita-se as defasagens da variável dependente defasada em *lag* (2 4) e os demais instrumentos endógenos e exógenos em *lag* (0 2) (BONTEMPI; MAMMI, 2012).

Os resultados das tabelas 3, 4 e 5 colaboram com a análise anterior do modelo principal. Novamente a estimação do GMM sistema em duas etapas apresentou erros padrões superiores à estimação em uma etapa. Os coeficientes para o ensino médio nas tabelas 3 e 4, também não apresentaram significância estatística abaixo de 10%. Quando se impõe uma maior restrição à proliferação de instrumentos pelo uso de *lags*, os resultados em uma e duas etapas convergem, em termos de erros padrões, coeficientes e significância estatística.

O impacto do aumento de 1% nas notas do IDEB para todo os níveis de educação básica elevaria em média 0,25% o crescimento dos estados, na tabela 5. A variação do impacto levando em consideração os erros padrões seria de 0,15% para o ensino fundamental series iniciais e de 0,41% para o ensino fundamental séries finais.

Para auferir se os testes de especificação da estimação estão adequados, são utilizados os testes de Sargan/Hansen não rejeitam a hipótese nula de que os instrumentos são validos. Nota-se uma queda no p-valor dos testes com a retirada da variável exógena na tabela 4; e o acréscimo de limites de defasagens (*laglimits*) na tabela 6. Já os resultados dos testes de autocorrelação de Arellano-Bond de primeira e segunda ordem indicam que os instrumentos são válidos e não são correlacionados com o termo de erro para todas as regressões propostas.

Os coeficientes em uma e duas etapas são próximos para todas as variáveis propostas, revelando que o modelo proposto por Hanushek e Woessmann (2012a) é robusto para estimar o efeito da qualidade da educação sobre o crescimento econômico. O expressivo impacto das habilidades cognitivas sobre a variável dependente é semelhante em todas as estratégias adotadas por nível de ensino.

Tabela 3 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados, sem variável instrumental exógena.

	Variável dependente:					
	$\ln(\text{PIB per capita}_{i,t})$					
	Uma etapa (1)	Duas etapas (2)	Uma etapa (3)	Duas etapas (4)	Uma etapa (5)	Duas etapas (6)
$\ln(\text{IDEB AI}_{i,t})$	0.206*** (0.045)	0.197*** (0.068)				
$\ln(\text{IDEB AF}_{i,t})$			0.240*** (0.060)	0.268*** (0.089)		
$\log(\text{IDEB EM}_{i,t})$					0.172*** (0.066)	0.154* (0.086)
$\ln(\text{PIB per capita}_{i,t-1})$	0.474*** (0.039)	0.509*** (0.050)	0.486*** (0.038)	0.495*** (0.046)	0.510*** (0.042)	0.547*** (0.054)
$\ln(K \text{ per capita}_{i,t})$	0.480*** (0.028)	0.441*** (0.039)	0.488*** (0.028)	0.472*** (0.033)	0.502*** (0.033)	0.470*** (0.040)
$\ln(\text{Escolaridade}_{i,t})$	-0.031 (0.113)	-0.007 (0.146)	-0.056 (0.107)	-0.082 (0.149)	-0.169 (0.111)	-0.164 (0.193)
$\ln(\text{Tamanho. turmas}_{i,t})$	0.221*** (0.030)	0.214*** (0.046)	0.188*** (0.030)	0.174*** (0.051)	0.163*** (0.044)	0.145** (0.071)
$\ln(\text{Ex. Pobreza}_{i,t})$	0.020 (0.026)	0.025 (0.033)	0.026 (0.024)	0.020 (0.033)	0.017 (0.025)	0.025 (0.031)
N observações	162	162	162	162	162	162
Sargan/Hansen	[0.79]	[0.98]	[0.79]	[0.91]	[0.79]	[0.96]
AR(1)	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]
AR(2)	[0.98]	[0.54]	[0.98]	[0.68]	[0.90]	[0.60]

Note:

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

O valor dentro de () refere-se ao valor do erro-padrão robusto.

O valor dentro do [] refere-se ao p-valor dos testes.

O modelo foi estimado com efeitos fixos.

Instrumentos endógenos adicionais usados no GMM sistema são $\ln(\text{IDEB AI}_{i,t})$, $\ln(\text{IDEB AF}_{i,t})$, $\ln(\text{IDEB EM}_{i,t})$, $\ln(\text{PIB per capita}_{i,t-2})$, $\ln(K \text{ per capita}_{i,t})$, $\ln(\text{Escolaridade}_{i,t})$, $\ln(\text{Tamanho. turmas}_{i,t})$ e $\ln(\text{Ex. Pobreza}_{i,t})$.

Fonte: elaborado pelo autor no R.

Tabela 4 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados, com mortalidade infantil e com variável instrumental exógena.

	Variável dependente:					
	<i>ln(PIB per capita_{i,t})</i>					
	Uma etapa (1)	Duas etapas (2)	Uma etapa (3)	Duas etapas (4)	Uma etapa (5)	Duas etapas (6)
<i>ln(IDEB AI_{i,t})</i>	0.198*** (0.052)	0.203*** (0.073)				
<i>ln(IDEB AF_{i,t})</i>			0.238*** (0.050)	0.254*** (0.066)		
<i>ln(IDEB EM_{i,t})</i>					0.156** (0.063)	0.122 (0.139)
<i>ln(PIB per capita_{i,t-1})</i>	0.474*** (0.038)	0.513*** (0.061)	0.486*** (0.035)	0.511*** (0.045)	0.498*** (0.039)	0.532*** (0.055)
<i>ln(K per capita_{i,t})</i>	0.475*** (0.030)	0.429*** (0.042)	0.485*** (0.031)	0.443*** (0.045)	0.494*** (0.034)	0.467*** (0.042)
<i>ln(Escolaridade_{i,t})</i>	-0.023 (0.053)	0.017 (0.097)	-0.080 (0.058)	0.009 (0.122)	-0.067 (0.052)	-0.058 (0.085)
<i>ln(Tamanho.turmas_{i,t})</i>	0.203*** (0.036)	0.175** (0.082)	0.157*** (0.038)	0.144** (0.060)	0.177*** (0.041)	0.172*** (0.066)
<i>ln(Mortalidade_{i,t})</i>	0.042 (0.032)	0.065 (0.063)	0.048 (0.031)	0.078 (0.059)	0.051 (0.032)	0.052 (0.070)
N observações	162	162	162	162	162	162
Sargan/Hansen	[0.99]	[0.99]	[0.99]	[0.99]	[0.99]	[0.99]
AR(1)	[0.00]	[0.01]	[0.00]	[0.01]	[0.00]	[0.00]
AR(2)	[0.63]	[0.22]	[0.58]	[0.12]	[0.63]	[0.36]

Note:

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

O valor dentro de () refere-se ao valor do erro-padrão robusto.

O valor dentro do [] refere-se ao p-valor dos testes.

O modelo foi estimado com efeitos fixos.

Instrumentos endógenos adicionais usados no GMM sistema são *ln(IDEB AI_{i,t})*, *ln(IDEB AF_{i,t})*, *ln(IDEB EM_{i,t})*, *ln(PIB per capita_{i,t-2})*, *ln(K per capita_{i,t})*, *ln(Escolaridade_{i,t})*, *ln(Tamanho.turmas_{i,t})* e *ln(Mortalidade_{i,t})*.

Instrumentos exógenos adicionado ao GMM sistema é *ln(Filiados_{i,t})*.

Fonte: elaborado pelo autor no R.

Tabela 5 – Resultados das estimações para o GMM sistema com instrumentos colapsados e *laglimits*, com extrema pobreza e com variável instrumental exógena.

	Variável dependente:					
	<i>ln(PIB per capita_{i,t})</i>					
	Uma Etapa (1)	Duas Etapas (2)	Uma Etapa (3)	Duas Etapas (4)	Uma Etapa (5)	Duas Etapas (6)
<i>ln(IDEB AI_{i,t})</i>	0.206*** (0.054)	0.214*** (0.058)				
<i>ln(IDEB AF_{i,t})</i>			0.322*** (0.063)	0.343*** (0.070)		
<i>ln(IDEB EM_{i,t})</i>					0.222*** (0.056)	0.226*** (0.069)
<i>ln(PIB per capita_{i,t-1})</i>	0.470*** (0.039)	0.479*** (0.036)	0.476*** (0.036)	0.492*** (0.039)	0.484*** (0.039)	0.488*** (0.040)
<i>ln(K per capita_{i,t})</i>	0.475*** (0.030)	0.463*** (0.028)	0.483*** (0.031)	0.469*** (0.029)	0.495*** (0.035)	0.492*** (0.039)
<i>ln(Escolaridade_{i,t})</i>	-0.013 (0.050)	-0.021 (0.050)	-0.055 (0.051)	-0.086 (0.086)	-0.042 (0.037)	-0.042 (0.056)
<i>ln(Tamanho.turmas_{i,t})</i>	0.234*** (0.026)	0.226*** (0.029)	0.169*** (0.031)	0.143*** (0.035)	0.212*** (0.032)	0.208*** (0.039)
<i>ln(Ex.Pobreza_{i,t})</i>	0.018 (0.013)	0.019 (0.013)	0.022 (0.013)	0.023 (0.017)	0.015 (0.013)	0.016 (0.017)
N observações	162	162	162	162	162	162
Sargan/Hansen	[0.30]	[0.47]	[0.30]	[0.67]	[0.30]	[0.32]
AR(1)	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]	[0.00]
AR(2)	[0.91]	[0.75]	[0.57]	[0.51]	[0.76]	[0.72]

Note:

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

O valor dentro de () refere-se ao valor do erro-padrão robusto.

O valor dentro do [] refere-se ao p-valor dos testes.

O modelo foi estimado com efeitos fixos.

Instrumentos endógenos adicionais usados no GMM sistema são *lag(ln(IDEB AI_{i,t}), 0 2)*, *lag(ln(IDEB AF_{i,t}), 0 2)*, *lag(ln(IDEB EM_{i,t}), 0 2)*, *lag(ln(PIB per capita_{i,t-2}), 2 4)*, *lag(ln(K per capita_{i,t}), 0 2)*, *lag(ln(Escolaridade_{i,t}), 0 2)*, *lag(ln(Tamanho.turmas_{i,t}), 0 2)* e *lag(ln(Ex.Pobreza_{i,t}), 0 2)*.

Instrumentos exógenos adicionado ao GMM sistema é *lag(ln(Filiados_{i,t}), 0 2)*.

Fonte: elaborado pelo autor no R.

É evidente que a melhoria da qualidade da educação brasileira promove efeitos diretos sobre o crescimento. Desta forma, é fundamental buscar novas abordagens de pesquisa que analisem o comportamento da educação sobre a estrutura produtiva, o mercado de trabalho e o crescimento econômico, para o melhor entendimento das causas do baixo crescimento brasileiro.

8. CONCLUSÃO

Pritchett (2006), Hanushek e Woessmann (2012a) e Palma (2013) notaram que os países latino-americanos sempre apresentaram baixos níveis educacionais no século passado. Mas com notáveis taxas de crescimento de sua renda per capita e produtividade do trabalho. Com o relativo aumento da escolarização nas últimas décadas, os autores verificam uma perda de dinamismo econômico nestes países.

Para Palma (2013), as políticas econômicas na América Latina, adotadas nas últimas décadas, induziram que estas, por si só, gerariam um processo autônomo e virtuoso de crescimento econômico. Passados 30 anos, a América Latina viu sua produtividade do trabalho, produtividade total dos fatores e crescimento econômico ruírem. Para o autor, grande parte do problema foi provocado pela incorporação de ideias econômicas, sem o devido senso crítico e a adequação destas à realidade de cada país da região.

Quanto ao Brasil, os dados referentes ao impacto da educação sobre os retornos salariais apresentam queda vertiginosas no período pós-redemocratização. O que contrasta com o esforço institucional de melhoria dos dados de educação do país. Como apresentado, uma das hipóteses para este fenômeno seria a baixa qualidade da educação, assim, o aumento dos anos de escolaridade da população gerariam pouco ou nenhum aumento nas habilidades cognitivas dos indivíduos. Os resultados das regressões, aqui apresentados, afastaram as preocupações quanto à esta hipótese. Mesmo os estados brasileiros apresentando forte heterogeneidade, os resultados revelaram que o aumento da qualidade da educação, medida pelo Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB), tem impacto virtuoso sobre o nível de renda per capita dos estados brasileiros.

Os resultados corroboram com os estudos de Hanushek e Woessmann (2012a) sobre a relevância da qualidade da educação para o crescimento, bem como quanto à robustez do modelo proposto pelos autores. O uso de diferentes estratégias para contornar problemas de proliferação de instrumentos e de subestimação dos erros

padrões se mostraram assertivas para estimar o GMM sistema. Outra contribuição relevante é a utilização do número de filiados políticos por estado em proporção da população destes como variável instrumental.

Assim, o estudo buscou preencher algumas lacunas metodológicas e empíricas, o que possibilitou encontrar resultados robustos para o problema. Sendo fundamental buscar novas linhas de pesquisas, para verificar quais as causas da estagnação econômica brasileira pós-redemocratização.

9. REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

ABRAMOVITZ, M.. *The Search of the Sources of Growth: Areas of Ignorance, Old and New*, **Journal of Economic History**, 53, 217-243. 1993.

ARELLANO, M.; BOVER, O.. *Another look at the instrumental-variable estimation of error components model*. **Journal of Econometrics**. v. 68, p. 29-52, 1995.

_____.; BOND, Stephen. *Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations*. **The review of economic studies**, v. 58, n. 2, p. 277-297, 1991.

BALTAGI, B. H.. **Econometrics**, Springer-Verlag. Ed. 3a. 2005.

BARBOSA FILHO, F. H.; PESSÔA, S. A.; VELOSO, F. A.. *Evolução da produtividade total dos fatores na economia brasileira com ênfase no capital humano 1992–2007*. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v. 64(2), p. 91–113, 2010.

BAUMOL, W. J.. *Macroeconomics of unbalanced growth: The anatomy of urban crisis*. **The American Economic Review**, 57(3), 415–426, 1967.

_____. *“The cost disease: why computers get cheaper and health care doesn’t”*. Yale university Press. 2012.

BENHABIB, J.; SPIEGEL, M.. *The role of human capital in economic development: Evidence from aggregate cross country data*. **Journal of Monetary Economics**, 34(2), p.143-174, 1994.

BILS, M.; KLENOW, J.. *Does Schooling Cause Growth?* **American Economic Review**, 90, 1160-1183, 2000.

BLUNDELL, R.; BOND, S.. *Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models*. **Journal of econometrics**, v. 87, n. 1, p. 115-143, 1998.

_____.; BOND, S.; WINDMEIJER, F.. *Estimation in Dynamic Panel Data Models: Improving on the Performance of the Standard GMM Estimator*. **Advances in Econometrics**. n. 15, p. 53-91. 2000.

BONTEMPI, M.; MAMMI, I.. *A strategy to reduce the count of moment conditions in panel data GMM*. **Munich Personal RePEc Archive**. 2012.

BOND, S.; HOEFFLER, A.; TEMPLE, J.. "GMM Estimation of Empirical Growth Models", **CEPR Discussion Paper**, 2001.

BRASIL. **Constituição da República Federativa do Brasil de 1988**. Brasília, 1988. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituicao.htm>. Acesso em: 20 de julho de 2020.

BREUNIG, R.; MAJEED, O.. *Inequality, poverty and economic growth*. **International Economics**. Vol. 161, May, p. 83-99. 2020.

CARD, D.. *Estimating the return to schooling: Progress on some persistent econometric problems*. **Econometrica**, p.1127-1160. 2001.

CAVALCANTE, L.; DE NEGRI, F.. *Evolução recente dos indicadores de produtividade no Brasil*. In F. De Negri, F.; Cavalcante, L.. (Eds.), **Produtividade no Brasil: Desempenho e determinantes**. Brasília: IPEA, p. 143–171, 2014.

CASELLI, F.; ESQUIVEL G.; LEFORT, F.. . *Reopening the convergence debate: a new look at cross-country growth empirics*. **Journal of Economic Growth**, n.1, p. 363-389. 1996.

CRUZ, G.. **Mobilidade intergeracional de renda no Brasil: tendências temporais e diferenciais de gênero**. Tese de doutorado. Universidade Federal do Rio de Janeiro. 2019.

DALVIN, A.; ZANON, D.. *Taxa interna de retorno da educação: uma análise não paramétrica para o Rio Grande do Sul*. **Ensaio FEE**. Porto Alegre, v. 38, n. 2, p. 251-272. 2017.

DINERSTEIN, M.; MEGALOKONOMOU, R.; YANNELIS, C.. *Human Capital Depreciation*. **CESifo Working Paper**. No. 8614. 2020.

DICKINSON, D.; OAXACA, R.. *Statistical Discrimination in Labor Markets: An Experimental Analysis*. **Southern Economic Journal**. n. 76 p.16-31. 2009.

DURLAUF, S.; JOHNSON, P.; TEMPLE, J.. "Growth Econometrics" in Phillippe Aghion and Steven Durlauf (eds.), **Handbook of Economic Growth**, vol. 1A, North Holland, pp. 555-677, 2005.

ELLERY JUNIOR, R. G.. Produtividade Total dos Fatores no Brasil no Período Pós-Reformas. **Revista de Economia Aplicada**, v. 21, p. 617-633, 2017.

FIALHO FERREIRA, M.; ABREU PEREIRA, D.; SILVIO DA ROSA, P.; PASSOS, M.; GALLEGO ZIERO, J.. *Economic Growth Channels from Human Capital: A Dynamic Panel Analysis for Brazil*. **Revista brasileira de economia (impresso)**, v. 74, p. 95-118, 2020.

FURTADO, C.. **Formação econômica do Brasil**. 27. ed. São Paulo: Cia. Editora Nacional/Publifolha, 2007.

GALA, P.. **Política cambial e macroeconomia do desenvolvimento**. 2007. 166 f. Tese (Doutorado) – Pós-graduação acadêmica da Escola de Economia, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2007.

GALOR, O.; MOAV, O.. *From physical to human capital accumulation: Inequality and the process of development*. **The Review of Economic Studies**, p. 1001-1026, 2004.

GAMA, V.. **Os efeitos da qualidade da educação sobre a acumulação de capital humano e o crescimento econômico no Brasil**. 2014. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

GEM. Global Entrepreneurship Monitor: Empreendedorismo no Brasil. **Sebrae/FGV**. Rio de Janeiro, p.1-210, 2016.

GREENE, W.. **Econometric Analysis**. Ed 7a. New York: Pearson. 2018.

GUJARATI, D. **Econometria básica**. Ed. Mc Graw Hill. São Paulo. Ed. 5. 2011.

HANSEN, L.. *Large sample properties of generalized method of moments estimators*. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 1029-1054, 1982.

HANUSHEK, E.. *Education Production Functions*. In: BRADLEY, S.; GREEN, C. (org.). **Economics of Education**, 2 Ed, London: Academic Press, p. 171-182, 2020.

_____. *Why Standard Measures of Human Capital are Misleading*. **KDI Journal of Economic Policy**. Sejong-si, 37(2): 22–39. 2015.

_____.; WOESSMANN, L.. *Education, Knowledge Capital, and Economic Growth*. In: BRADLEY, S.; GREEN, C. (org.). **Economics of Education**, 2 Ed, London: Academic Press, p. 171-182, 2020.

_____. *Why Standard Measures of Human Capital are Misleading*. **KDI Journal of Economic Policy**. Sejong-si, 37(2): 22–39. 2015.

_____. *Schooling, educational achievement, and the Latin American growth puzzle*. **Journal of Development Economics**. Seoul, Volume 99, p.497-512, 2012a.

_____. *Do better schools lead to more growth? Cognitive skills, economic outcomes, and causation*. **Journal of Economic Growth**, 17(4), 267-321, 2012b

_____. *Publicly provided education*. In A. J. Auerbach, & M. Feldstein (Eds.), **Handbook of public economics**, Amsterdam: North Holland. Vol. 4, p. 2045-2141. 2002.

_____. *Assessing the effects of school resources on student performance: an update*. **Educational Evaluation and Policy Analysis**, vol. 19(2), p. 141–64. 1997.

HAUK, W.. *Endogeneity Bias and Growth Regressions*. **Journal of Macroeconomics**. New York. P. 1-31. 2017.

IBGE. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. (2020). Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua – PNAD Contínua. Acessado em 20 de julho de 2020:<<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9171-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-mensal.html?=&t=o-que-e>>.

IBGE. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. 2018. Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua de Educação – PNAD Contínua de Educação. Acessado em 20 de julho de 2020:< <https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-sala-de-imprensa/2013-agencia-de-noticias/releases/24857-pnad-continua-2018-educacao-avanca-no-pais-mas-desigualdades-raciais-e-por-regiao-persistem>>.

IPEA. Instituto de Pesquisa em Economia Aplicada. 2020. **Ipeadata: Banco de dados do IPEA**. Acessado em 20 julho de 2020: <http://www.ipeadata.gov.br/>.

KRUEGER, A.. *Economic Considerations and Class Size*. **Economic Journal**. vol. 113, February, p. 34-63. 2003.

_____.; LINDAHL, M.. *Education for growth: Why and for whom?* **Journal of Economic Literature**, p. 1101-1136, 2001.

LEVY, P.; RIBEIRO, F.; BASTOS, E.; LAMEIRAS, M.; CARVALHO, L.. Economia brasileira no período 1987-2013: relatos e interpretações da análise de conjuntura no Ipea. **Relatório IPEA**. p.1-458. 2015.

LEWIS, W. A.. *Economic development with unlimited supplies of labour*. **The Manchester School**, v. 22(2), 139–191. 1954.

LUCAS, R. J.. *On the Mechanics of Economic Development*. **J. Monet a q Econ.** 22 July: p. 3-42. 1988.

LUTZ, W.; CUARESMA, J.C.; SANDERSON, W.. *The Demography of Educational Attainment and Economic Growth*. **Science** 319, p. 1047-1048. 2008.

MANKIW, G.; ROMER, D.; WEIL, D.. *A Contribution to the Empirics of Economic Growth.* **Quarterly Journal of Economics**, Cambridge, v. 107, p.407–437, 1992.

ME. **Ministério da Economia**. 2020. Relatório Anual de informações Sociais – RAIS. Acessado em 20 de julho de 2020: http://bi.mte.gov.br/bgcaged/caged_rais_vinculo_id/login.php.

MEHTA, A.; FELIPE, J.. *Education and the journey to the core: Path dependence or leapfrogging?* **Asian Development Bank**, Economics Working Paper. Mandaluyong. Series 395. 2014.

MINCER, J.. *Schooling, Experience and Earnings*. **National Bureau of Economic Research**. Columbia University Press, 1974.

MOURA, R. L.. Testando as Hipóteses do Modelo de Mincer para o Brasil. **Revista Brasileira de Economia**. Rio de Janeiro. v. 62 n. 4 / p. 407–449. 2008.

NAKABASHI, L.; ASSAHIDE, L.. Uma análise do retorno da escolaridade dos jovens por classe de renda: 1997-2012. **Pesquisa e Planejamento Econômico**. Rio de Janeiro, v. 47, p. 137-184, 2017.

NAKABASHI, L.; SALVATO, M. A. . Human Capital Quality in the Brazilian. **Revista Economia da ANPEC**, v. 8, p. 211-229, 2007.

OCDE. Repensando a Garantia de Qualidade para o Ensino Superior no Brasil. **Revisões das Políticas Nacionais para a Educação**. Paris. p. 1-85. 2018.

PALMA, G.. *Why has productivity growth stagnated in most Latin American countries since the neo-liberal reforms?*. In: OCAMPO.J. A.; ROS.J. (Org). **The Oxford Handbook of Latin American Economics**. 1.ed. Oxford: Oxford University Press, p. 20-84. 2013.

_____. *Four sources of 'de-industrialisation' and a new concept of the dutch disease*. In: OCAMPO, J. A. (Org.). **Beyond reforms: structural dynamics and macroeconomic vulnerability**. 1.ed. Stanford: Stanford University Press and World Bank, p. 70-106, 2005.

PRITCHETT, L.. *Does learning to add up add up? The returns to schooling in aggregate data*. In: HANUSHEK, E.; WELCH, F. (Org). **Handbook of the economics of education**. Amsterdam: North Holland. p. 635-695, 2006.

_____. *Where has all the education gone?*. **The World Bank Economic Review**. Washington, D.C, Vol.15, No.3, p.367-391, 2001.

ROMER, P.. *Endogenous Technological Change*. **The Journal of Political Economy**. Chicago. Vol. 98, Oct. p. S71-S102. 1990.

ROODMAN, David. A note on the theme of too many instruments. **Oxford Bulletin of Economics and statistics**, v. 71, n. 1, p. 135-158, 2009.

_____. How to do xtabond2: An introduction to Difference and System GMM in Stata. 2006.

ROWTHORN, R.; RAMASWAMY, R.. *Growth, trade, and de-industrialization*. **International Monetary Fund**, Washington, v. 46, n. 1, p.18-41, 1999.

RUGITSKY, F.. Milagre, miragem, antimilagre: A economia política dos governos Lula e as raízes da crise atual. **Revista Fevereiro**. São Paulo. Disponível em: <<http://www.revistafevereiro.com/pag.php?r=09&t=03>>. Acesso 20 de jul. 2020, 2016.

SANTOS, P. F.; SPOLODOR, H.. Produtividade setorial e mudança estrutural no Brasil: Uma análise para o período 1981 a 2013. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v. 72, p. 217–248, 2018.

SARGAN, J.. *The estimation of economic relationships using instrumental variables*. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 393-415, 1958.

SCHYMURA, L.. O papel da falta de sorte na “década perdida” de 2011 a 2020. Carta do Ibre. Conjuntura Econômica. Rio de Janeiro. Disponível em: <<https://portalibre.fgv.br/sites/default/files/2022-02/02ce2022-carta-do-ibre.pdf>>. Acesso 20 de Maio. 2022, 2022.

SILVA, R.; MARTINS, B.; ALENCAR, R.. A produtividade e seus determinantes nos estados brasileiros: uma análise de 2010 a 2018. In: XIX Encontro Nacional da Associação Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos - XIX ENABER, Juiz de Fora. **Anais eletrônicos do ENABER**, 2021.

SOLOW, R. M.. "Technical Change and the Aggregate Production Function." **Rev. Econ. and Statis.** August 1957. p. 312-20. 1957

_____. "A Contribution to the Theory of Economic Growth." **Q.J.E.** February. p. 65-94. 1956.

SYVERSON, C.. *What Determines Productivity?* **Journal of Economic Literature.** Nashville. Vol. 49, No. 2. JUNE. p. 326-365. 2011.

TEMPLE, J.. *Generalizations that aren't? Evidence on education and growth.* **European Economic Review**, ed. 45, p. 905-918, 2001.

_____. *A Positive Effect of Human Capital on Growth.* **Economics Letters.** p. 131-34. 1999.

WINDMEIJER, F.. A finite sample correction for the variance of linear efficient two-step GMM estimators. **Journal of econometrics**, v. 126, n. 1, p. 25-51, 2005

WOOLDRIDGE, J.. *Econometric analysis of cross section and panel data.* The MIT press. Ed. 5. 2010

ANEXO

Tabela 6 - Resultados da correlação de Pearson, Kendall e Spearman entre as variáveis do modelo e o instrumento exógeno

	Proporção de filiados políticos por estado					
	Pearson		Spearman		Kendall	
	Cor	P-valor	Rho	P-valor	Tau	P-valor
IDEB AI	0.425	0.000	0.410	0.000	0.289	0.000
IDEB AF	0.453	0.000	0.428	0.000	0.307	0.000
IDEB EM	0.338	0.000	0.324	0.000	0.234	0.000
Pib per capita	0.139	0.077	0.226	0.003	0.170	0.001
Escolaridade	0.204	0.008	0.263	0.000	0.196	0.000
Tamanho das turmas	-0.166	0.034	-0.07	0.373	-0.03	0.572
Extrema Pobreza	-0.527	0.000	-0.545	0.000	-0.383	0.000
Mortalidade infantil	-0.387	0.000	-0.332	0.000	-0.235	0.000

Fonte: elaborado pelo autor no R.

