

Patentes Educacionais E Desempenho No Pisa: Uma Análise Multivariada Com Dados Internacionais

Raphael Sapucaia Dos Santos, José Ricardo De Santana, Jonas Pedro Fabris,
Luis Felipe Dias Lopes

(Programa De Pós-Graduação Em Ciência Da Propriedade Intelectual – PPGPI, Universidade Federal De Sergipe (UFS), Brazil)

(Programa De Pós-Graduação Em Ciência Da Propriedade Intelectual – PPGPI, Universidade Federal De Sergipe(UFS), Brazil)

(Programa De Pós-Graduação Profissional Em Propriedade Intelectual –PPI, Instituto Federal Do Piauí (IFPI), Brazil)

(Programa De Pós-Graduação Em Ciências Contábeis – PPGCC, Universidade Federal De Santa Maria (UFSM), Brazil)

Abstract:

This study analyzes the combined influence of GDP per capita, internet access, and educational patents on the average performance of countries in the PISA assessment. The sample includes 34 countries across the 2000, 2006, 2012, and 2018 cycles, totaling 136 observations. Multiple linear regression models with time lag and logarithmic transformation of the patent variable were applied. The results show that GDP per capita is the main factor associated with educational performance, followed by patents, which became statistically significant after transformation. Internet access, on the other hand, showed no relevant effect. It is concluded that economic development and formalized innovation are positively related to PISA performance, reinforcing the importance of education policies grounded in empirical evidence.

Key Word: *Educational performance, PISA, linear regression, GDP per capita, educational patents.*

Date of Submission: 24-10-2025

Date of Acceptance: 04-11-2025

I. Introdução

O desempenho dos estudantes em avaliações internacionais como o PISA é amplamente utilizado para comparar a qualidade educacional entre países. Entre os fatores que influenciam esses resultados, destacam-se o PIB per capita, o acesso à internet e o nível de inovação tecnológica aplicado à educação.

Estudos como o de Boman (2023) e Anastasiou, Sideridis e Keller (2020) evidenciam que indicadores socioeconômicos, como a renda nacional, estão associados ao desempenho acadêmico, embora essa relação possa variar conforme o grau de desigualdade e o acesso equitativo aos recursos. O uso da internet, por sua vez, tem ganhado relevância como indicador de conectividade e inclusão digital. Shala e Grajčevci (2023), ao analisarem dados do PISA no Kosovo, observaram que a frequência de uso das TICs está relacionada ao desempenho, mas também revela desigualdades de acesso.

Além disso, estudos recentes indicam que o impacto de fatores socioemocionais, tecnológicos e socioeconômicos deve ser analisado de forma integrada. Rico-Juan, Peña-Acuña e Navarro-Martínez (2024) reforçam essa perspectiva ao investigarem o desempenho em leitura a partir de múltiplas variáveis com base no PISA. Mouronte-López e Ceres (2021), por sua vez, destacam o papel das tecnologias educacionais como elemento de diferenciação no engajamento dos estudantes.

Apesar disso, o papel das inovações formalizadas — como as patentes educacionais — ainda é pouco explorado em estudos empíricos. Considerar esses registros pode ampliar a compreensão sobre os efeitos da inovação na qualidade educacional.

Diante disso, este estudo tem como objetivo analisar, por meio de regressão linear múltipla, a influência conjunta do PIB per capita, do acesso à internet e do número de patentes educacionais sobre o desempenho médio dos países no PISA, avaliando a significância estatística de cada variável.

II. Material E Métodos

Este estudo utiliza um painel balanceado de 34 países participantes das edições do PISA de 2000, 2006, 2012 e 2018, totalizando 136 observações (INEP, 2020). A amostra reúne nações de diferentes níveis de desenvolvimento, como Alemanha, Brasil, Estados Unidos e Hong Kong (China), todas com dados completos nos quatro ciclos selecionados. Cada observação corresponde à pontuação média de um país em um ciclo do

PISA, associada aos indicadores socioeconômicos medidos em anos anteriores, configurando uma estrutura de dados em painel longitudinal com cortes transversais repetidos (Wooldridge, 2010).

Seleção dos ciclos e janela temporal

Entre os ciclos do PISA disponíveis no período (2000, 2003, 2006, 2009, 2012, 2015 e 2018), foram escolhidos quatro marcos – 2000, 2006, 2012 e 2018 – por garantirem cobertura de longo arco com dados homogêneos para todas as variáveis do estudo. Importante notar que a opção por seis anos não diz respeito ao espaçamento entre os ciclos escolhidos, mas à construção das variáveis explicativas: para cada ciclo selecionado, calculou-se a média dos seis anos anteriores de PIB per capita (PPP 2021), acesso à Internet e patentes educacionais (IPC G09B). Essa janela de seis anos foi adotada para capturar um histórico recente suficiente, permitindo a maturação dos processos econômicos e de inovação, reduzindo volatilidades anuais e produzindo medidas médias mais estáveis do contexto que precede o desempenho aferido pelo PISA. Esse procedimento preserva a comparabilidade entre ciclos e mitiga simultaneidade ao evitar depender apenas de valores de curtíssimo prazo.

Amostra e fontes de dados

Cada observação no painel corresponde à pontuação média de um país em um ciclo do PISA, associada aos indicadores socioeconômicos medidos em anos anteriores (conforme descrito adiante), caracterizando, assim, uma estrutura de dados em painel longitudinal com cortes transversais repetidos.

As fontes de dados utilizadas foram de caráter secundário e de abrangência internacional. Os microdados do Programme for International Student Assessment (PISA), disponibilizados pela OECD, forneceram as pontuações médias por país nas três áreas avaliadas (Leitura, Matemática e Ciências) em cada ciclo considerado. O Produto Interno Bruto per capita ajustado pela Paridade do Poder de Compra (PIB per capita PPP), expresso em dólares internacionais constantes de 2021, foi obtido de bases estatísticas internacionais (por exemplo, World Development Indicators do Banco Mundial). O indicador de acesso à internet representa o percentual da população com acesso à rede mundial de computadores, também coletado em bases como a União Internacional de Telecomunicações (UIT) e Banco Mundial. Por fim, os dados de patentes educacionais correspondem ao número de registros patentários classificados na subclasse G09B da Classificação Internacional de Patentes (CIP). No caso das patentes educacionais, a análise não considerou a totalidade da subclasse G09B, mas apenas os subgrupos com impacto direto em competências avaliadas pelo PISA, como G09B 1/00, 3/00, 5/00, 7/00, 11/00, 17/00, 19/00, 21/00 e 23/00. Em contrapartida, subgrupos como datilografia, música, planetários e mapas foram excluídos por apresentarem baixa relevância para os objetivos do estudo. Um resumo consolidado das variáveis, suas definições, unidades de medida e respectivas fontes encontra-se no Quadro 1.

Essas informações de patentes foram extraídas da plataforma Espacenet (European Patent Office), que permite consulta por país de origem dos depósitos. Em síntese, as variáveis independentes utilizadas foram: PIB per capita (US\$ PPC 2021), percentual de usuários de Internet, e número de patentes na subclasse G09B; enquanto a variável dependente foi o desempenho educacional médio no PISA (média simples das três notas de cada país em Leitura, Matemática e Ciências).

Quadro 1 — Fontes de dados e indicadores utilizados no estudo

Fonte / Plataforma	Variável / Indicador	Código / Classificação	Definição resumida	Unidade / Escala	Citação no texto (ABNT autor-data)
OECD (PISA)	Desempenho educacional (média de Leitura, Matemática e Ciências)	—	Pontuações médias do PISA por país e ciclo.	Pontos PISA	(OECD, 2019; INEP, 2020)
World Bank – WDI	PIB per capita, PPP (constante 2021)	NY.GDP.PCAP.PP.KD	PIB per capita ajustado pela Paridade do Poder de Compra, em dólares internacionais constantes de 2021.	US\$ internacionais (constantes 2021)	(WORLD BANK, 2025a)
World Bank – WDI / ITU	Acesso à Internet (% de indivíduos)	IT.NET.USER.ZS	Proporção da população que utiliza a Internet; série no WDI com base em dados da ITU.	% da população	(WORLD BANK, 2025b; ITU, 2024)

EPO (Espacenet) / IPC	Patentes educacionais	IPC G09B (subgrupos selecionados)	Contagem de patentes da subclasse G09B relacionadas a ensino e aprendizagem.	Número de patentes (unidade)	(WIPO, 2025; EPO, 2025)
-----------------------	-----------------------	-----------------------------------	--	------------------------------	-------------------------

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Construção das variáveis

Para assegurar a precedência temporal das variáveis explicativas em relação aos resultados educacionais, adotou-se um critério de **defasagem de seis anos** na construção dos dados independentes. Assim, para cada ciclo do PISA, os valores de PIB per capita, percentual de usuários de Internet e patentes educacionais correspondem à **média dos seis anos anteriores** à aplicação do teste. Essa estratégia segue o princípio de que possíveis causas devem anteceder o efeito medido, reforçando a ordem temporal (precedência) dos preditores (Wooldridge, 2010).

Por exemplo, os estudantes avaliados no PISA 2000 tinham aproximadamente 15 anos de idade; portanto, a condição socioeconômica e de inovação educacional média do país no período de 1994 a 1999 (isto é, quando esses alunos estavam na idade escolar básica) foi utilizada para explicar o desempenho observado em 2000. O mesmo procedimento foi aplicado para os demais ciclos, conforme sintetizado no **Quadro 2**, o que assegura comparabilidade entre países e ao longo do tempo.

Quadro 2 — Janelas temporais das variáveis independentes por ciclo do PISA

Ciclo do PISA	Período considerado (média dos 6 anos anteriores)
2000	1994 – 1999
2006	2000 – 2005
2012	2006 – 2011
2018	2012 – 2017

Fonte: Elaboração própria (2025).

Essa janela móvel de seis anos atenua flutuações anuais e captura tendências de médio prazo, ao mesmo tempo em que mitiga problemas de simultaneidade e endogeneidade reversa, garantindo que os indicadores socioeconômicos sejam sempre anteriores ao resultado educacional. A escolha desse intervalo foi influenciada pela periodicidade trienal do PISA, correspondendo a dois ciclos completos, e é consistente com práticas de pesquisas semelhantes sobre insumos educacionais e desempenho acadêmico (Angrist; Pischke, 2009).

Ressalta-se que o desempenho médio no PISA de cada país foi calculado a partir da média aritmética das três áreas avaliadas (Leitura, Matemática e Ciências). Embora o exame não divulgue um escore geral único, essa agregação simples fornece uma medida global de qualidade educacional comparável entre países. A literatura educacional sustenta esse procedimento, destacando que a média das áreas reflete o desempenho geral do sistema de ensino (Rico-Juan et al., 2024).

No caso das patentes educacionais, diversos países apresentaram contagens anuais muito baixas (inclusive zeros em alguns anos). Por esse motivo, a média dos seis anos foi considerada a forma mais robusta de representar a produção inovativa no período, evitando distorções decorrentes de picos isolados.

Procedimentos estatísticos

Os dados foram analisados por meio de modelos de regressão linear múltipla, estimados pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Inicialmente, optou-se por um modelo pooled (dados em painel agrupados) para avaliar a influência conjunta do PIB per capita, do acesso à internet e do número de patentes educacionais sobre o desempenho médio no PISA. A estimação principal foi realizada no software JASP (versão 0.18), que fornece recursos de regressão múltipla com facilidade de uso e reprodutibilidade. Em todos os modelos, adotou-se um nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$) para os testes de hipótese, com intervalos de confiança de 95%. Adicionalmente, reportaram-se coeficientes padronizados (valores β) juntamente aos coeficientes não padronizados, a fim de comparar a influência relativa de cada preditor medido em escalas distintas.

Considerando a grande amplitude e assimetria na distribuição da variável “patentes educacionais” – cuja média foi de 900,48 com desvio-padrão de 3.803,59, variando de 0 até mais de 40 mil –, procedeu-se a uma transformação logarítmica nessa variável para melhorar a linearidade e atenuar o efeito de valores extremos. Especificamente, utilizou-se o logaritmo de base 10 do número de patentes acrescido de 1, ou seja, $\log_{10}(\text{patentes} + 1)$, de modo a lidar com observações nulas e reduzir a dispersão. A literatura estatística recomenda a transformação logarítmica para reduzir a skewness (assimetria) de variáveis altamente assimétricas, tornando sua distribuição mais próxima da normalidade e melhorando a adequação dos

estimadores de MQO. Com efeito, a transformação $\log_{10}(x+1)$ é comumente empregada em contagens de patentes e outros indicadores de inovação tecnológica, pois diminui a diferença relativa entre países muito inovadores e países pouco inovadores, permitindo uma análise mais robusta dos coeficientes. O estudo de Czarnitzki, Hall e Hottenrott (2014) utiliza $\log_{10}(\text{patentes} + 1)$ para lidar com a assimetria.

Para avaliar o impacto dessa transformação, foram estimados dois modelos principais: (i) Modelo 1 com as variáveis na forma original (incluindo a contagem bruta de patentes) e (ii) Modelo 2 com a variável de patentes em escala logarítmica (logPat). A comparação entre esses modelos permite verificar se os resultados – em especial a significância e magnitude do coeficiente associado às patentes educacionais – se alteram com a mudança de escala, o que seria indicativo de sensibilidade a valores extremos. Além disso, a significância global de cada modelo foi verificada pelo teste F da ANOVA, testando a hipótese nula de que todos os coeficientes de regressão são simultaneamente nulos.

Como estratégia adicional de robustez, foram conduzidas análises complementares explorando a natureza de painel longitudinal dos dados. Nesses modelos, foram incluídas dummies para cada país e para cada ciclo do PISA, de modo a controlar características não observadas que poderiam enviesar os resultados. No caso dos países, trata-se de fatores relativamente estáveis ao longo do tempo — como tradições culturais ligadas à educação, a estrutura do sistema escolar ou o histórico de investimento público. Já no caso dos ciclos temporais, o controle busca neutralizar efeitos globais que afetaram todos os países simultaneamente, como a expansão mundial da internet nos anos 2000, crises econômicas ou mudanças internacionais de políticas educacionais. Ao introduzir esses controles, os modelos de efeitos fixos reduzem o risco de que variações não medidas distorçam a relação entre PIB, Internet, patentes e desempenho educacional.

Nesses modelos em painel, os erros-padrão foram clusterizados por país, ou seja, ajustados para potencial correlação dentro de cada unidade (cada país) ao longo do tempo, conforme recomendado na literatura econométrica de dados em painel (Angrist; Pischke, 2009; Cameron; Miller, 2015). Em paralelo, estimou-se um modelo em primeiras diferenças, no qual se consideraram as variações de cada variável entre ciclos sucessivos (e.g., 2000→2006, 2006→2012, etc.). Este estimador por diferenças remove automaticamente quaisquer efeitos fixos de país constantes no tempo, servindo como um teste adicional de robustez (Wooldridge, 2010). Esses procedimentos foram implementados no software JASP (versão 0.18), que permitiu realizar estimações por MQO com correções robustas e análises complementares de painel.

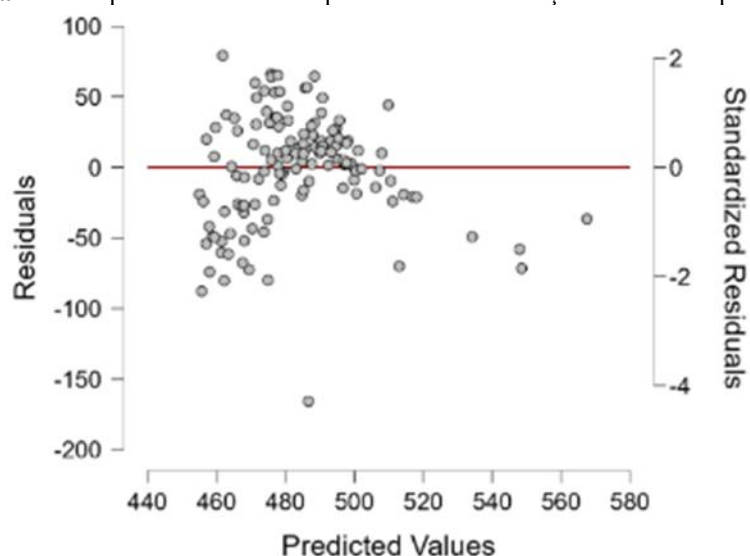
Os resultados obtidos com os modelos principais foram comparados de forma exploratória com a literatura metodológica sobre dados em painel. Estudos anteriores indicam que estimadores alternativos, como modelos de efeitos fixos e primeiras diferenças, geralmente conduzem a conclusões qualitativamente semelhantes quando se trata da relação entre variáveis socioeconômicas e desempenho educacional (Angrist; Pischke, 2009; Wooldridge, 2010). Assim, ainda que este trabalho tenha se concentrado na estimação por MQO com ajustes robustos no JASP, a convergência entre os achados aqui apresentados e as práticas consolidadas na literatura reforça a estabilidade das conclusões centrais.

Diagnósticos dos modelos e pressupostos

Buscou-se atender aos pressupostos clássicos da regressão linear e realizar diagnósticos para identificar possíveis violações ou vieses. Em relação à multicolinearidade, examinou-se a matriz de correlação de Pearson entre as variáveis independentes e calculou-se o Fator de Inflação da Variância (VIF) de cada regressor. As correlações bivariadas mais altas foram moderadas (por exemplo, PIB per capita vs. Internet com $r \approx 0,51$, conforme a Tabela 2), sugerindo colinearidade moderada. Os valores de VIF confirmaram essa condição: todos ficaram bem abaixo dos limites críticos usualmente citados na literatura ($VIF < 10$, ou o critério mais conservador $VIF < 5$). De fato, o maior VIF entre os três preditores situou-se em torno de 1,5, indicando risco muito baixo de multicolinearidade. Portanto, pode-se inferir que os coeficientes estimados não sofrem distorção por redundância linear entre PIB, Internet e Patentes – cada variável explicativa contribui de forma relativamente independente no modelo.

No que tange à heterocedasticidade, uma inspeção gráfica inicial dos resíduos padronizados versus os valores ajustados do Modelo 1 sugeriu dispersão levemente crescente em observações de PIB per capita mais altas, indicando possível não constância da variância dos erros. Como mostra a Figura 1, o diagrama de dispersão dos resíduos padronizados em função dos valores previstos não apresenta padrão sistemático pronunciado, embora haja leve dispersão crescente em níveis mais altos de PIB per capita.

Figura 1 — Dispersão dos resíduos padronizados em função dos valores previstos.

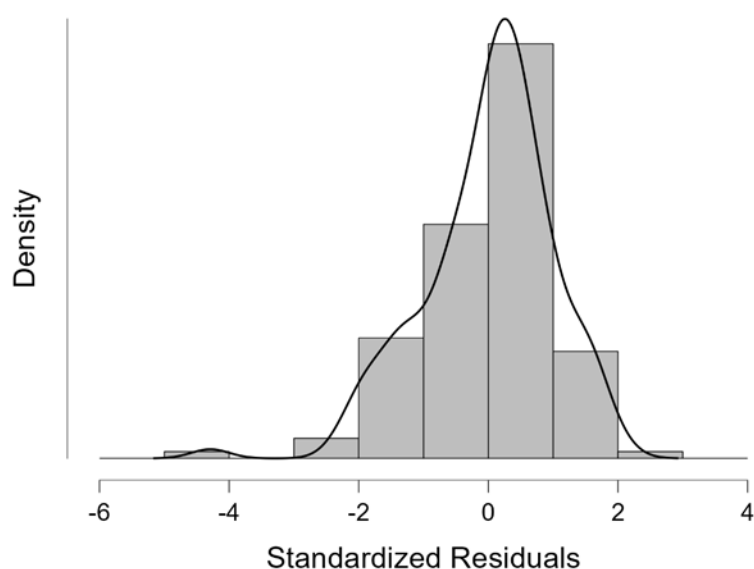


Fonte: Gráficos pelo software JASP, a partir dos resultados da regressão linear múltipla.

Para confirmar formalmente, aplicou-se o teste de Breusch–Pagan, cujo resultado foi significativo ($p < 0,05$) no modelo original sem correção, corroborando a presença de heterocedasticidade. Como solução, optou-se por utilizar erros-padrão robustos do tipo HC1 (heteroscedasticity-consistent, conforme White, 1980) em todas as regressões principais. Esse ajuste, equivalente ao estimador robust de Huber-White, fornece inferências válidas mesmo sob variância não constante dos erros, sem alterar os coeficientes de MQO estimados. Em termos práticos, os erros-padrão reportados pelo JASP foram ajustados para robustez à heterocedasticidade em todas as estimativas OLS, garantindo estimativas de variância consistentes.

Verificou-se também a normalidade dos resíduos dos modelos principais. O teste de Shapiro–Wilk aplicado aos resíduos apresentou p-valor $> 0,10$, não rejeitando a hipótese de normalidade. Como se observa na Figura 2, o histograma com curva de densidade dos resíduos padronizados aproxima-se de uma forma normal, com pequenas discrepâncias nas caudas.

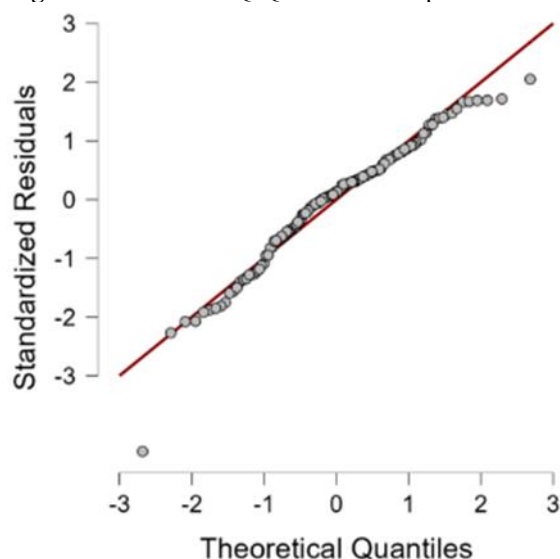
Figura 2 — Histograma com curva de densidade dos resíduos padronizados.



Fonte: Gráficos pelo software JASP, a partir dos resultados da regressão linear múltipla.

Esse resultado é corroborado pelo gráfico Q–Q (Figura 3), no qual os pontos se alinham de modo satisfatório à reta teórica, evidenciando normalidade aproximada dos erros e reforçando a validade dos intervalos de confiança e dos testes-t.

Figura 3 — Gráfico Q-Q dos resíduos padronizados.

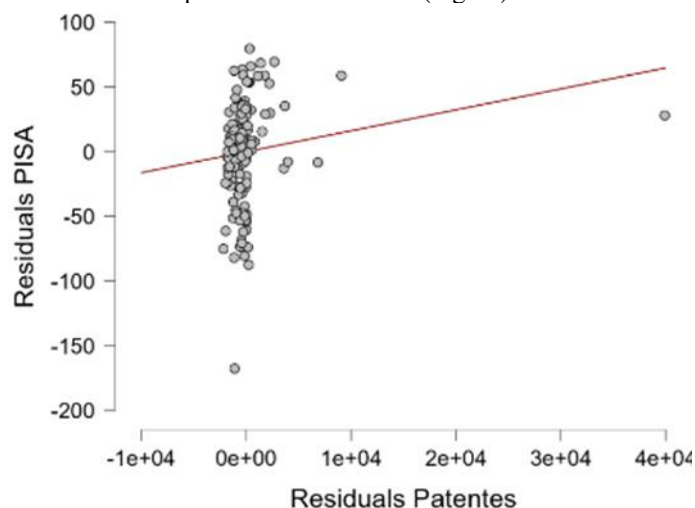


Fonte: Gráficos pelo software JASP, a partir dos resultados da regressão linear múltipla.

Em conjunto, o teste de Shapiro–Wilk ($p > 0,10$), o histograma com curva de densidade (Figura 2) e o Q–Q plot (Figura 3) indicam normalidade aproximada dos resíduos, sustentando a validade dos intervalos de confiança de 95% e dos testes-t.

Para checar a linearidade das relações modeladas, foram examinados gráficos de dispersão parcial (partial regression plots) para cada preditor. Em especial, analisou-se a relação entre os resíduos do desempenho no PISA e os resíduos da variável logaritmizada de patentes (logPat) após controlar os demais fatores. Observou-se que essa relação residual tende a ser linear, ainda que com alguma dispersão para valores extremos, conforme a Figura 4.

Figura 4 — Gráfico parcial entre os resíduos do desempenho no PISA e os resíduos da variável logarítmica das patentes educacionais (logPat).



Fonte: Gráficos pelo software JASP, a partir dos resultados da regressão linear múltipla.

Por fim, considerou-se a questão da independência dos erros e limitações causais. Como o conjunto de dados inclui medidas repetidas dos mesmos países em anos distintos, avaliou-se a possibilidade de autocorrelação serial. O teste de Durbin–Watson nos modelos pooled apresentou estatística próxima de 2, indicando não haver autocorrelação significativa dos resíduos. A adoção da defasagem temporal de seis anos entre variáveis explicativas e desempenho (ou seja, usar indicadores anteriores ao teste) contribui para estabelecer a ordem temporal adequada – as potenciais causas precedendo o efeito educacional medido. Ainda assim, não se pode descartar completamente alguma endogeneidade residual, seja por causalidade reversa ou variáveis omitidas correlacionadas com os regressors. Por exemplo, países de melhor desempenho educacional

podem posteriormente atrair mais investimento em tecnologia educacional e gerar mais patentes, criando um ciclo de retroalimentação; do mesmo modo, fatores culturais ou institucionais específicos de cada nação (qualidade dos professores, políticas educacionais não capturadas, desigualdade interna etc.) podem afetar simultaneamente os indicadores socioeconômicos e os resultados no PISA, ocasionando viés de variável omitida. Parte desses efeitos não observados foi mitigada nos modelos de efeitos fixos e de primeiras diferenças – que eliminaram características invariantes de cada país – reforçando a evidência de que os coeficientes principais não se devem a fatores fixos não medidos. No entanto, permanecem ameaças à validade interna no tocante a omitidas que variam no tempo (p.ex., reformas educacionais, choques econômicos específicos) e à estrita exogeneidade dos regressores. Não foram utilizados instrumentos ou técnicas avançadas de controle de endogeneidade (como modelos GMM ou variáveis instrumentais) devido às limitações de dados e escopo, de modo que os resultados devem ser interpretados principalmente como associações condicionais robustas, mais do que relações de causa e efeito definitivas. Adicionalmente, a opção pela média móvel de 6 anos – embora suavize flutuações anuais – limita a granularidade temporal da análise; impactos de curtíssimo prazo (por exemplo, uma crise econômica ou boom tecnológico em ano específico) podem ter sido diluídos pela média, e a escolha de exatamente seis anos, embora fundamentada pelo intervalo entre ciclos e literatura, possui um componente arbitrário.

III. Resultados E Discussões

A análise teve início com a exploração descritiva das variáveis centrais do estudo, conforme detalhado na Tabela 1, a qual evidencia ampla variabilidade entre os países analisados. O PIB per capita médio foi de aproximadamente 43.739,47 dólares internacionais (PPP). Esse ajuste permite comparações mais precisas entre países ao considerar diferenças no custo de vida e nos níveis de preços, refletindo o poder real de compra de cada economia em uma base comum de comparação. Ou seja, esse valor representa o montante que, em média, cada habitante poderia consumir em bens e serviços em seu país com o mesmo poder aquisitivo que teria nos Estados Unidos em 2021.

Verificou-se também que, em média, 46,58% da população nos países analisados possuía acesso à internet e uma média de 900,48 patentes registradas por país. A pontuação média no exame PISA foi de 484,02 pontos. O desvio padrão elevado da variável "Patentes" (3.803,59) denota uma distribuição altamente assimétrica, indicando a presença de valores extremos e uma concentração de países com registros significativamente inferiores à média. Por isso, utilizou-se a transformação logarítmica (log10).

Tabela 1 — Estatísticas descritivas das variáveis socioeconômicas e de desempenho educacional

Estatística	PIB pc (US\$ PPC 2021)	Internet (%)	Patentes (n°)	PISA (pontos)
Válido (n)	136	136	136	136
Ausente (n)	0	0	0	0
Média	43.739,47	46,58	900,48	484,02
Desvio padrão	21.019,72	30,76	3.803,59	42,97
Mínimo	13.073,64	0,46	0,00	321,00
Máximo	131.816,34	96,10	41.515,00	554,00

Nota: O PIB per capita está ajustado pela Paridade do Poder de Compra (PPC), em dólares internacionais constantes de 2021.

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do painel, processado no software JASP.

A matriz de correlação de Pearson mostrou associações significativas entre o PIB_pc e o desempenho no PISA ($r = 0,401$, $p < 0,001$), e entre o acesso à Internet e o PISA ($r = 0,296$, $p < 0,001$), além de uma correlação positiva moderada entre PIB_pc e Internet ($r = 0,512$). A variável Patentes apresentou correlação fraca com o PISA ($r = 0,193$, $p = 0,025$), indicando uma possível influência menos direta ou distorcida por sua distribuição. Os resultados detalhados das correlações entre as variáveis estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 — Matriz de correlação de Pearson entre as variáveis socioeconômicas e de desempenho educacional

Variável	PIB pc	Internet	Patentes	PISA
1. PIB pc	—			
Pearson's r	—	0,512	0,098	0,401
p-valor	—	< 0,001	0,254	< 0,001
2. Internet		—		
Pearson's r	0,512	—	0,159	0,296
p-valor	< 0,001	—	0,065	< 0,001
3. Patentes			—	
Pearson's r	0,098	0,159	—	0,193
p-valor	0,254	0,065	—	0,025
4. PISA				—
Pearson's r	0,401	0,296	0,193	—

p-valor	< 0,001	< 0,001	0,025	—
---------	---------	---------	-------	---

Fonte: Elaborado pelo autor com base na análise realizada no software JASP.

A fim de quantificar o impacto conjunto dessas variáveis sobre o desempenho educacional, aplicou-se uma regressão linear múltipla com as variáveis brutas. O modelo resultante (Tabela 3) apresentou um R² ajustado de 0,173, indicando que aproximadamente 17,3% da variação no PISA pode ser explicada por PIB_pc, Internet e Patentes em conjunto.

Tabela 3 — Resumo do Modelo de Regressão Linear Múltipla (variáveis brutas)

Modelo	R	R ²	R ² Ajustado	RMSE
Baseline — Intercepto	0,000	0,000	0,000	42,967
Modelo 1 — lin-lin (variáveis brutas)	0,438	0,192	0,173	39,064

Notas: O RMSE do baseline (intercepto) equivale, na prática, ao desvio-padrão do PISA na amostra.

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do painel, processado no software JASP.

Dentre os coeficientes padronizados apresentados na Tabela 4 — também conhecidos como valores beta (β), que permitem comparar a influência relativa de cada variável sobre o desempenho no PISA — o PIB per capita demonstrou maior impacto ($\beta = 0,334$; $p < 0,001$). Em seguida, observou-se a variável Patentes ($\beta = 0,143$; $p = 0,073$), enquanto o percentual de acesso à Internet apresentou influência mais modesta ($\beta = 0,103$; $p = 0,265$), estatisticamente não significativa. Todos os valores de VIF (Variance Inflation Factor) permaneceram abaixo de 2, indicando ausência de multicolinearidade entre as variáveis preditoras.

Tabela 4 — Coeficientes da Regressão Linear Múltipla para o Desempenho no PISA

Modelo	Variável	Coef. Não Padronizado	Erro Padrão	Coef. Padronizado (β)	t	p	IC 95% Inferior	IC 95% Superior	Tolerância	VIF
H ₀	Intercepto	484,022	3,684	—	131,370	<0,001	476,735	491,309	—	—
H ₁	Intercepto	446,029	7,954	—	56,076	<0,001	430,295	461,763	—	—
	PIB_pc	6,824×10 ⁻⁴	1,862×10 ⁻⁴	0,334	3,664	<0,001	3,140×10 ⁻⁴	0,001	0,738	1,356
	Internet (%)	0,144	0,128	0,103	1,119	0,265	-0,110	0,397	0,726	1,377
	Patentes	0,002	8,954×10 ⁻⁴	0,143	1,810	0,073	-1,504×10 ⁻⁴	0,003	0,974	1,026

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do painel, processado no software JASP.

O teste F para o modelo geral foi significativo ($F(3,132) = 10,444$; $p < 0,001$), indicando que, ao menos, uma das variáveis independentes — PIB per capita, percentual de acesso à Internet ou número de patentes — apresenta efeito estatisticamente relevante sobre a pontuação média no PISA. Os resultados detalhados da análise de variância encontram-se apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 — Análise de variância (ANOVA) do modelo de regressão linear múltipla para o desempenho no PISA

	Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
Regression	H ₁	47809,798	3	15936,599	10,444	< 0,001
Residual		201427,136	132	1525,963		
Total		249236,934	135			

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do painel, processado no software JASP.

Dado o comportamento assimétrico da variável Patentes, realizou-se uma transformação logarítmica com base 10 ($\log_{10}(\text{Patentes} + 1)$), a fim de suavizar a influência de valores extremos. O novo modelo com a variável logPat (Tabela 6) apresentou um R² ajustado de 0,270, indicando uma melhora substancial na explicação da variabilidade do desempenho no PISA, em comparação ao modelo anterior que utilizava os dados brutos (R² ajustado de 0,173).

Tabela 6 — Resumo do modelo de regressão com variável logarítmica das patentes

Modelo	R	R ²	R ² Ajustado	RMSE
Baseline — Intercepto	0,000	0,000	0,000	42,967
Modelo 2 — lin-log Patentes ($\log_{10}(\text{patentes}+1)$)	0,535	0,287	0,270	36,703

Notas: O RMSE do baseline (intercepto) equivale, na prática, ao desvio-padrão do PISA na amostra.

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do painel, processado no software JASP.

Dentre os coeficientes padronizados apresentados no modelo com a variável logarítmica das patentes (Tabela 7), o PIB per capita demonstrou a maior influência ($\beta = 0,417$; $p < 0,001$), seguido pela variável logPat ($\beta = 0,350$; $p < 0,001$), ambas com significância estatística. O percentual de acesso à Internet, por sua vez, apresentou um coeficiente bastante reduzido ($\beta = 0,026$; $p = 0,767$), permanecendo estatisticamente irrelevante.

Esses resultados reforçam a centralidade do desenvolvimento econômico e da inovação tecnológica (via patentes educacionais) como fatores associados ao desempenho no PISA, ainda que o acesso à Internet, isoladamente, não tenha demonstrado impacto significativo no modelo multivariado.

No modelo com $\log_{10}(\text{patentes}+1)$, patentes educacionais mantêm associação positiva e estatisticamente significativa ($\beta \approx 0,350$; $p < 0,001$). Em termos substantivos, o coeficiente não padronizado ($B \approx 17,289$) implica que multiplicar por 10 o número de patentes está associado a $\approx +17$ pontos PISA (ver Tabela 7).

Tabela 7 — Coeficientes do modelo de regressão com variável logarítmica das patentes (logPat)

Modelo	Coefficiente Não Padronizado (B)	Erro Padrão	Coefficiente Padronizado (β)	t	p	IC 95% Inferior	IC 95% Superior	Tolerância	VIF
H ₀ (Intercepto)	484,022	3,684	—	131,370	< 0,001	476,735	491,309	—	—
H ₁ (Intercepto)	410,464	10,710	—	38,325	< 0,001	389,278	431,649	—	—
PIB per capita	$8,534 \times 10^{-4}$	$1,785 \times 10^{-4}$	0,417	4,780	< 0,001	$5,003 \times 10^{-4}$	0,001	0,709	1,411
Internet (%)	0,037	0,123	0,026	0,297	0,767	-0,207	0,280	0,695	1,438
logPat ($\log_{10}(\text{Patentes} + 1)$)	17,289	3,752	0,350	4,608	< 0,001	9,867	24,710	0,935	1,069

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do painel, processado no software JASP.

Esses resultados sustentam a robustez do PIB per capita como principal determinante estatístico do desempenho médio no PISA. Além disso, após a transformação logarítmica, a variável relacionada às patentes educacionais passou a apresentar influência significativa e positiva sobre os resultados. Por outro lado, o percentual da população com acesso à internet manteve impacto estatisticamente não significativo, o que indica que sua contribuição isolada perde relevância quando considerada em conjunto com os demais fatores. Tais achados evidenciam a complexidade da relação entre inovação, desenvolvimento socioeconômico e qualidade educacional, destacando a importância de abordagens estatísticas multidimensionais na formulação de políticas públicas eficazes.

IV. Conclusão

Este estudo investigou a relação entre inovação educacional – mensurada pelo número de patentes na área de educação – e o desempenho acadêmico de países no PISA, controlando fatores socioeconômicos. Os resultados confirmaram que o desenvolvimento econômico, representado pelo PIB per capita, é um determinante central do desempenho médio no PISA: países mais ricos tendem a obter pontuações significativamente superiores, corroborando evidências prévias (Boman, 2023). Em contraste, o acesso à internet, por si só, não apresentou associação estatisticamente significativa, sugerindo que a mera disponibilidade de infraestrutura tecnológica não garante melhorias educativas imediatas (Shala; Grajevci, 2023). Já as patentes educacionais exibem associação positiva e estatisticamente significativa quando modeladas como $\log_{10}(\text{patentes}+1)$ ($\beta \approx 0,350$; $p < 0,001$; $B \approx 17,3$) — ver Tabela 7. Em termos substantivos, multiplicar por 10 o número de patentes está associado a $\approx 17,3$ pontos PISA, mantidas as demais variáveis constantes. Sem a transformação, o efeito era mais fraco/instável, o que é compatível com a assimetria de contagens de patentes e reforça a adequação da especificação em log.

Do ponto de vista prático, os achados implicam que políticas públicas educacionais devem buscar um equilíbrio entre investimento em insumos básicos e incentivo à inovação. Por um lado, melhorias socioeconômicas – como elevação do nível de renda familiar, redução da desigualdade e fortalecimento da infraestrutura escolar básica – continuam sendo pré-requisitos para um desempenho educacional satisfatório. Por outro lado, fomentar a inovação tecnológica educacional é relevante, mas deve vir acompanhado de estratégias para integrar essas inovações ao cotidiano escolar. Governos e formuladores de políticas educacionais podem incentivar a criação e disseminação de tecnologias educacionais (por exemplo, por meio de incentivos à pesquisa e desenvolvimento em educação e proteção intelectual de novas ferramentas pedagógicas), porém é crucial garantir formação de professores e apropriação pedagógica dessas tecnologias. Em resumo, novas ferramentas e metodologias – como as refletidas em patentes educacionais – só terão impacto positivo se forem acessíveis e aplicadas de maneira eficaz no ambiente de aprendizagem, complementando uma base socioeconômica sólida.

É importante reconhecer as limitações deste estudo. Primeiro, a medida de “patentes educacionais” utilizada é um proxy quantitativo que não capta a qualidade nem o grau de implementação das inovações nas salas de aula. Nem toda patente registrada se traduz em prática educacional difundida; muitas inovações podem

permanecer no papel ou restritas a contextos piloto. Além disso, trabalhou-se com dados agregados de países em determinados ciclos do PISA, o que limita a capacidade de inferir relações de causalidade. Ainda que tenha sido aplicada regressão com controles, trata-se essencialmente de relações correlacionais; fatores não observados (como políticas educacionais específicas, cultura escolar ou qualidade do ensino não mensurada) podem estar influenciando simultaneamente tanto o desempenho no PISA quanto a propensão à inovação. O próprio indicador de desempenho foi construído a partir da média das três áreas avaliadas no PISA (Leitura, Matemática e Ciências) em cada país, uma simplificação que facilita a comparação geral, mas pode mascarar diferenças de desempenho por área do conhecimento. Essa opção metodológica – embora amparada por literatura e adequada para o objetivo amplo de avaliar qualidade educacional média – implica que nuances específicas de cada domínio não foram exploradas. Por fim, ressalta-se que a base de dados abrange um conjunto específico de países e períodos; portanto, os resultados podem não se generalizar a contextos fora do escopo amostral (por exemplo, países que não participam do PISA ou períodos posteriores com mudanças tecnológicas significativas).

Diante dessas limitações, abrem-se caminhos para pesquisas futuras. Estudos subsequentes poderiam incorporar variáveis adicionais e níveis de análise mais granulares para aprofundar a compreensão dos resultados. Por exemplo, seria valioso incluir indicadores de qualidade da educação (gasto público educacional por aluno, formação docente, tamanho de turmas) e indicadores sociais (desigualdade de renda, capital cultural das famílias) para verificar se os efeitos observados permanecem quando controlados esses fatores. Futuras pesquisas também podem investigar efeitos defasados no tempo – examinando se a produção de patentes educacionais em um dado período tem impacto no desempenho de estudantes anos depois, já que inovações educacionais podem levar tempo para serem implementadas em larga escala. Outra sugestão é realizar análises por domínio específico do PISA (por exemplo, verificar se patentes focadas em tecnologias de ensino de ciências têm relação mais forte com o desempenho em Ciências do que em Leitura), o que ajudaria a identificar vínculos mais diretos entre o tipo de inovação e o tipo de aprendizado. Ademais, estudos qualitativos ou estudos de caso poderiam complementar os achados quantitativos, explorando como as inovações patenteadas estão sendo utilizadas nas escolas e quais obstáculos existem para sua adoção efetiva. Os resultados aqui apresentados oferecem uma base inicial, indicando que investimento socioeconômico e inovação devem caminhar juntos; esforços futuros poderão detalhar os melhores caminhos para que essa sinergia se traduza em melhoria concreta da aprendizagem dos alunos.

V. Agradecimento

Agradeço ao meu atual orientador de Doutorado, Prof. Dr. José Ricardo de Santana, pela orientação e apoio fundamentais ao longo deste percurso; ao Prof. Dr. Jonas Pedro Fabris, meu orientador de Mestrado e antigo orientador de Doutorado, cuja dedicação e incentivo foram essenciais para o desenvolvimento da minha trajetória acadêmica; e ao Prof. Dr. Luis Felipe Dias Lopes, coorientador, pelo acompanhamento atento, pelas contribuições metodológicas e pelo constante incentivo à consolidação desta pesquisa. Registro, ainda, meu sincero agradecimento aos professores Profa. Dra. Ana Karla de Souza Abud, Prof. Dr. Antonio Martins de Oliveira Junior, Prof. Dr. Daniel Pereira da Silva, Prof. Dr. Francisco Sandro Rodrigues Holanda, Prof. Dr. Gabriel Francisco da Silva, Profa. Dra. Iracema Machado de Aragão, Prof. Dr. João Antonio Belmino dos Santos, Profa. Dra. Maria Emília Camargo, Prof. Dr. Robelius de Bortoli e Profa. Dra. Suzana Leitão Russo, cujos ensinamentos e contribuições enriqueceram significativamente minha formação acadêmica e científica. Agradeço, de forma especial, aos professores Profa. Dra. Sindiany Suelen Caduda dos Santos, Profa. Dra. Marina Bezerra da Silva, Profa. Dra. Iracema Machado de Aragão, Prof. Dr. Gabriel Francisco da Silva e Profa. Dra. Fernanda Esperidião, pelas valiosas contribuições durante a banca de qualificação, que auxiliaram no aprimoramento desta pesquisa e na construção deste artigo. Estendo, por fim, meus agradecimentos à coordenação do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Propriedade Intelectual (PPGPI/UFS), na pessoa de seu coordenador, Prof. Dr. Mário Jorge Campos dos Santos, pelo trabalho exemplar e pelo apoio institucional durante o desenvolvimento desta pesquisa.

Referências

- [1]. ANASTASIOU, Dimitris; SIDERIDIS, Georgios D.; KELLER, Charles E. The Relationships Of Socioeconomic Factors And Executive Functions In Children With And Without Learning Disabilities. *Exceptionality*, [S. L.], 2020. DOI: 10.1080/09362835.2018.1531759.
- [2]. ANGRIST, Joshua D.; PISCHKE, Jörn-Steffen. *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton: Princeton University Press, 2009.
- [3]. BOMAN, Björn. Is The SES And Academic Achievement Relationship Weaker For Disadvantaged Students? A Meta-Analytic Review. *Frontiers In Psychology*, [S. L.], 2023. DOI: 10.3389/fpsyg.2023.1045568.
- [4]. CAMERON, A. Colin; MILLER, Douglas L. A Practitioner's Guide To Cluster-Robust Inference. *Journal Of Human Resources*, V. 50, N. 2, P. 317-372, 2015. DOI: 10.3368/Jhr.50.2.317.
- [5]. CZARNITZKI, Dirk; HALL, Bronwyn H.; HOTTENROTT, Hanna. Patents As Quality Signals? The Implications For Financing Constraints On R&D. NBER Working Paper, N. 19947. Cambridge, MA: National Bureau Of Economic Research, 2014. DOI: 10.3386/W19947.

- [6]. EPO – European Patent Office. Espacenet – Patent Search. Munich: EPO, 2025. Disponível Em: <https://Worldwide.Espacenet.Com>. Acesso Em: 17 Set. 2025.
- [7]. INEP – Instituto Nacional De Estudos E Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. Resultados PISA 2022 E Anos Anteriores. Brasília: MEC/INEP, 2020. Atualizado Em 04 Dez. 2023. Disponível Em: <https://Www.Gov.Br/Inep/Pt-Br/Areas-De-Atuacao/Avaliacao-E-Exames-Educacionais/Pisa/Resultados>. Acesso Em: 17 Set. 2025.
- [8]. ITU – International Telecommunication Union. Measuring Digital Development: Facts And Figures 2024. Geneva: ITU, 2024. Disponível Em: <https://Www.Itu.Int/En/ITU-D/Statistics/Pages/Facts/Default.aspx>. Acesso Em: 17 Set. 2025.
- [9]. MOURONTE-LÓPEZ, Mary Luz; CERES, José Sánchez. Analyzing Enrollment In Information & Communication Technology Programs: A Gender Perspective. *International Journal Of Engineering Education*, [S. L.], 2021.
- [10]. OECD. PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know And Can Do. Paris: OECD Publishing, 2019. DOI: 10.1787/5f07c754-En.
- [11]. RICO-JUAN, Juan Ramón; PEÑA-ACUÑA, Beatriz; NAVARRO-MARTÍNEZ, Vicente. Holistic Exploration Of Reading Comprehension Using PISA Data: Socioeconomic And Emotional Variables. *Heliyon*, 2024. DOI: 10.1016/J.Heliyon.2024.E32637.
- [12]. SHALA, Arif; GRAJCEVCI, Albulena. ICT And Internet Usage Among Kosovar Students: Insights From PISA 2018. *Journal Of Learning For Development*, V. 10, N. 1, 2023. DOI: 10.56059/Jl4d.V10i1.775.
- [13]. WIPO – World Intellectual Property Organization. IPC – International Patent Classification (Section G, Class G09B). Geneva: WIPO, 2025. Disponível Em: <https://Www.Wipo.Int/Classifications/Ipc>. Acesso Em: 17 Set. 2025.
- [14]. WOOLDRIDGE, Jeffrey M. *Econometric Analysis Of Cross Section And Panel Data*. 2. Ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2010. Disponível Em: <https://Mitpress.Mit.Edu/9780262232586/Econometric-Analysis-Of-Cross-Section-And-Panel-Data/>. Acesso Em: 17 Set. 2025.
- [15]. WORLD BANK. World Development Indicators – GDP Per Capita, PPP (Constant 2021 International \$). Washington, DC: World Bank, 2025a. Disponível Em: <https://Data.Worldbank.Org/Indicator/NY.GDP.PCAP.PP.KD>. Acesso Em: 17 Set. 2025.
- [16]. WORLD BANK. World Development Indicators – Individuals Using The Internet (% Of Population). Washington, DC: World Bank, 2025b. Disponível Em: <https://Data.Worldbank.Org/Indicator/IT.NET.USER.ZS>. Acesso Em: 17 Set. 2025.