

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



MONOGRAFIA FINAL DE CURSO

**UMA ANÁLISE DA CURVA DE KUZNETS AMBIENTAL SOB A ÓTICA
DA RELAÇÃO ENTRE EDUCAÇÃO E EMISSÕES DE CO2 NO BRASIL**

Marcello Eduardo Ferrari

No. de matrícula: 1512879

Orientador: Juliano Junqueira Assunção

Dezembro 2023

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



MONOGRAFIA FINAL DE CURSO

**UMA ANÁLISE DA CURVA DE KUZNETS AMBIENTAL SOB A ÓTICA
DA RELAÇÃO ENTRE EDUCAÇÃO E EMISSÕES DE CO2 NO BRASIL**

Marcello Eduardo Ferrari

No. de matrícula: 1512879

Orientador: Juliano Junqueira Assunção

Dezembro 2023

Declaro que o presente trabalho é de minha autoria e que não recorri para realizá-lo, a nenhuma forma de ajuda externa, exceto quando autorizado pelo professor tutor

As opiniões expressas neste trabalho são de responsabilidade única e exclusiva do autor

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer aos meus pais, minha irmã, meus avós e meus amigos pelo grande apoio que me deram durante toda a minha difícil trajetória depois de mudar de curso, de engenharia para economia. Também gostaria de agradecer a minha psicóloga que, depois da pandemia, me ajudou e me incentivou a voltar para a faculdade e não desistir. O meu orientador, Juliano Assunção, também tem meu agradecimento por ter me dado uma chance de fazer uma monografia juntando as duas áreas da economia que me interessam e que acho de enorme importância para o futuro - educação e meio-ambiente.

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo, diante do alarmante cenário de aquecimento global, analisar a relação entre educação e emissões de CO₂ no Brasil e identificar uma possível Curva de Kuznets Ambiental (EKC) nessa relação para entender se o investimento na educação pode ser visto também como um instrumento para conter a degradação ambiental no Brasil, um país tão importante no cenário mundial na questão ambiental, principalmente devido a Amazônia. A educação ainda é uma área de grande relevância que o Brasil pode melhorar muito e, portanto, seria interessante se o Estado fosse capaz de concentrar os investimentos nessa área e ainda gerar resultados positivos para o meio ambiente, além de inúmeros outros benefícios que a educação traz para a economia.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	8
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	10
3. DADOS.....	12
4. MÉTODO.....	13
5. RESULTADOS.....	18
6. CONCLUSÃO.....	23
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	24

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Teste de Dependência Cross-section (CD).....	18
Tabela 2 – Teste de Autoregressive Wild Bootstrap (AWB).....	18
Tabela 3 – Teste de Autoregressive Wild Bootstrap (AWB).....	19
Tabela 4 – Método CCEP com Tendencia.....	19
Tabela 5 – Metodo CCEP sem Tendencia.....	20
Tabela 6 – Metodo CCEMG com Tendencia.....	20
Tabela 7 – Metodo CCEMG sem Tendencia.....	21
Tabela 8 – Teste de Dumitresco-Hurlin.....	22

1. INTRODUÇÃO

O aquecimento global é um tema cada vez mais relevante e preocupante, pois é responsável por inúmeras consequências negativas para o planeta Terra e todos os seus habitantes, tais quais: aumento dos riscos de diversas doenças, como alergias, infecções, doenças cardiorrespiratórias e hipertermia; estações fora de época, vegetação e solos secando mais cedo, nível do mar subindo, diversas espécies correndo risco de serem extintas e várias regiões sofrendo com o degelo, principalmente as calotas polares.

Tal aquecimento é causado pela intensificação do efeito estufa, onde forma-se uma camada cada vez mais espessa de gases poluentes na atmosfera, que retém o calor na Terra. Embora reduzir as emissões de gases poluentes demande certo custo, lidar com as consequências do aquecimento global pode ser ainda mais danoso para a economia. Atividades industriais, comerciais, turismo, comércio e agricultura, podem ser prejudicadas. Plantações teriam que ser irrigadas mais vezes e medidas teriam que ser adotadas para garantir o bem-estar animal, tornando produtos como vegetais e carnes mais caros. Infraestruturas essenciais, como linhas de energia, estradas e pontes podem ser comprometidas, gerando gastos aos governos. A criação de sistemas de alerta e infraestrutura para lidar com ondas de calor e desastres naturais, assim como a reconstrução das cidades após esses desastres, também gerariam despesas aos governos. Por todos esses motivos, explicados em maiores detalhes no blog da WayCarbon ([Quais as reais consequências do aquecimento global? \(waycarbon.com\)](https://waycarbon.com)), seria de grande interesse para os países reduzir as emissões de gases de efeito estufa.

Segundo o economista Solow, a geração de conhecimento e tecnologia é responsável pelo crescimento econômico no longo prazo. Dessa forma, podemos dizer que a educação se torna essencial para o crescimento econômico visto que quanto melhor a educação, mais capazes são os indivíduos de produzirem conhecimento e inovações tecnológicas. Portanto, é de grande relevância para o Brasil investir mais e melhor na educação, um setor que está ainda muito abaixo dos países mais desenvolvidos, para ser

capaz de garantir um maior crescimento econômico no longo prazo, além de melhorar questões tão importantes como a desigualdade social no país.

A Curva de Kuznets Ambiental (EKC) diz respeito a uma relação de U invertido entre o PIB per capita e o nível de poluição. Portanto, o PIB per capita aumentaria o nível de poluição até certo ponto e a partir desse ponto começaria a diminuir a poluição. Essa monografia se baseia nos recentes estudos sobre como a educação pode ser uma variável importante a ser considerada na EKC. Através da educação seria possível aumentar a conscientização ambiental da população, assim como ajudar a criar tecnologias limpas e eficientes, ambas com efeito negativo sobre o nível de poluição.

O principal gás poluente, responsável por até 60% do efeito estufa, é o CO₂, e o Brasil é um dos grandes emissores mundiais desse gás. O objetivo é entender se há efeito e qual é o efeito da educação nas emissões de gases CO₂ no Brasil através de um estudo da evolução da educação na última década nos estados brasileiros mais o Distrito Federal. Com isso, busca-se encontrar um possível caminho para países como o Brasil para reduzir as emissões de gases de efeito estufa e desacelerar o aquecimento global ao mesmo tempo em que também melhora uma das questões mais importantes para a nossa evolução não só econômica, mas também social, que é a educação. O método econométrico usado leva em conta o problema de dependência cross-section quando se tratando de dados em painel e busca contornar o mesmo através de técnicas empregadas em estudos mais recentes.

2. REVISÃO DE LITERATURA

Hill e Magnani (2002), diante de trabalhos inconclusivos de outros autores sobre a curva de Kuznets ambiental (EKC), sugerem um problema de omissão de variáveis relevantes. Então, tentam resolver o problema acrescentando variáveis para média de anos de escolaridade, abertura comercial e desigualdade em uma amostra de 156 países. Educação afetaria positivamente a conscientização ambiental das pessoas e isso se traduziria em uma diminuição do nível de poluição a partir de certo ponto. Hill e Magnani (2002) mostram que o resultado do coeficiente de escolaridade é estatisticamente significativo e positivo, ou seja, escolaridade aumentaria poluição, possivelmente por possibilitar acesso a tecnologias poluidoras como carros em países de baixa renda.

Williamson (2017) propõe média de anos de escolaridade e regime de governo, além de outras, como as variáveis de controle na EKC de 181 países. Educação afetaria positivamente a conscientização ambiental como também a produção de tecnologias limpas e eficientes, diminuindo o nível de poluição. O resultado do coeficiente de escolaridade não é estatisticamente significativo e não podemos concluir que a média de anos de escolaridade é uma variável relevante na EKC.

Balaguer e Cantavella (2018) consideram educação como uma possível variável omitida na EKC da Austrália. Porém, ao invés de representar a educação com a média de anos de escolaridade, ela é representada pela taxa per capita de estudantes de graduação e pós-graduação. O estudo também faz uso de uma relação quadrática entre educação e poluição ao invés de somente uma relação linear e mostra que a educação é sim relevante para explicar o nível de poluição, apresentando um formato de U invertido como se espera da EKC.

Umaroh (2019) utiliza um modelo quadrático baseado em Balaguer e Cantavella (2018) com taxa per capita de estudantes de nível superior e verifica que é uma variável relevante. Porém, percebe que no curto prazo se verifica um formato de U invertido, enquanto no longo prazo, o coeficiente de educação se torna nulo.

Shafiullah M, Papavassiliou VG, Shahbaz M (2021) utiliza duas taxas diferentes para medir educação, uma de pessoas com graduação dentro de uma população considerando todas as idades e outra considerando só a população de certa faixa etária, ao estudar 48 estados americanos num período de 40 anos, e oferecem soluções para o problema de dependência cross-section presente em painéis onde a quantidade de cross-sections é maior do que o período de tempo. Realizam testes para confirmar a dependência e identificar cointegração no modelo para depois estimar a regressão através de métodos apropriados. Também fazem um teste de causalidade de Granger com o objetivo de entender se há realmente uma relação causal entre educação e emissões. O estudo de Shafiullah M, Papavassiliou VG, Shahbaz M (2021) conclui que o coeficiente da educação é positivo e estatisticamente significativo e ao usar relação quadrática de Balaguer e Cantavella (2018), também conclui que existe uma relação em formato de U invertido entre educação e poluição, validando a hipótese da EKC. Além disso, verificam que, de acordo com o teste de causalidade de Granger, há sim um efeito de causa partindo de educação para a emissão de CO₂ e, portanto, educação poderia ser considerado como um instrumento interessante de política para reduzir as emissões.

Tunali (2022) também utiliza duas taxas diferentes para medir educação, a de estudantes do ensino médio e a de estudantes do ensino superior, ambas per capita de acordo com a faixa etária relativa às etapas de ensino, para 21 países da União Europeia. A relação quadrática proposta por Balaguer e Cantavella (2018) também é levada em consideração. O estudo mostra que não há efeito da taxa de alunos do ensino médio sobre poluição, mas há, não só um efeito da taxa de alunos no ensino superior sobre poluição, como também uma relação em formato de U invertido, validando a hipótese da EKC.

3. DADOS

Utilizaremos os dados do PIB real per capita, da taxa per capita de alunos matriculados no ensino médio de 15 a 17 anos, da taxa per capita de alunos matriculados no ensino superior de 18 a 24 anos e de emissões per capita de CO₂. Os dados são todos coletados a nível estadual no Brasil entre o período de 2009-2019. As variáveis utilizadas para educação são com base no estudo de Tunali (2022).

- Os dados de população (total, 15 a 17 anos e 18 a 24 anos) utilizados para transformar as variáveis em per capita são todos encontrados em [TabNet Win32 3.0: População Residente - Estudo de Estimativas Populacionais por Município, Idade e Sexo 2000-2021 - Brasil \(datasus.gov.br\)](#).

- Os dados do PIB nominal são coletados em [Tabela 5938: Produto interno bruto a preços correntes, impostos, líquidos de subsídios, sobre produtos a preços correntes e valor adicionado bruto a preços correntes total e por atividade econômica, e respectivas participações - Referência 2010 \(ibge.gov.br\)](#) e transformados em PIB real com base no IPCA em [Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo | IBGE](#), utilizando 2009 como ano base.

- Os dados de alunos matriculados no ensino médio de 15 a 17 anos de idade se encontram em [Educação Básica — Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira | Inep \(www.gov.br\)](#).

- Os dados de alunos matriculados no ensino superior de 18 a 24 anos de idade se encontram em (variável QT_MAT_18_24) [Censo da Educação Superior — Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira | Inep \(www.gov.br\)](#).

- Os dados de CO₂ se encontram em [Emissões Totais | SEEG - Sistema de Estimativa de Emissão de Gases](#).

4. MÉTODO

Com todos os dados acima mencionados, é feito um painel N x T que será utilizado para realizar as estimações, onde N são os estados e T os anos. A equação utilizada para medir o efeito da educação nas emissões de CO₂, baseada em estudos como de Balaguer e Cantavella (2018) e Shafiullah M, Papavassiliou VG, Shahbaz M (2021) é a seguinte:

$$\ln CO_{2it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Y_{it} + \beta_2 \ln EDU_{it} + u_{1it} \quad (1)$$

Onde CO₂ são as emissões, Y é o PIB real per capita e EDU é a variável da educação, onde num primeiro momento usaremos a taxa per capita de alunos matriculados no ensino médio de 15 a 17 anos (med) e num segundo momento será a taxa per capita de alunos matriculados no ensino superior de 18 a 24 anos (sup). Além disso, i são os cross-sections, nesse caso, os estados e t são os anos.

Para identificar o formato da relação entre educação e emissões e descobrir se é realmente um U invertido, usaremos uma especificação quadrática do primeiro modelo, como proposto por Balaguer e Cantavella (2018) e Tunali (2022):

$$\ln CO_{2it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Y_{it} + \beta_2 \ln EDU_{it} + \beta_3 \ln EDU_{it}^2 + u_{2it} \quad (2)$$

Só estamos preocupados com a relação quadrática de EDU, portanto, não incluiremos Y^2 . Ao estimar esse modelo, estamos interessados nos sinais de β_2 e β_3 , se β_2 for positivo e β_3 for negativo, comprovaremos o formato de U invertido que buscamos.

Como temos mais cross-sections ($N=27$) do que períodos de tempo ($T=11$), antes de estimar as regressões, identificaremos se há dependência cross-section (CD), que é um problema comum nessa situação. Isso é necessário pois, se houver CD, testes usuais de estacionariedade não são recomendados já que variáveis nesses testes podem erradamente parecer não estacionárias por conta da CD. Para testar se há CD, usaremos os testes LM de Breusch-Pagan (1980) e CD de Pesaran (2015). O teste LM é o seguinte:

$$CD_{LM} = T \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{\rho}_{ij}^2$$

Onde $\hat{\rho}_{ij}$ é o coeficiente de correlação do erro e é dado por:

$$\hat{\rho}_{ij} = \hat{\rho}_{ji} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{it}e_{jt}}{\left(\sum_{t=1}^T e_{it}^2\right)^{\frac{1}{2}} \left(\sum_{t=1}^T e_{jt}^2\right)^{\frac{1}{2}}}$$

O teste CD é dado por:

$$CD_{NT} = \sqrt{\frac{2}{N(N-1)}} \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \sqrt{T} \hat{\rho}_{ij} \right)$$

Após concluída a presença de CD, iremos realizar testes de presença de raiz unitária através do Autoregressive Wild Bootstrap (AWB) proposto por Friedrich, Smeekes e Urbain (2020). Bootstrapping é um método de reamostragem e é recomendado para teste de raiz unitária com amostra pequena segundo Birkel (2014).

Petrova (2019) analisa métodos de cointegração para amostras pequenas e propõe usar o teste de Banerjee e Carrion-i-Silvestre (2017). Ao se confirmar a presença de raízes unitárias, estimaremos os modelos através do Pooled Common Correlated Effects (CCEP) de acordo com o proposto por Banerjee e Carrion-i-Silvestre (2017). Após isso, também estimaremos nossos modelos através de Common Correlated Effects Mean Group (CCEMG) para ver qual método se aplica melhor ao nosso estudo, entre CCEP e CCEMG. CCEP e CCEMG são variações do método CCE de Pesaran (2006) para painéis com CD. Ambos os métodos fazem a estimação levando em conta as médias cross-section das variáveis:

$$y_{it} = \alpha' \mathbf{d}_t + \beta' \mathbf{x}_{it} + e_{it},$$

Onde y é a variável dependente, d é o efeito comum observado, x é o regressor e e é o erro.

$$\mathbf{x}_{it} = \mathbf{A}'_i \mathbf{d}_t + \Gamma'_i \mathbf{f}_t + \mathbf{v}_{it},$$

Onde f é o efeito comum não observado e v é o erro. Temos que:

$$\mathbf{z}_{it} = \begin{pmatrix} y_{it} \\ \mathbf{x}_{it} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}'_i & \mathbf{C}'_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{d}_t \\ \mathbf{f}_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{u}_{it} \end{pmatrix},$$

$(k+1) \times 1$ $(k+1) \times n$ $n \times 1$ $(k+1) \times m$ $m \times 1$ $(k+1) \times 1$

Onde:

$$\mathbf{u}_{it} = \begin{pmatrix} \varepsilon_{it} + \beta' \mathbf{v}_{it} \\ \mathbf{v}_{it} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{B}_i = (\alpha_i \quad \mathbf{A}_i) \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0} \\ \beta_i & \mathbf{I}_k \end{pmatrix}, \quad \mathbf{C}_i = (\gamma_i \quad \Gamma_i) \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0} \\ \beta_i & \mathbf{I}_k \end{pmatrix},$$

Utilizamos, então, as médias cross-section das variáveis z com peso w para achar o estimador de CCE, β :

$$\bar{z}_{wt} = \bar{\mathbf{B}}_w' \mathbf{d}_t + \bar{\mathbf{C}}_w' \mathbf{f}_t + \bar{\mathbf{u}}_{wt},$$

Onde:

$$\bar{\mathbf{B}}_w = \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{B}_i, \quad \bar{\mathbf{C}}_w = \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{C}_i, \quad \bar{\mathbf{u}}_{wt} = \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{u}_{it},$$

Concluiremos testando a causalidade de Granger entre as variáveis para entender quais variáveis são capazes de prever a outra, o que é importante na hora de usar instrumentos políticos. Isso será feito através do método de Dumitrescu-Hurlin (2012), que é útil no caso de painéis com CD. Um teste usual de causalidade de Granger em painel é tal qual:

$$y_{it} = \gamma_i + \sum_{j=1}^p \alpha_i^{(j)} y_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \beta_i^{(j)} x_{i,t-j} + u_{1it}$$

$$x_{it} = \delta_i + \sum_{j=1}^p \theta_i^{(j)} x_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \vartheta_i^{(j)} y_{i,t-j} + u_{2it}$$

Onde p é a defasagem máxima e:

$$H_0 : \beta_i = \vartheta_i = 0, H_1 : \beta_i \neq \vartheta_i \neq 0$$

No caso do teste de Dumitrescu-Hurlin (2012), H_1 é modificada para:

$$\begin{aligned} H_1 : \beta_i = \vartheta_i = 0 \quad \forall i = 1, \dots, N_1, \\ \beta_i \neq \vartheta_i \neq 0 \quad \forall i = N_1 + 1, N_2 + 2, \dots, N \end{aligned}$$

Onde N_1 é desconhecido e deve ser maior ou igual a 0 e menor do que 1. O teste é aplicado para cross-section e é feita uma média para chegar na estatística de teste.

5. RESULTADOS

Utilizaremos o nível de significância de 5% para todos os testes. Primeiro, testamos para CD para os modelos (1) e (2):

Tabela 1

Teste de Dependência Cross-section (CD)		
Modelos	p-valor teste CD	p-valor teste LM
Inco2=Inpib+Inmed+Inmed2	0	0
Inco2=Inpib+Inmed	0	0
Inco2=pib+Insup+Insup2	0	0
Inco2=Inpib+Insup	0	0

A hipótese nula é que não há CD no modelo. Como os p-valores de ambos os testes para ambos os modelos são <0.05 , H_0 é rejeitada e, logo, há CD nos modelos.

Agora, utilizamos o AWB para testar presença de raiz unitária nas variáveis:

Tabela 2

Teste de Autoregressive Wild Bootstrap (AWB)	
Séries	p-valor
Inco2	0.3697
Inpib	0.7664
Inmed	0.0683
Insup	0.01601

A hipótese nula é que a série tem raiz unitária e a alternativa é que a série é estacionária. Como o p-valor de $\lnsup=0.01601 < 0.05$, a série é estacionária. Já em $\lnco2$, \lnpib e \lnmed , os p-valores são >0.05 (0.3697, 0.7664, 0.0683, respectivamente), logo devemos testar a primeira diferença dessas séries:

Tabela 3

Teste de Autoregressive Wild Bootstrap (AWB)	
Séries	p-valor
$\Delta \lnco2$	0.001001
$\Delta \lnpib$	0
$\Delta \lnmed$	0

Vemos que os p-valores da primeira diferença das séries são <0.05 , portanto, \lnsup é $I(0)$ e $\lnco2$, \lnpib e \lnmed são $I(1)$.

Vamos, então, estimar os modelos através de CCEP e CCEMG e escolher o que apresenta maior poder para os nossos modelos:

Tabela 4

Método CCEP com Tendência				
Modelos	Valor Estimado	Erro Padrão	p-valor	R2
$\lnco2 = \lnpib + \lnmed$	$\lnpib = 0.47094$ $\lnmed = 0.89448$	$\lnpib = 0.40199$ $\lnmed = 0.70522$	$\lnpib = 0.2414$ $\lnmed = 0.2047$	0.68011
$\lnco2 = \lnpib + \lnsup$	$\lnpib = 0.48048$ $\lnsup = -0.23058$	$\lnpib = 0.34435$ $\lnsup = 0.49170$	$\lnpib = 0.1629$ $\lnsup = 0.6391$	0.65424
$\lnco2 = \lnpib + \lnmed + \lnmed^2$	$\lnpib = 0.797614$ $\lnmed = 1.175417$ $\lnmed^2 = -0.087089$	$\lnpib = 0.449305$ $\lnmed = 5.307997$ $\lnmed^2 = 13.352934$	$\lnpib = 0.07586$ $\lnmed = 0.82475$ $\lnmed^2 = 0.99480$	0.68268
$\lnco2 = \lnpib + \lnsup + \lnsup^2$	$\lnpib = 0.59288$ $\lnsup = -0.25872$ $\lnsup^2 = -0.17799$	$\lnpib = 0.46281$ $\lnsup = 5.21415$ $\lnsup^2 = 1.48046$	$\lnpib = 0.2002$ $\lnsup = 0.9604$ $\lnsup^2 = 0.9043$	0.64203

Tabela 5

Método CCEP sem Tendência				
Modelos	Valor Estimado	Erro Padrão	p-valor	R2
Inco2=Inpib+Inmed	Inpib=-0.21881 Inmed=0.092509	Inpib=0.34639 Inmed=0.71025	Inpib=0.5276 Inmed=0.1927	0.40516
Inco2=Inpib+Insup	Inpib=0.450878 Insup=-0.094055	Inpib=0.244574 Insup=0.462596	Inpib=0.06525 Insup=0.83888	0.58605
Inco2=Inpib+Inmed+Inmed2	Inpib=-0.11476 Inmed=-1.54049 Inmed2=-4.74654	Inpib=0.36082 Inmed=4.64669 Inmed2=11.77772	Inpib=0.7505 Inmed=0.7402 Inmed2=0.6869	0.46353
Inco2=Inpib+Insup+Insup2	Inpib=0.50298 Insup=1.75489 Insup2=0.31460	Inpib=0.32781 Insup=4.54765 Insup2=1.24693	Inpib=0.1249 Insup=0.6996 Insup2=0.8008	0.57192

Tabela 6

Método CCEMG com Tendência				
Modelos	Valor estimado	Erro padrão	p-valor	R2
Inco2=Inpib+Inmed	Inpib=0.97641 Inmed=-0.10157	Inpib=0.31528 Inmed=0.69358	Inpib=0.001955 Inmed=0.883576	0.64688
Inco2=Inpib+Insup	Inpib=0.59777 Insup=-0.38200	Inpib=0.22369 Insup=0.49419	Inpib=0.007533 Insup=0.439539	0.61467
Inco2=Inpib+Inmed+Inmed2	Inpib=1.0773 Inmed=14.7109 Inmed2=34.6529	Inpib=0.4299 Inmed=7.2887 Inmed2=17.5455	Inpib=0.01222 Inmed=0.04356 Inmed2=0.04827	0.61921
Inco2=Inpib+Insup+Insup2	Inpib=0.63264 Insup=12.02849 Insup2=3.12030	Inpib=0.48926 Insup=19.26605 Insup2=5.06593	Inpib=0.1960 Insup=0.5324 Insup2=0.5379	0.84253

Tabela 7

Método CCEMG sem Tendência				
Modelos	Valor Estimado	Erro Padrão	p-valor	R2
Inco2=lnpib+lnmed	lnpib=0.30117 lnmed=1.06957	lnpib=0.35856 lnmed=0.60688	lnpib=0.4009 lnmed=0.0780	0.41162
Inco2=lnpib+lnsup	lnpib=0.45568 lnsup=-0.35027	lnpib=0.23801 lnsup=0.47451	lnpib=0.05555 lnsup=0.46041	0.55704
Inco2=lnpib+lnmed+lnmed2	lnpib=0.079399 lnmed=12.380399 lnmed2=33.205589	lnpib=0.401129 lnmed=6.427739 lnmed2=17.412552	lnpib=0.84309 lnmed=0.05409 lnmed2=0.05652	0.33314
Inco2=lnpib+lnsup+lnsup2	lnpib=0.53222 lnsup=13.40255 lnsup2=3.33812	lnpib=0.35001 lnsup=18.56845 lnsup2=4.89043	lnpib=0.1284 lnsup=0.4704 lnsup2=0.4949	0.69238

O melhor método, considerando o R2 e os p-valores das variáveis, parece ser o método CCEMG com tendência, onde no modelo 1 (para ambas as versões de EDU), o coeficiente do pib é estatisticamente significativo e positivo a 5% e no modelo 2, os coeficientes das variáveis med e med2 são estatisticamente significativos e positivos a 5%, embora os coeficientes de sup e sup2 não sejam significativos e nem do PIB. Isso vai contra a nossa hipótese de que há uma relação de U invertido entre emissões de CO2 e educação, já que o coeficiente EDU2 (med2) é positivo.

É então feito o teste de causalidade de Granger de Dumitrescu-Hurlin (2012):

Tabela 8

Teste de Dumitrescu-Hurlin	
Variáveis	p-valor
Inpib -> Inco2	0.036
Inmed -> Inco2	0.09479
Insup -> Inco2	0
Inco2 -> Inpib	0.41
Inco2 -> Inmed	0
Inco2 -> Insup	0
Inpib -> Inmed	0
Inpib -> Insup	0
Inmed -> Inpib	0.714
Insup -> Inpib	0

A hipótese nula é de que não há causalidade de Granger. p-valores < 0.05 indicam que há causalidade de Granger, o que é o caso em Inpib -> Inco2, Insup -> Inco2, Inco2 -> Inmed, Inco2 -> sup, Inpib -> Inmed, Inpib -> Insup e Insup -> Inpib. Mas não é o caso em Inmed -> Inco2, Inco2 -> Inpib, Inmed -> Inpib. Ou seja, apesar de ter encontrado valores positivos e significativos para os coeficientes de med e med2, a educação não parece ser um bom preditor das emissões já que Inmed não granger causa Inco2.

6. CONCLUSÃO

De acordo com os resultados do estudo, existe uma relação positiva entre educação e emissões de CO₂ no Brasil, porém não se evidencia a presença da EKC nessa relação, ou seja, não há indícios de que um aumento na educação seria capaz de diminuir a degradação ambiental a partir de certo ponto. Além disso, o estudo encontrou uma relação causal inesperada na qual a educação não causa emissões de gases, mas sim as emissões causam a educação. Isso provavelmente se deve a imprecisão da estimação em um painel de dados com T muito pequeno. A área econométrica relacionada a estimação de painéis com dependência cross-section ainda é muito inconclusiva e especulativa, ainda mais a de painéis com amostras temporais pequenas. Não há uma literatura muito extensa e métodos de consenso, no R também não há alguns métodos como o Dynamic Common Correlated Effects (DCCE), mas tem muita margem para evoluir nos próximos anos com cada vez mais estudos recentes tentando entender e resolver as questões dessa área. Daqui a 20 ou 30 anos, dado que ainda haja acesso às variáveis desse estudo, seria interessante estimar os modelos de novo, pois além da probabilidade de ter novos métodos de estimação, a base de dados já teria uma amostra temporal de tamanho considerável.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Balaguer J, Cantavella M (2018): The Role of Education in the Environmental Kuznets Curve. Evidence from Australian Data. *Energy Economics*, 70:289-296.

Hill RJ, Magnani E (2002): An Exploration of the Conceptual and Empirical Basis of the Environmental Kuznets Curve. *Australian Economic Papers*, 41(2):239-254.

Williamson C (2017): Emission, Education, and Politics: An Empirical Study of the Carbon Dioxide and Methane Environmental Kuznets Curve. *The Park Place Economist*, 25(1):21-33,

Shafiullah M, Papavassiliou VG, Shahbaz M (2021): Is There an Extended Education-Based Environmental Kuznets Curve? An Analysis of US States. *Environmental and Resource Economics*, 80(4):795-819.

Umaroh R (2019): Does Education Reduce CO2 Emissions? Empirical Evidence of the Environmental Kuznets Curve in Indonesia. *Journal of Reviews on Global Economics*, 8:662-671.

Tunali CB (2022): Does Education Affect Environmental Pollution? An Empirical Analysis of the Environmental Kuznets Curve. *Finance A Uver-Czech Journal of Economics and Finance*, 30-49.

Birkel C (2014): The Analysis of Non-Stationary Pooled Time Series Cross-Section Data. *International Journal of Conflict and Violence*, 222-242.

Banerjee A, Carrion-i-Silvestre (2017): Testing for Panel Cointegration Using Common Correlated Effects Estimators. *Journal of Time Series Analysis*, 610-636.

Friedrich M, Smeekes S, Urbain J (2020): Autoregressive wild bootstrap inference for nonparametric trends. *Journal of Econometrics*, 81-109.

Petrova Y (2019): On cointegration between the insurance market and economic activity. *Empirical Economics*, 59:1127-1138

Sarafdis V, Wansbeek T (2012): Cross-sectional dependence in panel data analysis. *Economet Rev*, 31:483–531.

Breusch TS, Pagan AR (1980): The Lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics. *Rev Econ Stud*, 47:239–253.

Pesaran MH (2006): Estimation and inference in large heterogeneous panels with a multifactor error structure. *Econometrica*, 74:967–1012.

Dumitrescu EI, Hurlin C (2012): Testing for Granger non-causality in heterogeneous panels. *Econ Model*, 29:1450–1460.