

# Análise dos indicadores de ESG para o Brasil: estudando a base de dados do Banco Mundial

## ESG indicators analysis for Brazil: studying the World Bank database

Jonathan Tenório de Lima\*, Carlos Henrique Ponciano da Silva†, Mayara Regina Schulz‡, Maycon Francisco Marafigo§

### RESUMO

A agenda ESG é um tópico em ascensão entre cientistas, gestores, técnicos e profissionais do mercado financeiro. O acrônimo engloba três pilares - Ambiental, Social e Governança - e utiliza dados históricos de indicadores para calcular métricas de desempenho e índices para o mercado. Embora o tema esteja bastante difundido, pouco foi explorado sobre seus indicadores e as relações estatísticas entre os mesmos. Neste trabalho é utilizada a base de dados do Banco Mundial para o Brasil e o Mundo com objetivo de compreender o comportamento dos indicadores de ESG. Foram analisadas as séries históricas das variáveis selecionadas para o período de 1960 a 2023, suas estatísticas descritivas e correlações. Resultados demonstram que não existe um padrão comum para os indicadores e algumas correlações não evidenciam relação de causa e efeito. A complexidade do cenário aponta para o uso de ferramentas de IA, todavia, as métricas de qualidade do conjunto de dados sugerem elevado esforço para realizar a tarefa.

**PALAVRAS-CHAVE:** fatores ESG; análise de dados; Brasil.

### ABSTRACT

*The ESG agenda is a rising topic among scientists, managers, professionals, and financial analysts. It encompasses three pillars - Environmental, Social and Governance. Companies KPIs and market indexes are based on historical data regarding ESG factors. Although the matter is widespread little has been surveyed towards its indicators and their statistics. This work aims at using a database from the World Bank to further understand ESG variables behavior with respect to Brazil and World. Data comprises the period from 1960 to 2023, for which descriptive statistics and correlations were calculated. Results show there is no single pattern whilst many correlations possess no causal basis. The intrinsic complexity points out to an AI based approach; nevertheless, dataset quality metrics suggest a laborious endeavor to carry it out.*

**KEYWORDS:** ESG factors; data analysis; Brazil.

## 1 INTRODUÇÃO

A noção de Estado e Governança é tão antiga quanto a formação dos povos da antiguidade e está associada ao estabelecimento de um sistema de governo com autonomia, soberania, sujeito ao controle de normas e leis, exemplo notório é o Código de Hamurabi (cerca de 1.750 a.C.). Poulton, Barnes e Clarke (2017) sustentam que modelos de governança dos Estados ao redor do mundo são suficientemente parecidos ao ponto de os autores proporem um padrão de governança global.

Amin & Finkelstein (1984) fazem uma análise das lutas de classe ao longo da história antiga, centrando sua pesquisa nos povos escravizados nas cidades-estado, nas revoltas dos servos contra senhores feudais, até mencionar a condição moderna do proletariado.

Tardiamente, surgiram as questões ambientais, por volta da década de 1960, promovidas pela comunidade científica (Sagan, 2008), com as descobertas dos efeitos da

\* SENAI-SC, Florianópolis, Santa Catarina, Brasil. ✉ [jtlmads@gmail.com](mailto:jtlmads@gmail.com)

† ROVER SOLUTIONS LTDA, Florianópolis, Santa Catarina, Brasil. ✉ [carloshenriqueponcianodasilva@gmail.com](mailto:carloshenriqueponcianodasilva@gmail.com)

‡ ROVER SOLUTIONS LTDA, Florianópolis, Santa Catarina, Brasil. ✉ [contato@rover.solutions](mailto:contato@rover.solutions)

§ Centro Universitário União das Américas Descomplica, Foz do Iguaçu, Paraná, Brasil. ✉ [srmarafigo@hotmail.com](mailto:srmarafigo@hotmail.com)

poluição sobre a camada de ozônio, por exemplo. Para Havlíček & Morcinek (2016), a história da poluição parece se confundir com a própria formação das cidades.

No século XXI, esses três pilares foram reunidos em um conjunto de indicadores, objetivos e diretrizes, sob o termo *Environmental, Social and Governance*, cujo acrônimo é ESG. Eccles e Strohle (2018) esclarecem que o termo foi originalmente proposto pelas Nações Unidas, em 2004 e passou a compor os Princípios do Investimento Responsável (*Principles for Responsible Investment - PRI*), motivos por trás de sua origem e contexto são fonte de dúvidas e questionamentos (Pollman, 2022), o termo está fortemente associado ao mercado financeiro, influenciando-o e afetando o desempenho de inúmeros investimentos na bolsa de valores (Wang, Hu e Zhong, 2023; Fdez-Galiano & Feria-Dominguez, 2024).

As consequências econômicas da agenda ESG são um tópico em ascensão na pesquisa científica (Li et al., 2021). Os números ajudam a compreender sua relevância no cenário atual: novos aportes em fundos subiram de 5 bilhões de dólares em 2018 para 70 bilhões de dólares em 2021 e, em 2022, os ativos sustentáveis (*sustainable assets*) atingiram o valor de 2,5 trilhões de dólares (Pérez, 2022). Embora sua repercussão seja inegável, existem argumentos contrários ao uso de índices de ESG devidos à falta de clareza na mensuração (Pérez, 2022). Berg, Kölbl e Rigobon (2022) identificaram 56% de divergência nas medições entre alguns dos principais índices baseados em ESG ao redor do mundo.

A agenda ESG foi divulgada na mídia, inclusive no Brasil, sobretudo a partir de 2020 (Salles et al., 2023), entretanto, pouco é discutido sobre seus indicadores e índices de mercado. O objeto deste trabalho é analisar a base de dados do Banco Mundial, comparando os indicadores para o Brasil e o Mundo, identificar padrões, correlações e propor estratégias para trabalhos futuros.

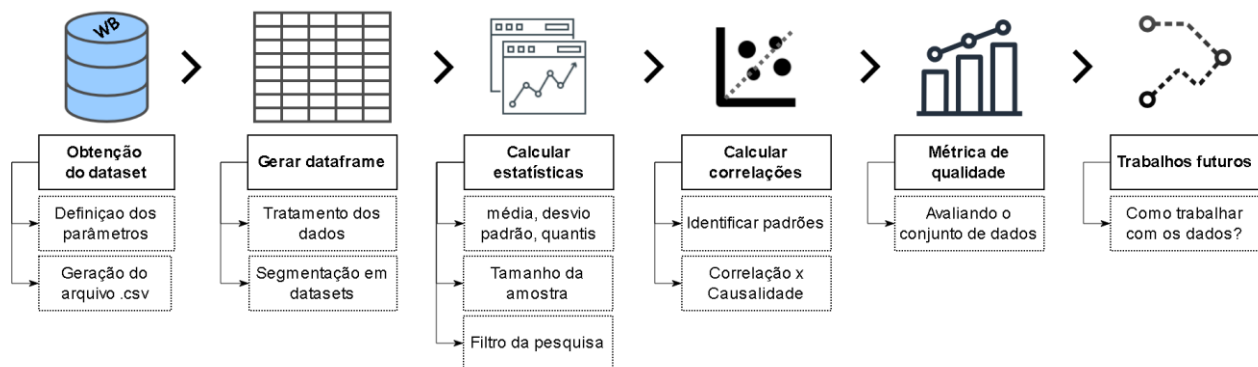
## 2 METODOLOGIA

Este trabalho é constituído por uma pesquisa exploratória, um estudo de caso a partir da obtenção e discussão de estatísticas descritivas oriundas de um conjunto de dados externo. Estudos de caso exploratórios são frequentemente realizados para descobrir mais sobre uma área amplamente inexplorada, com a possibilidade de dar continuidade com um estudo mais detalhado e estruturado, caso seja justificado (Kanazawa, 2013, p.184).

### 2.1 FLUXO DA PESQUISA

As etapas de desenvolvimento desta pesquisa estão representadas na Figura 1. Após a coleta dos dados, foram criados conjuntos de dados global e específicos (Brasil e Mundo). Obtiveram-se as principais estatísticas descritivas e calculou-se as correlações, os autores discutiram possibilidades para futuros trabalhos e a aplicação de técnicas de inteligência artificial (IA). Neste ponto, a base de dados foi analisada ainda através de métricas de qualidade com vistas às aplicações de aprendizado de máquina.

Figura 1 – Fluxo de etapas desta pesquisa



Fonte: os autores (2024)

## 2.2 A BASE DE DADOS DO BANCO MUNDIAL

O Banco Mundial mantém registro de diversas bases de dados, das iniciativas e ações realizadas pela instituição. Na agenda ESG, atua como um dos incentivadores do emprego de indicadores para utilização do setor financeiro (Inderst & Stewart, 2018). A coleção de dados históricos (BANCO MUNDIAL, 2024) foi consultada utilizando os parâmetros “*Environment Social and Governance (ESG) Data*” para o campo *Database*, “*Brazil & World*” para o campo *Country*, todas as opções do campo *Series* e todo o período (1960-2023) do campo *Time*.

## 2.3 ANÁLISE EXPLORATÓRIA

O arquivo estruturado gerado pela consulta foi carregado em um arquivo do tipo *Jupyter Notebook*, em ambiente do *Google Colaboratory*, utilizando linguagem Python.

Foram identificados 71 indicadores de ESG na base de dados. Para simplificar a análise exploratória os indicadores foram associados a índices, variando de ‘0’ a ‘70’, mantendo o formato de indexação da linguagem Python. Os termos foram mantidos em inglês a fim de prevenir qualquer perda de sentido.

Verificou-se que as 71 séries possuem quantidades variáveis de registros e optou-se por definir um limite mínimo de dados que cada série deve conter para ser considerada. Assumindo que as variáveis possuem distribuição normal, a amostra mínima foi calculada com a equação 1 (Morettin & Bussab, 2017).

$$n = \left( \frac{z_c \sigma}{\varepsilon} \right)^2 \quad (1)$$

Em que  $n$  é o tamanho da amostra,  $\sigma$  é o desvio padrão,  $z_c$  é o parâmetro que representa o intervalo de confiança e  $\varepsilon$  é a medida do intervalo de confiança dentro da qual a média deve ser considerada, para a taxa de erro considerada. Por se tratar de uma análise inicial, os autores assumiram um intervalo de confiança de 5% ( $z = 1,96$ ) e margem de erro igual a 1/3 do desvio padrão, resultando em  $n = 35$ . O processo foi repetido para os dados do Brasil (‘BRA’) e do Mundo (‘WLD’). Ao aplicar testes às amostras, notou-se que a série ‘3’ possui todos os valores nulos e, por isso, também foi desconsiderada.

As correlações entre variáveis (Quadro 1) e as estatísticas descritivas foram calculadas após a normalização das bases (considerando o valor máximo de cada série).

**Quadro 1 – Indicadores de ESG analisados no estudo**

#	Indicador	#	Indicador
2	<i>Adjusted savings: natural resources depletion (% of GNI)</i>	36	<i>Life expectancy at birth, total (years)</i>
4	<i>Agricultural land (% of land area)</i>	39	<i>Methane emissions (metric tons of CO2 equivalent per capita)</i>
5	<i>Agriculture, forestry, and fishing, value added (% of GDP)</i>	40	<i>Mortality rate, under-5 (per 1,000 live births)</i>
10	<i>CO2 emissions (metric tons per capita)</i>	41	<i>Net migration</i>
15	<i>Electricity production from coal sources (% of total)</i>	42	<i>Nitrous oxide emissions (metric tons of CO2 equivalent per capita)</i>
16	<i>Energy imports, net (% of energy use)</i>	43	<i>Patent applications, residents</i>
18	<i>Energy use (kg of oil equivalent per capita)</i>	48	<i>Population ages 65 and above (% of total population)</i>
19	<i>Fertility rate, total (births per woman)</i>	49	<i>Population density (people per sq. km of land area)</i>
21	<i>Forest area (% of land area)</i>	51	<i>Prevalence of overweight (% of adults)</i>
22	<i>Fossil fuel energy consumption (% of total)</i>	55	<i>Ratio of female to male labor force participation rate (%) (modeled ILO estimate)</i>
23	<i>GDP growth (annual %)</i>	58	<i>Renewable energy consumption (% of total final energy consumption)</i>
32	<i>Individuals using the Internet (% of population)</i>	61	<i>School enrollment, primary (% gross)</i>
33	<i>Labor force participation rate, total (% of total population ages 15-64) (modeled ILO estimate)</i>	68	<i>Unemployment, total (% of total labor force) (modeled ILO estimate)</i>

Fonte: adaptado de BANCO MUNDIAL (2024)

O aumento do poder de processamento dos computadores e a geração de grandes volumes de dados (*big data*), têm permitido explorar problemas com novas abordagens, encontrar respostas e padrões e desenvolver modelos preditivos com elevada acurácia. Todo esse avanço depende da qualidade dos dados utilizados. Alguns autores propuseram estratégias para avaliar a qualidade de um conjunto de dados com vistas a utilização em projetos de aprendizado de máquina (*machine learning*). Neste trabalho serão calculadas métricas de desbalanceamento (*dataset imbalance*) e validade (*dataset validity*) apresentadas por Gong et al. (2023).

O desbalanceamento é calculado a partir da equação 2, em que  $x_i$  é o número de instâncias (dados) para a série “ $i$ ”;  $\bar{x}$  é a média do número de instâncias de todo o conjunto de dados;  $N$  é o número total de dados da amostra.

$$D = \frac{\sum_{i=1}^N |x_i - \bar{x}|}{N} \quad (2)$$

A validade de uma amostra pode ser calculada com a equação 3, em que,  $c$  é quantidade de categorias no conjunto de dados (ou número de séries em um *dataframe*) e  $A_i$  é o número total de dados inválidos (ex.: *NaN*) para cada série.

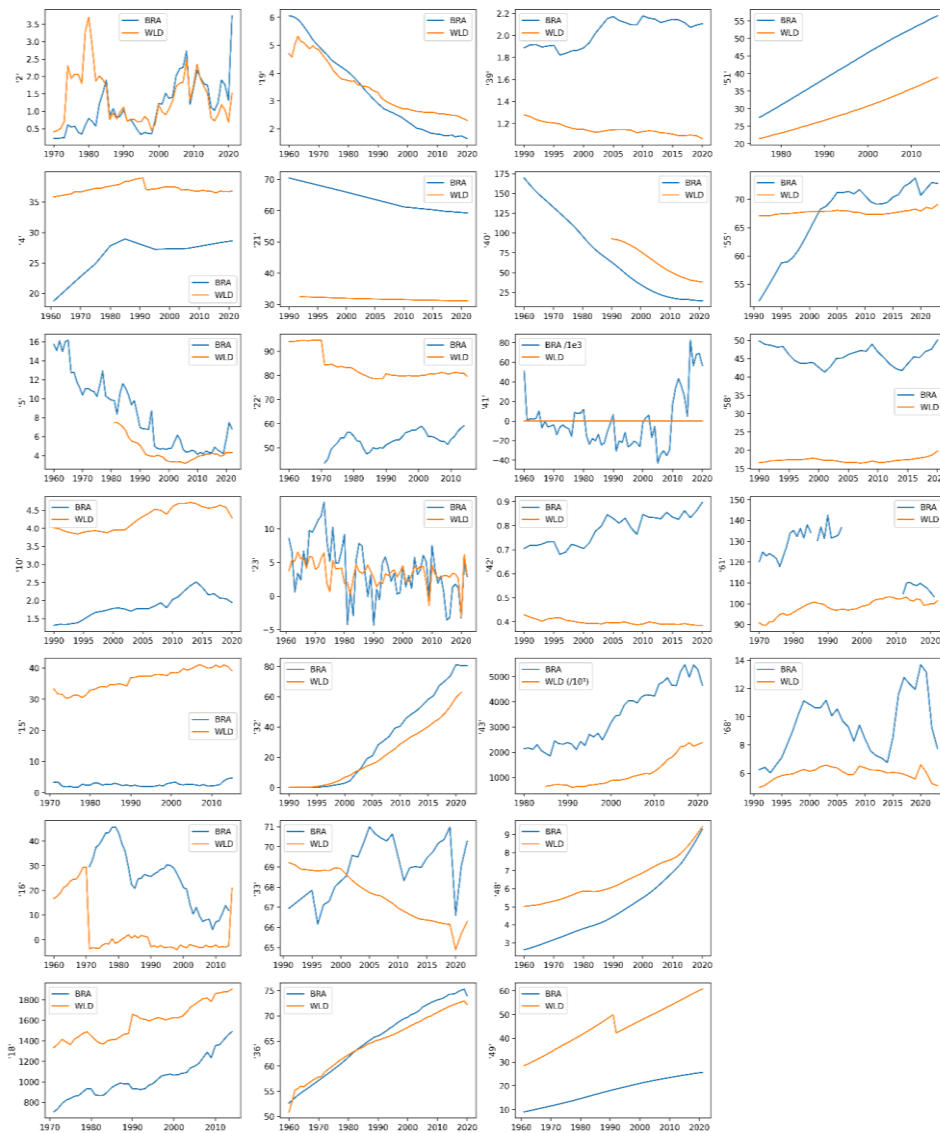
$$V = \frac{1}{N} \sum_i^c A_i \tag{3}$$

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

As 26 séries de dados restantes após o filtro (Quadro 1) foram representadas graficamente como pode ser conferido na Figura 2. Os gráficos demonstram a evolução dos indicadores selecionados ao longo do período de 64 anos, embora nem todos possuam registros para todo o intervalo.

Todas as séries possuem variação dentro da mesma ordem de grandeza exceto a série '43' (*Patent applications, residents*), cuja média mundial está três ordens de grandeza acima da média nacional. É possível perceber, que mesmo após o filtro aplicado na metodologia da pesquisa, as variáveis remanescentes são ainda representativas dos três pilares da agenda ESG.

**Figura 2 – Indicadores (variáveis) analisadas no estudo**

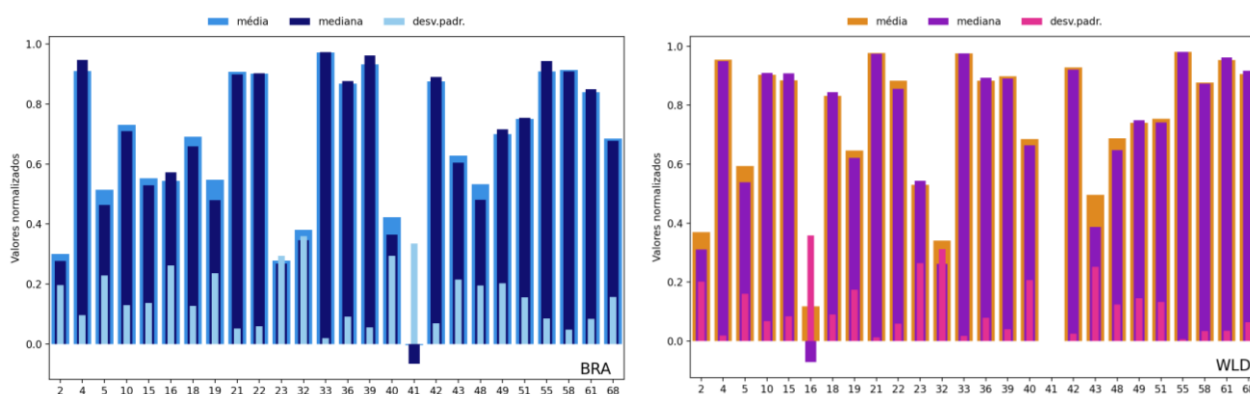


Fonte: os autores (2024)

Analisando os gráficos é possível depreender algumas observações relevantes: a série '2' mostra que o Brasil consome seus recursos naturais a uma taxa quase três vezes maior do que a média mundial, principalmente, desde 2020, tema recentemente abordado por Jahanger et al. (2023). As séries '10' e '42' revelam que a taxa de emissão de CO<sub>2</sub> e NO<sub>x</sub> nacional é muito inferior à média mundial. A partir da série '32' percebe-se que o Brasil possui quase 20% mais usuários da internet do que a média global. A série '51' exibe uma taxa praticamente constante para o aumento da população com sobrepeso, corroborando Lima et al. (2024) verificaram aumento de 30,5% em 2006 para 33,4% em 2019 no Estado de São Paulo.

Como pôde ser verificado na Figura 2, existem diversas tendências para as séries e em sua maioria, os dados brasileiros não refletem necessariamente a conjuntura mundial. As estatísticas descritivas contribuem para explicar o comportamento das variáveis e, por serem calculadas sobre toda a série e não apenas em um determinado intervalo, são mais úteis na comparação entre conjuntos de dados. A Figura 3 contém as principais estatísticas descritivas para os indicadores do estudo.

**Figura 3 – Estatísticas descritivas dos indicadores de ESG**



Fonte: os autores (2024)

Todos os valores foram normalizados para facilitar a comparação entre séries e conjuntos de dados. Nota-se que muitas variáveis possuem média próxima a unidade e do valor máximo da série. É o caso das séries '4', '21', '22', '33' e '55', para estes verifica-se desvio padrão menor em comparação com outras séries. A média e a mediana são quase congruentes para boa parte das séries. Variáveis com distribuição normal ideal possuem média igual à mediana.

Na Figura 2, a série '33' parece ter variado bastante, porém, verifica-se que esta variação ocorreu para uma faixa limitada, entre 66% e 72%. A série '55' apresentou o menor desvio padrão para o conjunto WLD. Para o conjunto BRA, a variação foi mais acentuada. Entre 2003 e 2018 o emprego formal feminino cresceu 74% (Carvalho e Viego, 2023).

O indicador '41' refere-se à migração líquida, com média de -0,0029, mediana de -0.0652 e desvio padrão igual a 0,3348. A mediana é uma ordem de grandeza maior que a média, o que reforça uma emigração superior a imigração para o Brasil.

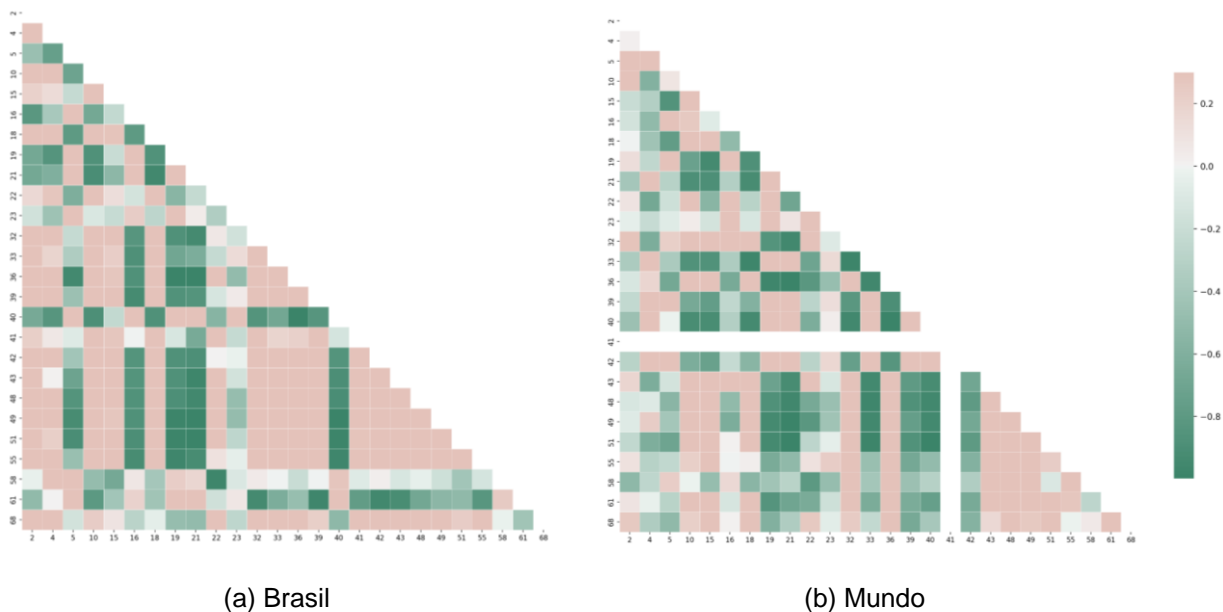
A série '16' (importação de energia, "WLD") possui média 0,1178, mediana -0.0713 e desvio padrão 0,3580. Ao analisar o gráfico na Figura 2, vê-se que a série '16' possui um pico anterior a 1970, outro formando-se depois do ano 2010 e um intervalo de pouca volatilidade entre os dois. Essa observação, aliada ao fato de que existe uma alta dispersão na amostra, contribuem para explicar a diferença de direção entre média e mediana. O

tópico é central para as questões de ESG. Países que investem em energias verdes estão menos expostos às flutuações do mercado global (Gatto & Busato, 2020) e podem ter seus indicadores de ESG impulsionados (Mneimneh et al., 2023). Apesar disso, autonomia energética é um desafio, como demonstram os resultados.

A Figura 4 exibe a matriz de correlação entre os indicadores analisados. Desperta atenção que as maiores correlações sejam negativas e indiquem variáveis inversamente proporcionais. Alguns pares de séries possuem alta correlação positiva, contudo, por se tratarem de exceções, não ficam evidentes na figura, tem-se as séries '19' e '40' com coeficiente de correlação igual a 0,9982 (BRA) e 0,9141 (WRL), relevando que as taxas de fertilidade e mortalidade estão fortemente correlacionadas. Ao analisar as séries '19' e '21' tem-se um resultado semelhante ( $r_{BRA} = 0,9859$ ;  $r_{WLD} = 0,9764$ ). A correlação entre as séries '10' e '18' é 0,9657 (BRA) e 0,9967 (WLD). Essas razões são justificáveis, pois é esperado que um maior consumo de energia elétrica esteja associado a um aumento na emissão de gás carbônico (CO<sub>2</sub>).

Ainda que existam outros exemplos de correlações que permitem inferir também causa, ocorrem situações conflitantes. As séries '21' e '40' possuem correlação de 0,9805 (BRA) e 0,9941 (WLD). Ao analisar as séries '21' e '36' tem-se um resultado semelhante ( $r_{BRA} = -0,9961$ ;  $r_{WLD} = -0,9932$ ). Os autores acreditam que estes dois casos são exemplos de correlação sem causalidade. O leitor é encorajado a consultar o arquivo *Jupyter Notebook* criado para analisar os dados desta pesquisa.

**Figura 4 – Matriz de correlação dos indicadores de ESG**



(a) Brasil

(b) Mundo

**Fonte: os autores (2024)**

As estatísticas descritivas e as correlações demonstram que a associação entre os indicadores/fatores de ESG é bastante complexa. Não foram identificados padrões claros entre as variáveis analisadas ou mesmo entre os conjuntos de dados (BRA e WLD). Ademais, as variáveis utilizam diferentes escalas de magnitude, o que requer um tratamento de normalização para facilitar as análises e garantir mais acuidade.

Este estudo revelou que será necessário consultar novas bases de dados, com registros menos discretizados, para compreender melhor os indicadores de ESG. Li et al. (2021), contudo, verificaram que existem poucas bases de dados disponíveis sobre o tema.

Em pesquisas futuras, os autores pretendem consultar índices de ESG criados para o mercado e os indicadores reportados por empresas. Berg, Kölbel e Rigobon (2022) demonstraram que existe pouca comparabilidade entre os principais índices listados no mercado global atualmente. Uma frente de pesquisa relevante pode ser conduzida pela utilização de ferramentas de inteligência artificial (IA) para conectar os indicadores e índices de ESG. Lim (2024) realizou extensa pesquisa sobre o tema e sugere oportunidades para a aplicação de IA em ESG. Neste sentido, foram calculadas as métricas de análise de qualidade do conjunto de dados utilizado (Tabela 1).

**Tabela 1 – Métricas de qualidade para o conjunto de dados.**

Métrica	Brazil*	World*	BRA**	WLD**
Desbalanceamento, D	0.4745	0.2554	0.2484	0.2895
Validade, V	0.5002	0.2962	0.2854	0.3329

\*dados brutos; \*\*dados tratados.

**Fonte: os autores (2024)**

O conjunto de dados brutos para o Brasil (“*Brazil*”) apresentou as piores métricas, com elevado desbalanceamento e cerca de 50% de dados inválidos. Ambas as métricas são resultado da falta de registros, como ocorre para a série “61” que possui longos intervalos de falha. Para o conjunto Mundo (“*World*”) nota-se valores menores, porém, é importante destacar que as séries desse conjunto são calculadas como médias de todos os países. Apesar disso, cerca de 30% dos dados são inválidos.

O conjunto “BRA” foi obtido dos dados brutos (“*Brazil*”) após as transformações explicadas na Metodologia. As métricas diminuíram quase a metade em relação ao “*Brazil*”. Esse fato corrobora com a estratégia de selecionar as séries de dados. A melhora é notada também pela Validade, que diminuiu, reforçando que os dados tratados possuem muito menos instância inválidas e o esforço para preparar esse *dataset* para a construção de modelos de aprendizado de máquina será menor.

As métricas para o conjunto “WLD” pioraram em relação a sua contraparte não tratada (“*World*”). Essa mudança pode ser explicada também pela tarefa de seleção das séries. Em seu conjunto original, haviam 71 séries de dados, somente duas delas majoritariamente formadas por dados nulos ou inválidos. Após o filtro, restaram 26 séries com uma delas constituída por dados nulos ou inválidos. Proporcionalmente, a configuração piorou e isso ficou expresso nas métricas.

Embora o filtro estatístico contribua para aprimorar a qualidade dos conjuntos de dados, os índices de ESG são calculados considerando todos os indicadores e, portanto, novas pesquisas devem buscar alternativas para contornar o problema da qualidade dos dados.

## 4 CONCLUSÃO

A agenda ESG é relevante para o mercado financeiro, empresas, investidores, operadores da bolsa de valores e cientistas, mesmo sofrendo críticas sobre transparência



de índices e questionamentos sobre sua ingerência sobre o mercado, o tema tem crescente notoriedade.

Neste trabalho foi utilizada uma base de dados para estudar o comportamento dos índices (variáveis) de ESG registrados pelo Banco Mundial. Foram analisados os conjuntos de dados para o Brasil e o Mundo. Das 71 variáveis, 26 foram selecionadas, por serem representativas estatisticamente e constarem em ambos os conjuntos de dados.

As estatísticas descritivas mostram que variáveis possuem diversos padrões de comportamento e variabilidade. A normalização dos dados facilitou a interpretação e comparação entre diferentes séries. Algumas séries guardam semelhança entre o Brasil e o Mundo, entretanto, a maioria difere consideravelmente.

Os coeficientes de correlação predominantemente negativos evidenciaram que a maior parte das variáveis é inversamente proporcional. Alguns casos com elevada correlação não possuem explicação direta, tornando desafiadora a análise de uma variável agregada (índice ESG). Neste contexto de complexidade as técnicas de Inteligência Artificial surgem como ferramenta.

Para avaliar a aptidão dos conjuntos de dados estudados em aplicações de IA, calculou-se algumas métricas de qualidade. Resultados demonstraram que os dados brutos estão bastante desbalanceados e possuem até 50% de dados inválidos, entretanto, a qualidade aumenta quando um filtro estatístico é aplicado às séries de dados. Os índices de ESG são calculados com base em todos os indicadores e novas frentes de pesquisa devem buscar soluções para tratar as falhas nos dados.

## Agradecimentos

Os autores agradecem à ROVER SOLUTIONS LTDA pelo apoio técnico na condução da pesquisa.

## Disponibilidade de código

<https://github.com/jonathantlima/INOVA-2024.git>

## Conflito de interesse

Não há.

## REFERÊNCIAS

AMIN, Samir; FINKELSTEIN, Norman. The class struggle in the ancient world. **Monthly Review**, v. 36, p. 51-58, 1984.

BANCO MUNDIAL. **Environment Social and Governance (ESG) Data**. World Bank, April 2024. Disponível em: [https://databank.worldbank.org/source/environment-social-and-governance-\(esg\)-data#](https://databank.worldbank.org/source/environment-social-and-governance-(esg)-data#). Acesso em: 27 mai. 2024.

BERG, Florian; KOELBEL, Julian F.; RIGOBON, Roberto. Aggregate confusion: The divergence of ESG ratings. **Review of Finance**, v. 26, n. 6, p. 1315-1344, 2022. DOI: 10.1093/rof/rfac033.

CARVALHO, Polliany Aparecida de; VIEGO, Valentina. Evolução do emprego feminino no mercado de trabalho brasileiro: uma análise shift-share entre 2003 e 2018. **Economia e Sociedade**, v. 32, p. 207-224, 2023. DOI: 10.1590/1982-3533.2023v32n1art09.

ECCLES, Robert G.; STROEHLE, Judith C. Exploring social origins in the construction of ESG measures. Disponível em SSRN 3212685, 2018. DOI: 10.2139/ssrn.3212685.

FDEZ-GALIANO, Inés Merino; FERIA-DOMINGUEZ, José Manuel. Do ESG disclosures mitigate investors' reaction on mining disasters? Evidence from Brazil. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v. 95, p. 256-267, 2024. DOI: 10.1016/j.qref.2024.04.003.

GATTO, Andrea; BUSATO, Francesco. Energy vulnerability around the world: The global energy vulnerability index (GEVI). **Journal of Cleaner Production**, v. 253, p. 118691, 2020. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.118691.

GONG, Youdi et al. A survey on dataset quality in machine learning. **Information and Software Technology**, p. 107268, 2023. DOI: 10.1016/j.infsof.2023.107268.

HAVLÍČEK, Filip; MORCINEK, Miroslav. Waste and pollution in the ancient Roman Empire. **Journal of Landscape Ecology**, v. 9, n. 3, p. 33-49, 2016. DOI: 10.1515/jlecol-2016-0013.

INDERST, Georg; STEWART, Fiona. Incorporating environmental, social and governance (ESG) factors into fixed income investment. **World Bank Group publication**, April, 2018.

JAHANGER, Atif et al. Greening the Brazil, Russia, India, China and South Africa (BRICS) economies: Assessing the impact of electricity consumption, natural resources, and renewable energy on environmental footprint. In: **Natural resources forum**. Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, 2023. p. 484-503.

KANAZAWA, Mark. **Research methods for environmental studies: A social science approach**. Routledge, 2017.

LAKENS, Daniel. Sample size justification. **Collabra: psychology**, v. 8, n. 1, p. 33267, 2022. DOI: 10.1525/collabra.33267.

LI, Ting-Ting; WANG, Kai; Sueyoshi, Toshiyuki; WANG, Derek D. ESG: Research Progress and Future Prospects. **Sustainability**, v. 13, n. 21, p. 11663, 2021. DOI: 10.3390/su132111663.

LIM, Tristan. Environmental, social, and governance (ESG) and artificial intelligence in finance: State-of-the-art and research takeaways. **Artificial Intelligence Review**, v. 57, n. 4, p. 1-64, 2024. DOI: 10.1007/s10462-024-10708-3.

LIMA, Alisson Padilha de et al. Trend in the Prevalence of Overweight and Obese Adults in São Paulo, Brazil: Analysis between the Years 2006 and 2019. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 21, n. 4, p. 502, 2024. DOI: 10.3390/ijerph21040502.

MNEIMNEH, Farah; KODSI, Michel A.; CHAMOUN, Marc; BASHAROUSH, Mohammad; RAMAKRISHNA, Seeram. How can green energy technology innovations improve the carbon-

related environmental dimension of ESG rating?. **Circular Economy and Sustainability**, p. 1-17, 2023. DOI: 10.1007/s43615-023-00261-6.

MORETTIN, Pedro A.; BUSSAB, Wilton O. **Estatística básica**. 9.ed., São Paulo, SP: Saraiva Educação SA, 2017.

PÉREZ, Lucy et al. Does ESG really matter—and why. **McKinsey Quarterly**, v. 59, n. 2, 2022.

POLLMAN, Elizabeth. The making and meaning of ESG. **U of Penn, Inst for Law & Econ Research Paper**, n. 22-23, 2022.

POULTON, Erin; BARNES, Lisa; CLARKE, Frank. The labyrinth of international governance codes: the quest for harmonization. **The Journal of Developing Areas**, v. 51, n. 3, p. 425-435, 2017.

SAGAN, Carl. **Bilhões e Bilhões** [trad.]. São Paulo, SP: Companhia das Letras, 2008.

SALLES, Wagner; RAMOS, Wagner dos Santos; BARROS, Sérgio Ricardo da Silveira; VELOSO, Letícia Helena Medeiros. A gestão do risco social e suas implicações na agenda ESG: uma análise do setor bancário no Brasil. **RGSA –Revista de Gestão Social e Ambiental**, v.17, n.2, p.1-17, 2023. DOI: 10.24857/rgsa.v17n2-028.

WANG, Jiazhen; HU, Xiaolu; ZHONG, Angel. Stock market reaction to mandatory ESG disclosure. **Finance Research Letters**, v. 53, p. 103402, 2023. DOI: 10.1016/j.fr1.2022.103402.