PREVISÃO DE NÃO CUMPRIMENTO DAS NDCS: ESTRUTURA ECONÔMICA, CAPACIDADE ESTATAL E OS LIMITES DO FINANCIAMENTO CLIMÁTICO

Michelle Márcia Viana Martins (UFV), **Rodrigo Fagundes Cézar** (FGV), **Débora Aparecida Carrer** (ESALQ/USP), **Alan Leal** (FGV Projetos)

Área 11 - Economia Agrícola e do Meio Ambiente

Resumo: Dois terços dos países não estão a caminho de cumprir as metas de descarbonização que declararam para 2030 em suas Contribuições Nacionalmente Determinadas (NDCs), e este artigo mostra quais são esses países, sem aguardar o prazo vencer. Constrói-se o Indicador de Lacuna de Cumprimento das NDCs em 2030 (ILC), que calcula a distância entre a emissão projetada e a meta de cada país, calculado a cada ano de 2013 a 2024 para 104 países. Testa-se se o desenho do financiamento climático, e não apenas seu volume, ajuda a antecipar quem descumpre. A previsão é validada fora do período de treino por sete algoritmos de aprendizado de máquina, a contribuição de cada variável é decomposta por *Shapley additive explanations* (SHAP) e o efeito do financiamento é estimado por *double machine learning*. Três resultados se destacam: (i) o risco de descumprimento é previsível com seis anos de antecedência a partir de dados públicos; (ii) incluir ou excluir o uso da terra da contabilidade reclassifica 37% dos países entre cumprir e descumprir, o que expõe a fragilidade de metas autodeclaradas relacionadas a desmatamento; (iii) o financiamento climático, decomposto em previsibilidade, concessionalidade e fragmentação, não antecipa o descumprimento nem apresenta efeito significativo sobre a distância entre a emissão projetada e a meta de cada país. O que distingue quem cumpre de quem não cumpre as NDCs é a estrutura produtiva, a dotação de terra, o perfil energético e a capacidade de governo, e não o apoio internacional recebido, resultado que desloca o foco da política climática do volume de financiamento para as condições estruturais da implementação.

Palavras-chave: financiamento climático; previsibilidade de desembolsos; machine learning; uso da terra.
Códigos JEL: C53; Q56; F35.

PREDICTING NDCs NON-COMPLIANCE: ECONOMIC STRUCTURE, STATE CAPACITY, AND THE LIMITS OF CLIMATE FINANCE

Abstract: *Two-thirds of developing countries are not on track to meet the decarbonization targets they declared for 2030 in their Nationally Determined Contributions (NDCs), and this paper identifies which ones, without waiting for the deadline to pass. It builds the 2030 Compliance Gap Indicator (ILC), which measures the distance between a country's projected emissions and its target, computed for each year from 2013 to 2024 across 104 countries. The paper tests whether the design of climate finance, and not only its volume, helps anticipate who will fall short. The prediction is validated out of the training period by seven machine learning algorithms, the contribution of each variable is decomposed through Shapley additive explanations (SHAP), and the effect of finance is estimated by double machine learning. Three results stand out: (i) the risk of non-compliance is predictable six years in advance from public data; (ii) including or excluding land use from the accounting reclassifies 37% of countries between compliance and non-compliance, exposing the fragility of self-declared targets; (iii) climate finance, decomposed into predictability, concessionality, and fragmentation, neither anticipates non-compliance nor shows a distinguishable effect on the gap between projected emissions and each country's target. What distinguishes compliers from non-compliers is productive structure, land endowment, energy profile, and government capacity, not the international support received, a finding that shifts the focus of climate policy from the volume of finance to the structural conditions of implementation.*

Keywords: *climate finance; disbursement predictability; machine learning; land use.*

1. Introdução

O Acordo de Paris propôs as Contribuições Nacionalmente Determinadas (NDCs) como elemento de governança climática internacional, exigindo que cada país declare metas transparentes e progressivamente mais ambiciosas de redução de emissões de gases de efeito estufa (GEE) (UNFCCC, 2015). O compromisso de manter o aquecimento abaixo de 2°C, com esforços para alcançar menor de 1,5°C, depende do que cada país efetivamente cumpre. As NDCs, neste sentido, tornam-se objetos verificáveis, acompanhadas por inventários de emissões e relatórios periódicos ao longo do tempo até 2030. O que decide o resultado não é a ambição declarada, mas a capacidade estatal de sustentá-la, o que passa por coordenação entre órgãos, desenho regulatório e alocação de recursos (Peterson & van Asselt, 2025).

O financiamento climático internacional é um instrumento importante para viabilizar essa implementação, especialmente em países em desenvolvimento (PEDs). Em 2022, o volume fornecido e mobilizado por países desenvolvidos (PDs) alcançou US$ 115,9 bilhões, superando pela primeira vez a meta anual de US$ 100 bilhões (OECD, 2024). No entanto, essa cifra representa uma fração do necessário: estima-se que as necessidades globais variem de US$ 8,1 a US$ 9 trilhões anuais até 2030 (Buchner et al., 2023). Além disso, a composição desse financiamento é desequilibrada: a mitigação climática absorveu 60% do

volume em 2022 (US$ 69,9 bilhões), enquanto a adaptação recebeu 28% (US$ 32,4 bilhões), apesar de sua participação ter subido de 17% em 2016 (OECD, 2024). Estima-se que os investimentos anuais em adaptação nos mercados emergentes e economias em desenvolvimento precisem subir de US$ 69 bilhões em 2021/2022 para US$ 212 bilhões até 2030 (Buchner et al., 2023), valor que supera em mais de seis vezes o financiamento hoje destinado à adaptação.

Os instrumentos financeiros variam conforme o nível de renda do receptor. Em 2022, os empréstimos representaram 69% do financiamento público climático internacional (US$ 63,6 bilhões) e as doações, 28% (OECD, 2024). No acumulado de 2016 a 2022, os empréstimos alcançaram 87% do total recebido pelos países de renda média-alta, ao passo que as doações responderam por 64% do recebido pelos países de baixa renda (OECD, 2024). Isso significa que as economias de renda média, que concentram grande parte das emissões e das necessidades de transição energética, acumulam dívidas que competem com outras prioridades orçamentárias.

Além das questões mencionadas, a literatura aponta que países com metas parecidas entregam resultados distintos, decorrentes de restrições financeiras, institucionais e políticas. No eixo financeiro, a dificuldade aparece quando a meta está atrelada a crédito de longo prazo e custos que pressionam orçamentos. Esse problema é mais frequente em NDCs condicionais, nas quais parte das metas é vinculada a apoio externo (Pauw et al., 2020). No eixo doméstico, a execução depende da capacidade estatal para desenhar instrumentos, coordenar ministérios e monitorar resultados, e da resistência de setores intensivos em emissões (Peterson & van Asselt, 2025; Northrop et al., 2016). Esses elementos alimentam a "lacuna de implementação": o país anuncia metas, mas não sustenta políticas compatíveis (Roelfsema et al., 2020).

Ainda quando há apoio internacional, a vulnerabilidade física compete com critérios de governança e de "mérito do receptor" na definição de quem recebe o quê. Doadores priorizam contextos com maior capacidade de transformar recursos em projetos executáveis, com controles fiduciários e menor risco de instabilidade política (Weiler et al., 2018). Betzold e Weiler (2017) encontram vieses na escolha de quem recebe, com alocação per capita mais elevada em países pequenos e preferência por países de renda média, enquanto Pickering et al. (2015) mostram que disputas entre agências dentro dos países doadores deslocam o equilíbrio entre adaptação e mitigação e prejudicam a coordenação entre canais. O primeiro mecanismo distorce para quem o recurso vai, o segundo em que formato o recurso chega. Oresultado comum é o desalinhamento entre a necessidade do receptor e o desenho do financiamento: um país pode precisar de investimento de longo prazo e receber fluxos fragmentados para projetos de curto prazo.

Apesar do avanço no entendimento de barreiras e de padrões de alocação, a capacidade de previsão do risco de não cumprimento segue limitada. Rogelj et al. (2016) mostram que a soma das contribuições apresentadas no Acordo de Paris fica aquém da trajetória compatível com manter o aquecimento abaixo de 2°C, implicando aquecimento mediano de 2,6 a 3,1°C até 2100, o que expõe a distância entre o que os países prometem e o que seria necessário. Fekete et al. (2021) mostram que políticas de mitigação com desempenho comprovado já existem nos grandes emissores, e calculam que, se todos os países as replicassem, as emissões cairiam cerca de 20% até 2030, mas ainda sem fechar o déficit. O cenário supõe que qualquer país consiga executar essas políticas, mas a capacidade de execução varia entre contextos, e o estudo não a modela nem oferece receita para alcançá-la. Peterson e van Asselt (2025) tratam a implementação como objeto próprio e encontram, em 21 países e na União Europeia, que três de quatro perfis de risco enfrentam ameaças ao cumprimento integral, em que a capacidade institucional opera como restrição estrutural e os mecanismos uniformes de apoio tendem a falhar. O diagnóstico disponível, contudo, classifica poucos países a partir de julgamento ou de cenários de modelo, sem validação fora da amostra e sem uma medida que se possa recalcular a cada ano, de modo que modelos apoiados apenas em indicadores estruturais, como renda e índices gerais de governança, deixam de capturar o que está mais próximo do processo de implementação.

É esse diagnóstico que o presente estudo amplia ao tratar a arquitetura do financiamento climático como variável explicativa para a previsão do risco de não cumprimento das NDCs. A hipótese é que características observáveis dos fluxos recebidos funcionam como *proxies* operacionais de capacidade de execução e de coordenação. A **previsibilidade** dos desembolsos, medida pela razão entre o que foi efetivamente desembolsado e o que havia sido comprometido, capta se o país pode dispor dos recursos que lhe foram prometidos, condição para planejar e sustentar políticas de mitigação. A **concessionalidade** é a participação de doações no total recebido, e separa o apoio que não gera serviço da dívida daquele que onera

o orçamento futuro, o que afeta a margem fiscal disponível para a ação climática. Por fim, a **fragmentação**, medida pela dispersão do financiamento entre doadores, aproxima o custo de coordenação imposto ao receptor, já que muitos doadores simultâneos multiplicam exigências de contrapartida, prestação de contas e gestão de projetos. Esses padrões variam de um ano em ano e refletem mudanças no ambiente de implementação. Indicadores estruturais, como renda per capita e localização, mudam pouco no curto prazo.

Para mensurar esse risco, propõe-se o Indicador de Lacuna de Cumprimento (ILC) das NDCs em 2030, que constitui a principal contribuição deste estudo. Na primeira etapa de sua construção, projetam-se as emissões de cada país até 2030 mediante extrapolação da tendência entre 2013 a 2024. Aplica-se à emissão observada a taxa média de crescimento do período anterior, procedimento que corresponde a um cenário de continuidade das políticas vigentes. Na segunda etapa confronta-se essa projeção com as metas declaradas na NDCs do país, condicional e incondicional, definindo-se o indicador como a diferença percentual entre a trajetória projetada e as NDCs. A meta condicional é contingente ao apoio externo, ao passo que a incondicional independe dele, e o cotejo com as duas separa o não cumprimento por falha de execução daquele que decorre da ausência do apoio prometido. Valores positivos indicam que a trajetória projetada supera a meta, configurando risco de não cumprimento, ao passo que valores negativos denotam folga em relação ao compromisso. O indicador pode ser analisado de forma contínua, ao mensurar a distância até a meta, ou binária, ao classificar o país como em risco ou fora de risco conforme um limiar definido.

O passo subsequente consiste em identificar quais características de um país antecipam o seu ILC. O indicador constitui a variável a ser prevista, e os preditores compreendem os controles de estrutura econômica, governança, energia e vulnerabilidade, acrescidos das três dimensões do financiamento climático. Adota-se uma abordagem preditiva baseada em *machine learning*, com prioridade ao desempenho fora da amostra e à validação temporal, em lugar de modelos paramétricos que tendem a perder interações entre as dimensões do financiamento e o contexto de cada país (Athey & Imbens, 2019; Breiman, 2001). Sete algoritmos são comparados sob idêntica partição temporal, com treinamento nos anos até 2021 e teste nos anos posteriores, para verificar se o modelo reproduz o ILC de períodos não observados. Essa etapa, de natureza preditiva, responde se o risco de não cumprimento pode ser antecipado.

A partir dessa estratégia, duas questões distintas exigem métodos distintos, para não tratar previsão e efeito como a mesma coisa. A primeira consiste em determinar se o financiamento contribui para a previsão do ILC, questão para a qual a contribuição de cada variável ao desempenho do modelo é mensurada por *Shapley additive explanations* (SHAP), aplicado a *tree-based models* (Lundberg & Lee, 2017). O SHAP ordena as variáveis conforme o quanto informam a previsão, mas mensura associação, e não efeito. A segunda questão consiste em determinar se a alteração do desenho do financiamento modificaria o cumprimento, de natureza causal, e não preditiva. Para respondê-la, estima-se o efeito de cada dimensão do financiamento sobre o ILC por *double machine learning*, que separa esse efeito da influência dos demais determinantes observados (Chernozhukov et al., 2018). O SHAP mostra se o financiamento prevê, o *double machine learning* indica se produz efeito, e as duas respostas não necessariamente coincidem.

O objetivo do artigo é, portanto, oferecer um diagnóstico antecipado do risco de não cumprimento das NDCs até 2030, que trate o desenho do financiamento climático como preditor da trajetória de cumprimento e estime em que medida esse desenho a afeta. O estudo se apoia em um painel país-ano que reúne emissões, metas de NDC quantificadas, financiamento climático e controles de estrutura econômica. Quatro escolhas o distinguem da literatura: (i) tratar o financiamento como objeto de desenho, e não como um único número de volume, para testar qual de suas dimensões move o cumprimento; (ii) medir o cumprimento com e sem uso da terra, o que revela quanto esse setor reposiciona cada país, ponto sensível para as economias de floresta tropical; (iii) separar associação de efeito no exame das variáveis de financiamento; e (iv) estender o diagnóstico a 104 países, com atualização anual, ante os 21 países e a União Europeia examinados por Peterson e van Asselt (2025).

Além desta introdução, o artigo se organiza em outras quatro seções. A segunda revisa a literatura sobre financiamento climático e modelos preditivos em política climática. A terceira apresenta os dados, a construção do ILC e a estratégia empírica. A quarta reporta os resultados, do diagnóstico de risco por país ao teste sobre o papel do financiamento. A quinta conclui e discute as implicações.

2. Revisão de literatura

2.1. Financiamento climático: determinantes e padrões

Os estudos sobre financiamento climático internacional desenvolveram-se em torno do que determina a alocação dos fluxos e qual a magnitude do déficit entre os fundos disponíveis e as necessidades. Em geral, os resultados sugerem que a distribuição dos recursos não é definida apenas por critérios de necessidade climática e que o volume mobilizado fica abaixo do necessário por uma ordem de grandeza: os fluxos globais de financiamento climático somaram US$ 1,3 trilhão em 2021/2022, ante uma necessidade estimada de US$ 8,1 a 9 trilhões anuais até 2030 (Buchner et al., 2023), de modo que redistribuir o existente não fecha a lacuna.

Halimanjaya (2015), analisando dados de 180 PED entre 1998 e 2010, identifica os determinantes da alocação de financiamento para mitigação usando modelo em duas partes (seleção e volume). Os resultados mostram que países com maior intensidade carbônica da economia (emissão por unidade de PIB), maiores sumidouros de carbono, menor PIB per capita e boa governança tendem a ser selecionados como receptores e a receber volumes maiores, o que indica que os doadores privilegiam contextos em que cada dólar investido reduz mais emissão. Emissões absolutas, por sua vez, não funcionam como determinante até o momento do desembolso efetivo, indicando que a seleção inicial responde ao potencial de abatimento e não ao tamanho do emissor. A distribuição entre grupos de renda revela que países de renda média-baixa receberam 64% do financiamento para mitigação, enquanto países menos desenvolvidos receberam 6,4%. Em contraste, a ajuda tradicional para redução de pobreza flui majoritariamente para países de baixa renda (51,9%). Essa divergência expõe a competição orçamentária entre os dois fluxos, já que ambos saem da mesma ajuda oficial ao desenvolvimento. A própria Halimanjaya (2015) observa que a ajuda de pobreza tende a ir para países de baixa emissão, o que atenua o desvio, mas conclui que esse desvio se torna inevitável caso a participação da mitigação na ajuda oficial continue a crescer, deslocando recursos de países mais pobres para países com maior potencial de redução de emissões.

Betzold e Weiler (2017), com enfoque sobre a ajuda bilateral para adaptação entre 2011 e 2014 em 144 países, encontram que a vulnerabilidade importa: países mais expostos a riscos climáticos, como eventos extremos e elevação do nível do mar, recebem mais recursos de adaptação, tanto per capita quanto em participação no total, o que leva os autores a concluir que os doadores, coletivamente, alinham a alocação bilateral às promessas assumidas. O alinhamento convive com vieses, porque os países mais pobres não são os que mais recebem, e sim os de renda média, cujo pico se dá em torno de US$ 1.000 de PIB per capita, ao lado de países de população pequena e de menor corrupção percebida. Weiler et al. (2018), com dados de 2010 a 2015, qualificam esse quadro ao separar necessidade de mérito. A exposição física continua associada a mais recursos, e o mesmo vale para países mais pobres e para pequenos estados insulares. Porém, economias com menor capacidade adaptativa não recebem mais, e os doadores premiam os bem governados e usam a ajuda de adaptação para promover interesses econômicos próprios. É observado, ainda, que os fluxos de adaptação acompanham diretamente os fluxos de ajuda geral, o que levanta a questão da adicionalidade desses recursos em relação à ajuda preexistente. Com isso, a capacidade de converter recursos em execução entra na decisão junto da necessidade, e Nor (2025), analisando desembolsos de fundos climáticos entre 2003 e 2022, encontra que a estrutura de governança e a eficiência institucional dos países de renda alta ajudam a converter doações em desembolso efetivo, enquanto barreiras estruturais atenuam esse efeito nos países de renda baixa e média.

A concentração geográfica e setorial foi analisada por Halimanjaya (2015), que mostra que China, Indonésia e Índia receberam mais da metade do financiamento para mitigação entre 1998 e 2010. Buchner et al., (2023) confirmam essa tendência: China, Estados Unidos, Brasil, Japão, Índia e países da Europa receberam 90% dos recursos adicionais provenientes do aumento do financiamento climático entre os biênios 2019/2020 e 2021/2022. A concentração setorial segue padrão similar: energia (44%) e transporte (29%) dominam os fluxos para mitigação, enquanto agricultura e indústria, que vêm logo atrás como fontes de emissão, recebem menos de 4% do financiamento de mitigação e de benefícios duplos, apesar de somarem potencial de mitigação de 20 $GtCO_2$ até 2030, superior ao de energia e transporte segundo o IPCC (*Intergovernmental Panel on Climate Change*). No agregado do financiamento público, agricultura, florestas e uso da terra (AFOLU, *Agriculture, Forestry and Other Land Use*), água e saneamento e indústria recebem

menos de 15% dos recursos, embora reúnam potencial de 21,8 $GtCO_2$ até 2030 (Buchner et al., 2023). Essa alocação reflete preferência por projetos com retorno financeiro mensurável, menor risco de execução e maior facilidade de monitoramento.

Pickering et al. (2015) mostram como a fragmentação institucional dentro dos próprios doadores amplifica os custos de transação. A partir de entrevistas com autoridades de sete países doadores, Austrália, Dinamarca, Alemanha, Japão, Suíça, Reino Unido e Estados Unidos, identificou-se que as agências de ajuda mantêm controle sobre a execução, enquanto os ministérios de meio ambiente e de finanças exercem influência frequentemente assimétrica sobre decisões de política, entre elas a distribuição entre mitigação e adaptação e a distribuição entre regiões geográficas. Instituições financeiras de desenvolvimento (DFIs, *Development Finance Institutions*) forneceram a maior parte do financiamento público entre 2021 e 2022, com US$ 364 bilhões no total: DFIs nacionais contribuíram com US$ 238 bilhões (37% do total público), DFIs multilaterais com US$ 93 bilhões (15%), e DFIs bilaterais com US$ 33 bilhões, enquanto fundos multilaterais de clima, entre eles o *Green Climate Fund*, o GEF (*Global Environment Facility*) e o *Adaptation Fund*, contribuíram com apenas US$ 3 bilhões, ou 0,5% do financiamento público (Buchner et al., 2023). Portanto, a maior parte dos fluxos não passa pelos mecanismos criados especificamente sob a Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima (UNFCCC, *United Nations Framework Convention on Climate Change*), e a multiplicidade de canais traduz-se em exigências de reporte divergentes, ciclos de aprovação distintos e prioridades setoriais conflitantes.

Uma limitação dessa literatura é o tratamento do financiamento como variável dependente a ser explicada. Os estudos investigam por que o financiamento flui para determinados países, quais características dos receptores e dos doadores explicam a alocação, e qual a magnitude do déficit agregado. Porém, não exploram o que os padrões observáveis desses fluxos, como previsibilidade dos desembolsos, concessionalidade e fragmentação entre doadores, indicam sobre a capacidade de implementação dos receptores. A avaliação desses efeitos permanece restrita a magnitudes agregadas ou à ambição prometida. Rashid, Khan e Haque (2023), com as NDCs atualizadas e duas estratégias de estimação, encontram efeito positivo mas não significativo do financiamento climático sobre a ambição de mitigação dos receptores, maior nos países menos desenvolvidos e menor nos pequenos estados insulares. Wei (2025), com painel de 30 PD entre 2010 e 2021 e modelos de efeitos fixos, estima que um aumento de 1% no financiamento climático total se associa a uma redução de 0,03% nas emissões de GEE, ordem de grandeza que expõe a distância entre o volume mobilizado e o resultado observado. A fragmentação, o viés para países bem governados, a predominância de empréstimos sobre doações e a concentração setorial são descritos como características do sistema, mas não são mobilizados como preditores de resultados futuros.

2.2. Modelos preditivos e aprendizado de máquina em política climática

A aplicação de *machine learning* em economia e políticas públicas cresceu a partir de 2010, impulsionada pela disponibilidade de dados e pelo reconhecimento de que, para certas classes de problemas, a acurácia preditiva é objetivo distinto e por vezes mais relevante do que a identificação de efeitos causais (Athey & Imbens, 2019). A distinção entre os dois objetivos é metodologicamente consequente, enquanto a econometria tradicional parte de modelos teóricos especificados e busca estimar parâmetros estruturais sob hipóteses de identificação, métodos de *machine learning* priorizam desempenho fora da amostra, ao operar pela capacidade de acertar observações que ficaram de fora da estimação, não exigindo que a forma da relação entre as variáveis seja escrita de antemão (Breiman, 2001). Essa diferença implica escolhas distintas de validação, regularização e interpretação.

O *gradient boosting* combina muitas árvores de decisão de forma sequencial, com cada árvore corrigindo os erros das anteriores, e captura não linearidades e interações entre variáveis sem que a forma funcional seja especificada anteriormente. A família de *gradient boosting* reúne implementações que diferem no crescimento das árvores e na regularização, entre elas o *XGBoost* (Chen & Guestrin, 2016), o *LightGBM* (Ke et al., 2017) e o *CatBoost* (Prokhorenkova et al., 2018), e concorre com o *random forest*, que agrega árvores de forma paralela (Breiman, 2001), e com as redes neurais. Para dado tabular, Grinsztajn, Oyallon e Varoquaux (2022) mostram que as famílias de árvore se mantêm competitivas ou superam as alternativas neurais, sem que uma implementação se imponha às demais, o que recomenda comparar modelos sob a mesma partição em lugar de fixar um algoritmo previamente. O risco de *overfitting* é contido por

regularização e por validação que respeite a ordem cronológica, com treino em períodos anteriores e teste em períodos posteriores, para evitar vazamento de informação futura (Bergmeir, Hyndman & Koo, 2018).

Uma crítica ao *machine learning* é a opacidade, porque algoritmos flexíveis produzem previsões sem indicar quais variáveis contribuíram para cada resultado, o que limita a utilidade para políticas públicas, nas quais interessa saber não apenas quem está em risco, mas por quê. O SHAP, *SHapley Additive exPlanations*, responde a essa limitação ao usar os valores de *Shapley* da teoria dos jogos cooperativos para atribuir a cada variável a sua contribuição marginal para a previsão de cada observação (Lundberg & Lee, 2017). Os valores satisfazem propriedades de eficiência, simetria e aditividade, o que dá fundamento à decomposição, e a implementação para modelos de árvore torna o cálculo viável e permite a leitura por país e por ano (Lundberg et al., 2020).

A decomposição por SHAP explica de onde vem o acerto do modelo, e não o que aconteceria caso uma variável fosse alterada, distinção que importa quando a pergunta é de política. O *double machine learning* atende a esse segundo objetivo ao permitir que as funções de perturbação sejam estimadas por métodos flexíveis enquanto o parâmetro de interesse conserva erro-padrão válido, por meio de escores ortogonais e de *cross-fitting*, que separa a estimação das perturbações da estimação do efeito (Chernozhukov et al., 2018). O procedimento aproxima os dois objetivos que Athey e Imbens (2019) tratam como distintos, e acrescenta aos resultados preditivos de uma estimativa do efeito de cada dimensão do financiamento, sob a hipótese de que os controles capturam o que confunde a relação.

A aplicação de *machine learning* em ciência climática é estabelecida para tarefas de modelagem física, como projeções de temperatura, precipitação, eventos extremos e impactos sobre ecossistemas. Na economia política do clima, contudo, a adoção é incipiente: os modelos que explicam alocação de financiamento ou determinantes de ambição de NDCs utilizam predominantemente regressões paramétricas (MQO, logit, tobit) com especificação de forma funcional e seleção manual de interações. A capacidade do *machine learning* de extrair sinais preditivos de dados de alta dimensionalidade, onde múltiplas características do financiamento podem interagir de formas não antecipadas pela teoria, ainda não foi explorada para prever cumprimento de metas climáticas.

O risco de não implementação já foi tratado de forma direta, ainda que por outros caminhos, é o caso de Roelfsema et al. (2020), que combinam uma base de políticas públicas com análise multimodelo, separam duas distâncias que costumam ser confundidas, a lacuna de implementação, entre a política vigente e a NDC prometida, e a lacuna de ambição, entre a NDC e a trajetória de custo mínimo, e estimam que as políticas em vigor deixam lacuna mediana de 22,4 a 28,2 $GtCO_2eq.$ em 2030, com os países avaliados não alcançando o que prometeram. Peterson e van Asselt (2025) tratam a implementação como objeto próprio em 21 países e na União Europeia, identificam cinco riscos, que são ambição da NDC, capacidade institucional, oposição de grupos de interesse, inconsistência de política, e monitoramento e execução, e agrupam os países por perfil de risco em quatro conjuntos, três dos quais enfrentam ameaças ao cumprimento integral. Os resultados mostram que a capacidade institucional opera como restrição estrutural e que mecanismos uniformes de apoio tendem a falhar, o que reclama estratégias diferenciadas por perfil. Roelfsema et al. (2020) e Peterson e van Asselt (2025) estabelecem a pergunta e param onde este artigo começa, porque classificam poucos países a partir de julgamento ou de cenários, sem validação fora da amostra e sem uma medida que possa ser recalculada a cada ano para o conjunto dos países com meta.

O apêndice A reúne estudos que tratam do financiamento climático e da implementação das NDCs. A alocação de recursos não segue uma lógica linear baseada em critérios técnicos, mas acompanha um conjunto de influências que operam em múltiplas escalas. Em nível macro, os fluxos globais de financiamento (Buchner et al., 2023) e os compromissos agregados das NDCs (Rogelj et al., 2016) definem os contornos do desafio, revelando limitações tanto de recursos quanto de ambição. Em um nível intermediário, a análise agregada da ajuda bilateral (Betzold e Weiler, 2017) mostra que a vulnerabilidade é um critério relevante, refletindo alinhamento parcial com os objetivos normativos, ainda que persistam vieses em favor de países de renda média e de população pequena. Essa visão é qualificada por análises que mostram como a alocação também responde à qualidade da governança do receptor e aos interesses econômicos do doador (Weiler et al., 2018) e às disputas burocráticas dentro dos próprios governos doadores (Pickering et al., 2015). A escolha dos receptores segue a capacidade de mitigar e a qualidade institucional, e não o tamanho da emissão (Halimanjaya, 2015), enquanto o déficit de cumprimento persiste mesmo onde

políticas de mitigação de desempenho comprovado já existem e poderiam ser replicadas (Fekete et al., 2021). Diante de um contexto em que fatores políticos, econômicos e institucionais interagem de forma não linear, Athey e Imbens (2019) oferecem a base metodológica para a transição a abordagens de *machine learning*, mais aptas a modelar esse contexto multifatorial.

O presente estudo se distingue ao testar o financiamento climático no papel de variável preditora do risco de não cumprimento, invertendo a posição que a literatura lhe atribui como variável dependente a ser explicada. As três dimensões que extrai dos fluxos recebidos, previsibilidade, concessionalidade e fragmentação entre doadores, variam ano a ano e captam mudanças no ambiente de implementação que indicadores estruturais não registram. A combinação entre comparação de modelos, decomposição por SHAP e estimação por *double machine learning* responde quais países estão em risco, quais dimensões do financiamento se associam a esse risco e se alguma delas o afeta.

3. Metodologia

A primeira parte dessa seção delimita a amostra, apresenta a construção do ILC e as fontes de emissões e de metas. A segunda descreve a decomposição do financiamento climático em previsibilidade, concessionalidade e fragmentação e apresenta os controles que compõem o painel país-ano. A terceira discute a estratégia empírica.

3.1 Dados, amostra e o indicador de cumprimento

O estudo é um painel país-ano, com observações anuais de 2013 a 2024 para países receptores de financiamento climático internacional. A amostra reúne economias fora do Anexo I[1] da UNFCCC que têm NDCs submetida até dezembro de 2021, série de emissões no PRIMAP-hist com pelo menos dez anos consecutivos, registro de financiamento no OECD DAC CRS em pelo menos cinco anos do período, e população acima de quinhentos mil habitantes[2]. Para cada país i e ano t, o risco não é tratado como um evento observado apenas em 2030, e sim como uma distância anual até 2030, recalculada a cada ano, o que transforma a meta de 2030 em um desfecho anual observável e adequado à previsão.

O ILC compara a meta de emissões de 2030 derivada da NDC com uma projeção da trajetória de emissões do país. A série de emissões da especificação de referência vem do PRIMAP-hist (versão 2.7), no total nacional de gases do Protocolo de Kyoto em CO_2eq. com fatores do AR4 em horizonte de cem anos, excluindo o uso da terra, mudança de uso da terra e florestas (LULUCF), por ser o núcleo reportado de forma mais comparável entre países. A meta de 2030 é convertida para $MtCO_2$eq. a partir da codificação das NDCs, seguindo a quantificação de Günther et al. (2021), que codifica separadamente a meta condicional e a meta incondicional de cada país. Três justificativas sustentam essa conversão: i) a quantificação é adotada na cobertura sem uso da terra para o desfecho de referência e na cobertura que inclui o setor para a versão alternativa, sempre no ano-alvo de 2030; ii) quando a ferramenta produz uma faixa para metas redigidas de forma ambígua, adota-se a ponta mais ambiciosa, o que torna o indicador conservador no sentido de facilitar o registro de descumprimento; iii) quando um país aparece com mais de uma linha de meta compatível com esses critérios, o valor adotado é a mediana entre elas.

A quantificação é publicada em potenciais de aquecimento do AR4, e por isso a série de emissões é tomada na mesma métrica. A escolha privilegia a consistência interna do indicador, que é uma razão entre trajetória projetada e meta, sobre a atualidade da métrica: usar a série em AR6 contra metas em AR4 inflaria o numerador em relação ao denominador nos países intensivos em metano, cujo potencial de aquecimento subiu entre os dois relatórios, que são justamente os de emissão difusa vinda de agropecuária e uso da terra. Converter as metas para AR6 não é possível a partir da quantificação publicada, que reporta o nível agregado

[1] Reúne países industrializados e economias em transição listados na ocasião da Convenção, em 1992, aos quais o texto atribui compromissos de redução distintos dos demais. Os países fora do Anexo I são os que a UNFCCC classifica como em desenvolvimento, e é sobre eles que recai o financiamento climático internacional aqui analisado. O recorte é o mesmo adotado pela OCDE ao apurar o cumprimento da meta de cem bilhões de dólares anuais, o que preserva a correspondência entre a população de receptores e a base de financiamento utilizada.

[2] Essa estratégia evita que microestados dominem as razões per capita e por PIB, já que nesses casos um único projeto ou uma única usina desloca o indicador em dezenas de pontos percentuais, e atenua o viés de país pequeno na alocação de ajuda, conforme Halimanjaya (2015) e Betzold e Weiler (2017), que faz esses países receberem mais por habitante por razões alheias ao potencial de mitigação. A cobertura dos WGI, do ND-GAIN e da base de energia da *Our World in Data* também é rara para países abaixo desse porte.

em CO_2eq e não a composição por gás necessária para reponderar. O efeito da escolha sobre o diagnóstico é reduzido: entre as duas métricas a correlação de postos do indicador é de 0,999 e nenhum dos 104 países muda de classificação de risco, ainda que as emissões em AR6 sejam em média 3% maiores e desloquem os níveis.

A distinção entre as duas metas é de conteúdo, e não apenas de contabilidade. A meta condicional é a que o país se compromete a alcançar caso receba o apoio externo que declara necessitar, ao passo que a incondicional é aquela que assume com recursos próprios, de modo que a primeira é, por construção, ao menos tão ambiciosa quanto a segunda. Confrontar a mesma projeção de emissões com as duas separa o não cumprimento que decorre de falha de execução doméstica daquele que responde à ausência do apoio prometido, distinção que importa porque a lacuna de implementação de Roelfsema et al. (2020) mistura as duas origens em um único número, e porque a condicionalidade das NDCs é apontada como ponto sensível do desenho do Acordo de Paris (Pauw et al., 2020). A especificação de referência adota a meta condicional, por ser a declarada pela quase totalidade da amostra, e a leitura contra a meta incondicional entra como checagem. A cobertura difere entre as duas, porque nem toda NDC declara meta incondicional quantificável, de modo que a comparação entre as duas leituras é feita apenas no subconjunto de países que declara ambas, e a seção de resultados reporta a cobertura efetiva de cada uma.

A projeção da trajetória parte da taxa média anual de crescimento logarítmico das emissões em janela de k anos encerrada em t, estendida até 2030:

$$g_{i,t}^{(k)} = \frac{1}{k}\ln\left(\frac{E_{i,t}}{E_{i,t-k}}\right), \qquad E_{i,2030|t}^{proj} = E_{i,t}\exp\left(g_{i,t}^{(k)}\,(2030 - t)\right)$$

O parâmetro k é fixado em cinco anos, com $k = 3$ e $k = 7$ como checagens, e a taxa g é winsorizada nos percentis 5 e 95 da distribuição de cada ano, para que quedas atípicas por crises, conflitos ou revisões de inventário não dominem a variação. O indicador contínuo e a sua versão binária de risco são:

$$ILC_{i,t} = 100 \times \frac{E_{i,2030|t}^{proj} - E_{i,2030}^{NDC}}{E_{i,2030}^{NDC}}, \qquad Risk_{i,t} = \mathbf{1}\big(ILC_{i,t} > \tau\big)$$

com $\tau = 5\%$ na referência e $\tau \in \{0\%, 10\%\}$ como checagem. Um valor de $ILC_{i,t} = 20$ indica que a projeção de 2030 está 20% acima da meta, e um valor negativo indica projeção abaixo da meta.

O estudo constrói, também, uma segunda versão do desfecho que inclui o uso da terra, $ILC_{i,t}^{LU}$, porque para países de floresta tropical a exclusão do LULUCF deixa de fora a maior parte da história de emissões. Nessa versão, o total nacional incluindo uso da terra vem do Climate Watch, é projetado para 2030 pela mesma regra, e é comparado com a meta da NDC na cobertura que inclui LULUCF, $E_{i,2030}^{NDC,LU}$:

$$ILC_{i,t}^{LU} = 100 \times \frac{E_{i,2030|t}^{proj,LU} - E_{i,2030}^{NDC,LU}}{E_{i,2030}^{NDC,LU}}$$

As duas versões diferem em fonte de emissões e em regras de contabilidade do setor de terra, então o ILC^{LU} é lido como checagem de robustez, e não como troca direta. A distância entre as duas nos países de floresta tropical é tratada como resultado, uma vez que a incerteza do inventário de uso da terra e a variação das regras de contabilidade entre NDCs são conhecidas por deslocar a leitura do progresso de cada país (Grassi et al., 2021).

3.2 O desenho do financiamento e os controles

As variáveis de tratamento descrevem o desenho, e não apenas o tamanho do financiamento recebido. A fonte é o *Creditor Reporting System* da OECD, que registra cada operação por doador, receptor, instrumento e Rio marker, do qual se retêm os projetos com marcador de mitigação ou de adaptação em nota um ou dois. Para reduzir a alta frequência e aproximar o horizonte de execução, cada variável é agregada em janela móvel de três anos encerrada em t, e todas entram defasadas um ano em relação ao desfecho, de modo que o financiamento observado até $t - 1$ preveja a lacuna em t. A defasagem quebra a simultaneidade reversa, em que um país já distante da meta atrai mais recursos, prática chamada na literatura como efeito da ajuda (Burnside & Dollar, 2000; Rajan & Subramanian, 2008) e do financiamento climático (Weiler, Klöck & Dornan, 2018).

A fragmentação mede quão pulverizado é o apoio entre doadores. Seja $s_{d,i,t}$ a participação do doador d nos desembolsos climáticos ao país i na janela, a fragmentação é o complemento do índice de Herfindahl-Hirschman (HHI),

$$Frag_{i,t} = 1 - \sum_{d=1}^{D} s_{d,i,t}^2$$

crescente quando muitos doadores dividem parcelas pequenas, seguindo Aldasoro, Nunnenkamp e Thiele (2010). A concessionalidade é a fração do financiamento que chega como doação de fato, medida pela razão entre o *grant equivalent* e o valor comprometido na janela,

$$Conc_{i,t} = \frac{\sum_{\text{janela}} \text{GrantEquiv}_i}{\sum_{\text{janela}} \text{Comprometido}_i}$$

A previsibilidade é a razão entre o que foi desembolsado e o que foi comprometido na janela,

$$Prev_{i,t} = \frac{\sum_{\text{janela}} \text{Desembolsado}_i}{\sum_{\text{janela}} \text{Comprometido}_i}$$

de modo que valores próximos de 1 indicam que o prometido chega, e valores baixos sinalizam atraso ou não efetivação. O volume entra como controle de escala, pelo logaritmo do desembolso na janela, e o número de doadores complementa a fragmentação, para que o efeito do desenho seja lido líquido do tamanho do fluxo.

O vetor de controles reúne variáveis que afetam a trajetória de emissões e a recepção de recursos, para que o modelo não atribua ao desenho do financiamento variações que decorrem de diferenças persistentes entre países. Entre elas, estão a renda e a população em logaritmo, a estrutura setorial pela participação da indústria e da agropecuária no produto, a abertura comercial, a estrutura de terra pela área florestal e pela terra agrícola como proporção do território, o perfil energético pela energia per capita, pela intensidade energética e pela participação de renováveis, a vulnerabilidade e a prontidão climáticas, e as seis dimensões de governança. A tabela 1 organiza as variáveis, com a definição e a fonte de cada uma.

Tabela 1. Variáveis do painel, definições e fontes

Bloco	Variável	Descrição	Fonte
Desfecho	$ILC_{i,t}$	Diferença percentual entre a projeção de 2030 e a meta da NDC, excluindo LULUCF	Construção própria
Desfecho	$ILC_{i,t}^{LU}$	Mesma diferença na contabilidade que inclui uso da terra	Construção própria
Desfecho	$Risk_{i,t}$	Binária, igual a 1 se $ILC_{i,t} > 5\%$	Construção própria
Emissões	$E_{i,t}$	Emissões totais de GEE, Kyoto, GWP100 AR4, $MtCO_2e$, excluindo LULUCF	PRIMAP-hist v2.7 (Gütschow et al., 2025)
Emissões	$E_{i,t}^{LU}$	Total nacional incluindo uso da terra, $MtCO_2e$	Climate Watch (WRI)
Metas	$E_{i,2030}^{NDC}$	Meta de 2030 da NDC, convertida para $MtCO_2e$, condicional na referência	NDCmitiQ (Günther et al., 2021)
Financiamento (tratamento)	$Frag_{i,t}$	Fragmentação, um menos o índice de concentração de doadores, janela de 3 anos, defasada 1 ano	OECD DAC CRS
Financiamento (tratamento)	$Conc_{i,t}$	Concessionalidade, equivalente-doação sobre comprometido, na janela	OECD DAC CRS
Financiamento (tratamento)	$Prev_{i,t}$	Previsibilidade, desembolsado sobre comprometido, na janela	OECD DAC CRS
Financiamento (controle)	$Vol_{i,t}$	Volume, logaritmo do desembolso climático na janela	OECD DAC CRS
Financiamento (controle)	$NumDonors_{i,t}$	Número de doadores distintos na janela	OECD DAC CRS
Financiamento (controle)	$\text{HHI}_{i,t-1}$	Concentração de doadores, índice de HHI dos desembolsos climáticos, janela de 3 anos, defasada 1 ano	OECD DAC CRS
Controle	$\ln PIBpc_{i,t}$	Log do PIB per capita, dólares constantes	WDI (World Bank)
Controle	$\ln Pop_{i,t}$	Log da população	WDI (World Bank)
Controle	$Ind_{i,t}$, $Agro_{i,t}$	Indústria e agropecuária como proporção do PIB	WDI (World Bank)
Controle	$Com_{i,t}$	Comércio como proporção do PIB	WDI (World Bank)
Controle	$Flor_{i,t}$, $TerAgr_{i,t}$	Área florestal e terra agrícola como proporção do território	WDI (World Bank)
Controle	$EnerPC_{i,t}$, $IntEner_{i,t}$	Energia per capita e intensidade energética	Our World in Data
Controle	$Renov_{i,t}$	Participação de renováveis no consumo final	WDI (World Bank)
Controle	$Vuln_{i,t}$, $Pront_{i,t}$	Vulnerabilidade e prontidão climáticas	ND-GAIN (Chen et al., 2015)
Controle	Governança	Seis dimensões, estimativa	WGI (Kaufmann et al., 2023)

Elaboração própria. Nota: variáveis de financiamento em janela móvel de três anos, de $t-2$ a t, defasadas um ano em relação ao desfecho. Emissões em $MtCO_2e$ com GWP100 do AR4. Os códigos de receptor do CRS são convertidos para ISO3, e os agregados regionais saem da amostra.

3.3 Estratégia empírica

O modelo prevê $ILC_{i,t+1}$ e $Risk_{i,t+1}$ a partir do financiamento defasado e dos controles observados até t:

$$ILC_{i,t+1} = f\left(X_{i,t}^{fin}, X_{i,t}^{ctrl}\right) + \varepsilon_{i,t}, \qquad P\left(Risk_{i,t+1} = 1\right) = g\left(X_{i,t}^{fin}, X_{i,t}^{ctrl}\right).$$

Como o desfecho é dado tabular em painel, e não uma série temporal a prever, a família de modelos de fronteira para esse caso é o *gradient boosting*, que supera de forma consistente o *deep learning* nesse tipo de dado (Grinsztajn, Oyallon & Varoquaux, 2022). O estudo compara, sob a mesma partição temporal, um baseline linear (logit regularizado), um *random forest*, quatro implementações de *gradient boosting*, o *histogram-based gradient boosting*, o XGBoost, o LightGBM e o CatBoost (Chen & Guestrin, 2016; Ke et al., 2017; Prokhorenkova et al., 2018), e um *multilayer perceptron* (MLP) como comparador. A validação respeita a ordem do tempo, com treino nos anos iniciais e teste nos finais, para reproduzir o uso real do diagnóstico e evitar vazamento do futuro para o treino (Bergmeir, Hyndman & Koo, 2018). Para regressão reportam-se o coeficiente de determinação fora da amostra[3], a raiz do erro quadrático médio (RMSE, *root mean squared error)* e o erro absoluto médio (MAE, *mean absolute error*), e para classificação a área sob a curva característica de operação do receptor AUC-ROC (*area under the receiver operating characteristic curve*) e a acurácia, com a *precision-recall* AUC quando há desbalanceamento (Saito & Rehmsmeier, 2015).

A interpretação usa SHAP, com a implementação para árvores, que escreve cada previsão como a soma de um valor de referência e das contribuições de cada variável,

$$\hat{y}_{i,t} = \phi_0 + \sum_{j=1}^{P} \phi_j^{(i,t)},$$

interpretada em escala global, pela importância média, e em escala local, por país e ano, com os *dependence plots* das três variáveis de financiamento e os *interaction values* com a governança, para qualificar a leitura além do desempenho (Lundberg et al., 2020).

O SHAP mede associação preditiva, então, para ler o efeito de cada dimensão do financiamento sobre o cumprimento, o estudo acrescenta uma camada de *double machine learning* na especificação *partially linear regression* (Chernozhukov et al., 2018). Para cada tratamento D entre previsibilidade, concessionalidade e fragmentação, escreve-se

$$ILC_{i,t} = \theta\, D_{i,t-1} + \ell\left(Z_{i,t}\right) + U_{i,t}, \qquad D_{i,t-1} = m\left(Z_{i,t}\right) + V_{i,t},$$

em que Z reúne os controles e as demais variáveis de financiamento, e as funções de perturbação $\ell(\cdot)$ e $m(\cdot)$ são estimadas por modelos de árvore. O coeficiente θ é obtido com *cross-fitting* em cinco dobras, que separa a estimação das perturbações da estimação do efeito e devolve um estimador com erro-padrão válido. Sob a hipótese de que os controles capturam o que confunde a relação, θ mede o efeito de mover a dimensão de financiamento sobre a lacuna de cumprimento, e não apenas a sua associação.

As checagens percorrem quatro frentes, sempre ligadas ao objetivo de previsão e de leitura de efeito, e não à identificação estrutural. A definição do desfecho é testada com a janela k da projeção, com o limiar τ da classificação, e com a repetição do exercício contra a meta incondicional, no subconjunto de países que declara as duas. A construção do financiamento é testada com o tamanho da janela móvel e com a defasagem contemporânea no lugar da defasagem de um ano. A escolha do modelo é testada pela comparação entre *o gradient boosting*, o *random forest*, o *multilayer perceptron* e o baseline linear. E o desfecho é testado na

[3] O coeficiente de determinação aqui reportado é calculado fora da amostra, sobre o conjunto de teste, e não corresponde ao R^2 de ajuste de uma regressão. Enquanto o R^2 de um modelo estimado por mínimos quadrados é, por construção, limitado ao intervalo entre zero e um na própria amostra de estimação, a versão fora da amostra compara o erro de previsão do modelo ao erro de prever pela média do conjunto de teste, de modo que assume valores negativos sempre que o modelo prevê pior do que essa média. É o que ocorre com o XGBoost na versão contínua sem uso da terra, cujo valor de -2,828 indica falha de generalização do algoritmo nessa especificação, e não erro de cálculo. A mesma leitura vale para a AUC, que mede a probabilidade de o modelo ordenar corretamente um par de países sorteado ao acaso, com 0,5 correspondendo ao sorteio.

versão que inclui uso da terra, para verificar se o sinal das variáveis de financiamento se sustenta quando o setor de terra entra na conta.

4. Resultados

4.1 Quem está a caminho de não cumprir a própria meta?

Em 2024, dos 104 países fora do Anexo I com meta quantificável e série de emissões, 70 seguem trajetória que excede o que declararam na NDC, ou seja, 67,3% da amostra não está a caminho de cumprir a própria meta. A distância mediana chega a 26% acima do compromisso e a distribuição é assimétrica, com o primeiro quartil em -6% e o terceiro em 100%, de modo que o país típico da metade superior projeta emissões que dobram o que assumiu. O diagnóstico já se faz em 2024, sem esperar o prazo de 2030 vencer, porque o indicador é recalculado a cada ano e transforma o cumprimento em algo que se acompanha como ocorre com inflação ou dívida. O apêndice B apresenta o ranking completo, do país que mais folga em relação à própria meta ao que dela mais se afasta.

A tabela 2 organiza o resultado para os dez maiores emissores entre os países que declararam meta condicional[4], selecionados por volume de emissões em 2024: Irã, com 71% acima da meta, Arábia Saudita, com 52%, e México, com 29%, combinam volume de emissões e distância grande até o compromisso, e concentram o risco em termos absolutos. Cazaquistão, com 17%, e África do Sul, com 13%, também projetam trajetória acima do declarado, ainda que por margem menor. No outro extremo, Paquistão, com -66%, Malásia, com -53%, Vietnã, com -19%, Indonésia, com -17%, e Tailândia, com -6%, projetam emissões abaixo da meta, resultado que precisa ser examinado com cuidado, porque esses são os países cujas metas foram declaradas sobre trajetórias de referência generosas ou cujo perfil de emissões depende do uso da terra.

Tabela 2. Distância até a meta de 2030 nos dez maiores emissores da amostra, 2024

País	Emissões 2024 (MtCO2e)	ILC (%)	Situação
Irã	1.102	71	Acima da meta
Arábia Saudita	852	52	Acima da meta
México	757	29	Acima da meta
Cazaquistão	355	17	Acima da meta
África do Sul	484	13	Acima da meta
Tailândia	383	-6	Dentro da meta
Indonésia	1.137	-17	Dentro da meta
Vietnã	528	-19	Dentro da meta
Malásia	367	-53	Dentro da meta
Paquistão	456	-66	Dentro da meta

Elaboração própria. Nota: Emissões excluindo uso da terra. ILC positivo indica projeção acima da meta. O apêndice B apresenta a amostra completa.

A regra contábil do uso da terra altera o resultado para parte relevante da amostra, uma vez que, em 90 países com as duas versões do indicador em 2023, último ano com dado de uso da terra, a proporção em risco cai de 66% quando o setor fica de fora para 58% quando entra, e em 33 países, 37% dessa amostra, a classificação se inverte, com 20 saindo do risco para a folga e 13 o oposto. O deslocamento não é aleatório e segue a geografia locacional de florestas no mundo: a Libéria sai de -30% para 130%, a Indonésia de -17% para 100%, a Tailândia de -11% para 83% e a Etiópia de -14% para 29%, de modo que os países que pareciam confortáveis em alcançar a meta passam a risco quando as emissões de floresta entram na conta. O caminho inverso ocorre em Níger, que sai de 1.208% para -10%, Togo, de 865% para -69%, Nigéria, de 255% para -23%, e Quênia, de 87% para -52%, nos quais o sumidouro florestal absorve parte da trajetória. O exame desse resultado exige a ressalva de que as duas versões vêm de fontes distintas e de metas com cobertura distinta, e a discrepância entre as fontes, medida nos 21 países com menos de 10% do território em floresta, tem mediana de 10 pontos percentuais e desvio absoluto mediano de 38, faixa larga que recomenda ler com

[4] Doze países ficam fora dessa contagem por declararem somente meta incondicional, entre eles China, Índia, Brasil, Argentina, Costa Rica, Sérvia e Ucrânia, ausência que decorre do critério de condicionalidade e não de falta de dado, uma vez que a série de emissões e a projeção existem para todos. Na leitura contra a meta incondicional, reportada adiante nesta seção, esses países apresentam trajetórias distintas entre si, com o Brasil 161% acima da meta declarada, a China 21% acima e a Índia 12% abaixo.

cautela os deslocamentos de menor magnitude. Os casos citados superam essa faixa com folga e refletem a contabilidade do setor de terra.

A interpretação contra a meta incondicional, que não depende de apoio externo, delimita quanto do risco decorre da própria execução. Em 2024, entre os 77 países que declararam meta incondicional, 42% seguem trajetória que a excede, ante 67% na referência condicional, e nos 58 países que declararam as duas metas a proporção em risco cai de 64% para 34%. Os 17 países que mudam de classificação, que representam 29% desse subconjunto, deslocam-se todos no mesmo sentido, do risco para a folga, resultado esperado porque a meta condicional é ao menos tão ambiciosa quanto a incondicional, e o ordenamento entre países se preserva, com correlação de postos de 0,90 entre as duas medidas. A diferença de nível separa o não cumprimento que decorre de falha de execução daquele que responde à ausência do apoio prometido, e situa em quase um terço da amostra a parcela cujo risco depende da materialização do financiamento condicionado.

4.2 O que o modelo prevê e o que explica o risco?

É possível saber, com dados públicos e seis anos de antecedência, quais países não alcançarão a própria meta, e essa é a condição para que o diagnóstico sirva a alguma decisão. A tabela 3 submete o modelo ao teste que interessa, que é acertar em anos não utilizados na estimação, com treino até 2021 e avaliação de 2022 a 2024. Na versão contínua sem uso da terra, o *multilayer perceptron* explica 61% da variação da distância até a meta nesses anos fora do treino, e na versão com uso da terra o *random forest* chega a 82%, enquanto a regressão linear regularizada fica em 8% e 12%. Esses valores medem a redução do erro de previsão em relação a prever a média do período de teste, de modo que 61% e 82% indicam ganho apreciável, e 8% e 12% indicam que a especificação linear quase não melhora sobre a média. Como todos os algoritmos usam as mesmas variáveis, a diferença entre eles decorre da forma funcional que cada um impõe, e não da informação disponível: o baseline linear é o único restrito a uma relação aditiva e linear, ao passo que os demais admitem limiares e interações, ainda que com desempenho desigual entre si.

Tabela 3. Desempenho fora do tempo de treino por especificação do desfecho

Modelo	ILC sem LULUCF (R^2)	ILC com LULUCF (R^2)	Binário: risco sem LULUCF (AUC)	Binário: risco com LULUCF (AUC)
Baseline linear (logit regularizado)	0,084	0,119	0,534	0,624
Random forest	0,526	0,818	0,869	0,895
HistGB	0,518	0,676	0,866	0,887
XGBoost	-2,828 *	0,734	0,870	0,846
LightGBM	0,546	0,586	0,857	0,832
CatBoost	0,415	0,795	0,839	0,847
Multilayer perceptron	0,613	0,785	0,796	0,848
Observações (treino/teste)	765/255	681/152	765/255	681/152

Elaboração própria. Nota: R^2 e AUC calculados fora da amostra, no conjunto de teste de 2022 a 2024. * O R^2 fora da amostra admite valores negativos quando o modelo prevê pior do que a média do conjunto de teste, e não equivale ao R^2 de ajuste de uma regressão. Na AUC, 0,5 corresponde ao sorteio.

Na especificação binária, que apenas separa quem está em risco de quem não está, o *XGBoost* classifica corretamente 87% dos pares de países comparados sem uso da terra e o *random forest* chega a 89% com uso da terra, contra 53% e 62% do logit regularizado, ante os 50% que corresponderiam à classificação aleatória. A distância entre a especificação linear e as demais indica que a relação entre o contexto de um país e sua distância até a meta não é linear, e sim marcada por limiares e interações, o que é esperado quando o custo de abater emissões depende de qual setor emite e da capacidade de execução do Estado. A dispersão entre algoritmos na versão contínua sem uso da terra, em que o *XGBoost* apresenta desempenho inferior ao da média amostral, sustenta a decisão de comparar modelos sob a mesma partição em lugar de fixar um deles de antemão.

O que separa quem cumpre de quem não cumpre as NDCs é a estrutura da economia e a capacidade do Estado, não o apoio que o país recebe. As variáveis de uso do solo e de perfil energético dominam o ordenamento quando exclui-se LULUCF (tabela 4); capacidade institucional assume as primeiras posições assim que esse setor é considerado, o que é coerente com o fato de as emissões de floresta dependerem de fiscalização e de execução regulatória mais do que de composição setorial. O volume desembolsado via

financiamento climático aparece em quarto lugar na especificação binária com LULUCF, única presença do financiamento entre as primeiras posições em qualquer das quatro especificações.

Tabela 4. Ordenamento das 24 variáveis por contribuição preditiva (SHAP), em cada especificação do desfecho

Variável	ILC sem LULUCF	ILC com LULUCF	Risco sem LULUCF	Risco com LULUCF
Intensidade energética	4ª	6ª	2ª	7ª
Agropecuária (% PIB)	6ª	1ª	5ª	8ª
População (log)	3ª	11ª	3ª	6ª
Área florestal (% território)	2ª	2ª	7ª	17ª
Prontidão institucional	12ª	3ª	13ª	1ª
Indústria (% PIB)	8ª	12ª	9ª	3ª
Vulnerabilidade climática	5ª	7ª	8ª	12ª
Efetividade de governo	18ª	4ª	10ª	2ª
Terra agrícola (% território)	1ª	9ª	11ª	14ª
Abertura comercial (% PIB)	13ª	18ª	1ª	5ª
Controle da corrupção	17ª	5ª	15ª	11ª
Volume desembolsado ‡	16ª	15ª	14ª	4ª
Renováveis no consumo final	7ª	19ª	6ª	19ª
Estado de direito	9ª	16ª	4ª	22ª
PIB per capita (log)	14ª	17ª	12ª	15ª
Estabilidade política	10ª	21ª	18ª	9ª
Voz e responsabilização	11ª	20ª	17ª	10ª
Qualidade regulatória	15ª	13ª	21ª	13ª
Energia per capita	20ª	8ª	16ª	23ª
Concessionalidade *	22ª	10ª	20ª	18ª
Fragmentação *	21ª	14ª	19ª	16ª
Previsibilidade *	19ª	22ª	22ª	21ª
Número de doadores **	23ª	23ª	23ª	20ª
Concentração de doadores **	24ª	24ª	24ª	24ª

Elaboração própria. Nota: posição de cada variável no ordenamento por contribuição média absoluta ao SHAP, de 1 (maior contribuição) a 24. As linhas estão ordenadas pela posição média nas quatro especificações. * indica as três dimensões do desenho do financiamento. ** indica as demais variáveis derivadas do CRS que entram como controles de escala e de estrutura do fluxo.

A lista tem sentido econômico e não trata-se de um agregado de correlações, o que se observa a partir das variáveis de terra e de energia que ocupam o topo, porque descrevem de onde vêm as emissões do país e, com isso, quanto lhe custa reduzi-las. Um país que emite por queima de combustível fóssil em poucos setores enfrenta curva de custo marginal de abatimento distinta da de um país cujas emissões vêm do uso da terra e da agropecuária, em que a fonte é difusa e o custo de monitorar e de fazer cumprir a regra se distribui por um número grande de unidades produtivas. A prontidão institucional e a efetividade de governo, que assumem as primeiras posições assim que o LULUCF são consideradas, descrevem quanto desse custo o país consegue converter em política, porque medem a capacidade de transformar compromisso assumido em regulação que se cumpre. A dotação de recursos e a composição setorial fixam o preço de cumprir, e a capacidade estatal determina quanto desse preço é pago, de modo que o cumprimento se decide em características que nenhuma transferência internacional altera no horizonte de 2030. O resultado converge com Peterson e van Asselt (2025), que tratam a capacidade institucional como restrição estrutural ao cumprimento, e com Fekete et al. (2021), para quem o déficit não decorre do desconhecimento de políticas eficazes, com a diferença de que aqui a restrição emerge de um exercício preditivo validado fora da amostra, e não de julgamento qualitativo sobre um conjunto pequeno de países.

4.3 O financiamento climático explica o cumprimento?

O apoio internacional recebido não ajuda a antecipar quem vai descumprir, a tabela 4 mostrou que as três dimensões do financiamento ocupam posições entre a 10ª e a 22ª de 24 no ordenamento por contribuição preditiva nas quatro especificações, com a concessionalidade chegando à 10ª na versão contínua com LULUCF, seu melhor desempenho, e caindo à 22ª na contínua sem uso da terra, enquanto a previsibilidade varia entre a 19ª e a 22ª e a fragmentação entre a 14ª e a 21ª. O volume desembolsado, que entra como controle de escala, fica entre a 14ª e a 16ª posição nas quatro especificações, de modo que nem o desenho nem o tamanho do fluxo se destacam. A hipótese de que os fluxos recebidos funcionariam como

sinais operacionais de capacidade de execução e de coordenação não se sustenta, o desenho do financiamento pouco acrescenta sobre quem não cumprirá as metas de emissões, o que realmente afeta é o contexto estrutural do país.

A contribuição para a previsão não implica efeito, uma vez que uma variável pode ocupar as últimas posições do ordenamento por SHAP por não apresentar relação com o desfecho ou por trazer informação que as demais variáveis do modelo já trouxeram, e a posição baixa do financiamento não autoriza, por si, concluir que alterá-lo deixaria o cumprimento intacto. O *double machine learning* é aplicado para estimar o efeito de cada dimensão sobre a distância até a meta, e a estimação exigiu cautela porque, com uma única partição de *cross-fitting* em cinco dobras, os coeficientes oscilaram de forma ampla conforme a semente do sorteio das dobras, chegando a inverter de sinal no caso da fragmentação. Os mesmos dados e a mesma especificação produziam estimativas distintas a depender apenas de quais observações caíam em cada dobra, dispersão que decorre do tamanho da amostra na etapa causal, de 592 observações na versão sem LULUCF e 537 na que inclui o setor de terra. Daí a adoção do *cross-fitting* repetido, com vinte repetições e agregação pela mediana, sem o qual qualquer conclusão retirada de uma única partição seria artefato do sorteio.

A tabela 5 reporta as estimativas estabilizadas, os coeficientes estão em pontos percentuais do indicador por unidade da variável de tratamento, e como as três dimensões são razões que variam entre zero e um, cada coeficiente corresponde ao efeito de percorrer toda a amplitude possível da dimensão. Na versão sem LULUCF, o coeficiente de 225,9 da fragmentação significa que passar de um apoio inteiramente concentrado em um doador para um apoio integralmente pulverizado aumentaria a distância até a meta em 226 pontos percentuais, ao passo que o de -20,7 da concessionalidade indica que substituir todo o empréstimo por doação reduziria essa distância em 21 pontos, e o de -8,5 da previsibilidade, sugere que desembolsar tudo o que foi prometido reduziria em 8 pontos. São magnitudes grandes diante de uma lacuna mediana de 26%, e é justamente por isso que a ausência de precisão importa.

Tabela 5. Efeito das dimensões do financiamento sobre o indicador, *double machine learning* com *cross-fitting* repetido

Desfecho	Dimensão	Efeito	Erro-padrão	p-valor	IC 95%	n
ILC sem LULUCF	Fragmentação	225,9	131,5	0,086	-56,1 a 483,7	592
ILC sem LULUCF	Concessionalidade	-20,7	21,1	0,325	-61,3 a 20,5	592
ILC sem LULUCF	Previsibilidade	-8,5	6,3	0,177	-22,0 a 3,8	592
ILC com LULUCF	Fragmentação	-43,7	50,7	0,389	-148,5 a 55,7	537
ILC com LULUCF	Concessionalidade	-2,0	9,3	0,827	-19,9 a 16,3	537
ILC com LULUCF	Previsibilidade	4,0	2,7	0,145	-0,9 a 9,3	537

Elaboração própria.

Nenhuma das seis combinações de dimensão e desfecho alcança significância estatística ao nível de 5%, o que significa que os dados não permitem descartar que o efeito verdadeiro seja zero. A fragmentação na versão sem uso da terra apresenta p-valor de 0,086, e seria significativa a 10%, mas esse resultado não se sustenta porque o sinal se inverte quando o uso da terra entra na contabilidade, passando de 225,9 para -43,7, sem que nenhuma das duas estimativas seja significativa. Um efeito que troca de direção conforme a regra contábil do desfecho não descreve uma relação estável entre desenho do financiamento e cumprimento, e sim a imprecisão de estimativas obtidas sobre pouco menos de seiscentas observações. As demais quatro combinações ficam claramente longe de qualquer limiar convencional, com p-valores entre 0,145 e 0,827.

Os intervalos de confiança separam dois tipos de resultado, e a distinção decide o que se pode recomendar. Para a previsibilidade, o intervalo vai de -22,0 a 3,8 pontos percentuais do indicador, faixa estreita diante da dispersão do desfecho, o que torna improvável um efeito de magnitude apreciável e permite descartá-la como alavanca de curto prazo dentro do que foi estimado. Para a fragmentação, o intervalo vai de -56,1 a 483,7, e a conclusão apropriada é que o desenho não tem precisão para responder, e não que o efeito seja nulo, de modo que a dimensão permanece em aberto e demanda amostra maior ou variação exógena.

A troca da meta condicional pela incondicional preserva o quadro: o modelo mantém desempenho fora do tempo de treino, com R^2 de 0,52 na versão contínua e AUC de 0,89 na binária, ambos do *random forest*, e as três dimensões do financiamento ficam entre a 17ª e a 22ª posição de 24 na versão contínua e entre a 10ª e a 22ª na binária, com a fragmentação alcançando a 10ª posição nessa última, seu melhor

desempenho entre as especificações reportadas nas tabelas. O ordenamento das variáveis estruturais se reorganiza, com o PIB per capita e a participação de renováveis assumindo o topo no lugar da terra agrícola e da área florestal, ao passo que a posição do financiamento permanece no terço inferior. Nenhuma das três estimativas por *double machine learning* alcança significância a 5%, com a fragmentação em 9,5 ($p = 0,65$), a concessionalidade em -3,3 ($p = 0,43$) e a previsibilidade em -2,5 ($p = 0,16$), sobre 438 observações contra as 592 da especificação de referência, de modo que o resultado nulo não decorre da escolha da meta e sim se confirma sob amostra ainda menor.

As demais checagens declaradas na seção 3.3 sustentam o desfecho e o resultado do financiamento. Variar a janela da taxa de crescimento entre três, cinco e sete anos move a proporção em risco apenas de 62% a 65% no painel de modelagem, com mediana entre 17% e 19%, de modo que a projeção não depende do comprimento da janela escolhida. Variar o limiar de classificação produz o efeito esperado sem inverter a interpretação, porque a proporção em risco vai de 67% quando qualquer excesso conta como descumprimento a 55% quando se exige folga de dez pontos percentuais, e a maioria permanece fora da meta mesmo no corte mais exigente.

Do lado do financiamento, refazer as variáveis com janela móvel de dois e de cinco anos, em lugar dos três da referência, mantém o desempenho fora do treino entre 0,50 e 0,52 de R^2 na versão contínua e entre 0,85 e 0,87 de AUC na binária, e preserva a posição relativa das três dimensões, com a concessionalidade entre a 20ª e a 21ª de 24, a previsibilidade entre a 17ª e a 20ª, e a fragmentação oscilando entre a 7ª e a 18ª. Essa checagem ordena as variáveis pela redução de impureza do *random forest*, medida distinta do SHAP reportado na tabela 4, o que explica a fragmentação aparecer em posição mais alta aqui do que ali, de modo que o que se lê da comparação é a estabilidade entre configurações e não o nível de cada posição. A troca da defasagem de um ano pela medida contemporânea é o que mais desloca o quadro, com a fragmentação subindo à 5ª posição na versão contínua, resultado que ilustra a simultaneidade reversa que a defasagem existe para quebrar, já que um país já distante da meta atrai mais doadores no mesmo ano.

O nulo do financiamento tem explicação na literatura de alocação. Halimanjaya (2015) mostra que o financiamento de mitigação é dirigido a países com sumidouros maiores, governança melhor e renda menor, e Weiler, Klöck e Dornan (2018) acrescentam que a qualidade institucional condiciona tanto a decisão de alocar quanto a conversão de compromisso em desembolso. As variáveis que governam para onde os recursos são alocados são as mesmas que este artigo encontra no topo da explicação do cumprimento, de modo que, condicionado a floresta, governança e renda, o financiamento pouco tem a acrescentar, porque é em boa medida uma função delas. O resultado nulo reportado é o que se esperaria caso o financiamento seja mais um sintoma do ambiente de implementação do que uma causa do resultado, leitura compatível com Rashid, Khan e Haque (2023), que não encontram efeito sobre a ambição declarada, e com Wei (2025), cuja elasticidade de 0,03% não moveria o cumprimento de país algum desta amostra.

5. Considerações finais

Os problemas de pesquisa deste estudo foram: quais países correm o risco de não cumprir a própria NDC até 2030? O desenho do financiamento climático ajuda a antecipar essa resposta? À primeira pergunta, o diagnóstico é que dois terços (67%) dos 104 países da amostra seguem trajetória que excede o compromisso assumido, com lacuna mediana de 26% e terceiro quartil em 100%, de modo que a metade mais distante do compromisso caminha para dobrar o que prometeu. À segunda, a resposta é negativa em duas frentes independentes, uma vez que as três dimensões do financiamento (previsibilidade, concessionalidade e fragmentação) ocupam posições entre a 10ª e a 22ª de 24 no ordenamento por contribuição preditiva, e nenhuma das seis estimativas de efeito por *double machine learning* é significativa.

A separação entre quem cumpre e quem descumpre ocorre na estrutura produtiva, e não no apoio recebido. As variáveis no topo do ordenamento preditivo são a terra agrícola e a floresta como proporção do território, o peso da agropecuária no produto, a população e a intensidade energética, ao lado da prontidão institucional e da efetividade de governo, que lideram o ordenamento assim que o uso da terra entra na contabilidade. Trata-se de um retrato de composição setorial e de capacidade estatal, características que determinam quanto custa a um país reduzir emissões e quanto de sua máquina pública consegue converter compromisso em política. Onde a emissão se concentra em poucos setores de queima de combustível, o

abatimento tem custo e governança distintos dos de economias cuja emissão vem de terra e de agricultura dispersa, e essa diferença já se manifesta no cumprimento antes de qualquer transferência internacional.

A ambiguidade contábil do uso da terra é o achado de consequência mais imediata para o desenho da arquitetura climática. A escolha entre incluir ou excluir o setor reclassifica 37% dos países entre risco e não risco, e desloca casos de peso, com a Indonésia saindo de uma folga de 17% para uma lacuna de 100% e o Quênia percorrendo o caminho inverso. Onde a regra de contagem decide o veredito para um terço dos avaliados, o compromisso deixa de ser preço observável e passa a comportar escolha deliberada de contabilidade, o que produz o incentivo clássico de quem é avaliado pelo próprio relatório. Um regime que combina metas autodeclaradas, ausência de sanção e liberdade de escopo contábil torna a promessa barata na margem em que a contagem é discricionária, e o custo dessa discricionariedade recai sobre a credibilidade do mecanismo de revisão.

As quatro escolhas que distinguem o estudo se sustentam de forma desigual diante dos resultados. Tratar o financiamento como desenho, e não como volume, permanece decisão produtiva mesmo com resultado nulo, porque separar previsibilidade, concessionalidade e fragmentação foi o que permitiu descartar a primeira como alavanca dentro da faixa estimada e manter a terceira em aberto por imprecisão, distinção que um único número de volume não comportaria. Medir o cumprimento com e sem uso da terra revelou-se a fonte de variação mais consequente do estudo, ao reclassificar um terço da amostra. Separar associação de efeito evitou a leitura apressada de que a posição baixa no ordenamento por SHAP bastaria para concluir pela ausência de efeito, e foi o que expôs a diferença entre uma dimensão descartável e outra apenas mal estimada. A cobertura de 104 países com recálculo anual, por fim, converte em medida contínua o que Roelfsema et al. (2020) e Peterson e van Asselt (2025) tratam por cenário ou por julgamento sobre conjuntos menores, sem que o preço dessa ampliação seja a perda de acurácia, uma vez que o modelo acerta fora do período de treino.

O diagnóstico interessa a três públicos, e a cada um corresponde uma implicação de política. Para os órgãos de revisão das NDCs e para o balanço global do Acordo de Paris, o indicador é recalculável a cada ano e antecipa em seis anos o que a verificação de 2030 registraria tarde demais para corrigir, de modo que o argumento de esperar o balanço para saber quem falha perde sustentação quando o modelo acerta fora do período de treino. Para os provedores de financiamento climático, o retorno marginal de reformar o desenho do apoio, harmonizando doadores ou elevando a parcela de doação, é baixo na margem observada nesta amostra, o que desloca a atenção para o apoio à capacidade estatal e para a padronização da contabilidade do uso da terra, reforma de baixo custo e alto rendimento informacional porque não exige recurso novo e devolve comparabilidade a um terço dos casos. Para os governos receptores, o cotejo entre as metas condicional e incondicional separa o risco que responde a restrições internas daquele que depende do apoio externo prometido, e sustenta posição negociadora fundamentada em número, e não em alegação.

Entre as limitações, a projeção supõe continuidade da tendência recente e não incorpora políticas anunciadas e ainda não refletidas nas emissões, o que a torna diagnóstico de trajetória e não previsão condicional a decisões futuras. A amostra na etapa causal cai para 592 observações, o que produz intervalos largos, e no caso da fragmentação o intervalo de -56,1 a 483,7 significa ausência de precisão para responder, e não efeito nulo demonstrado. O corte de população em quinhentos mil habitantes retira da amostra os pequenos estados insulares, que é onde o financiamento per capita se concentra, de modo que o nulo vale para o conjunto examinado e não se estende automaticamente a eles. As três dimensões descrevem o desenho do financiamento tal como registrado no *Creditor Reporting System*, que não capta a qualidade da execução no país receptor.

Referências

Aldasoro, I., Nunnenkamp, P., & Thiele, R. (2010). Less aid proliferation and more donor coordination? The wide gap between words and deeds. Journal of Development Studies, 46(9), 1633-1652. https://doi.org/10.1080/00220388.2010.492855

Athey, S., & Imbens, G. W. (2019). Machine learning methods that economists should know about. Annual Review of Economics, 11, 685-725. https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433

Bergmeir, C., Hyndman, R. J., & Koo, B. (2018). A note on the validity of cross-validation for evaluating autoregressive time series prediction. Computational Statistics & Data Analysis, 120, 70-83. https://doi.org/10.1016/j.csda.2017.10.001

Betzold, C., & Weiler, F. (2017). Allocation of aid for adaptation to climate change: Do vulnerable countries receive more support? International Environmental Agreements: Politics, Law and Economics, 17(1), 17-36. https://doi.org/10.1007/s10784-016-9343-8

Breiman, L. (2001). Statistical modeling: The two cultures. Statistical Science, 16(3), 199-231. https://doi.org/10.1214/ss/1009213726

Buchner, B., Naran, B., Padmanabhi, R., Stout, S., Strinati, C., Wignarajah, D., Miao, G., Connolly, J., & Marini, N. (2023). Global landscape of climate finance 2023. Climate Policy Initiative. https://www.climatepolicyinitiative.org/publication/global-landscape-of-climate-finance-2023/

Burnside, C., & Dollar, D. (2000). Aid, policies, and growth. American Economic Review, 90(4), 847-868. https://doi.org/10.1257/aer.90.4.847

Chen, C., Noble, I., Hellmann, J., Coffee, J., Murillo, M., & Chawla, N. (2015). University of Notre Dame Global Adaptation Index: Country index technical report. ND-GAIN. https://gain.nd.edu/our-work/country-index/

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 785-794). ACM. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W., & Robins, J. (2018). Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. The Econometrics Journal, 21(1), C1-C68. https://doi.org/10.1111/ectj.12097

Fekete, H., Kuramochi, T., Roelfsema, M., den Elzen, M., Forsell, N., Höhne, N., Luna, L., Hans, F., Sterl, S., & Olivier, J. G. J. (2021). A review of successful climate change mitigation policies in major emitting economies and the links to nationally determined contributions. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 137, 110602. https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110602

Grassi, G., Stehfest, E., Rogelj, J., et al. (2021). Critical adjustment of land mitigation pathways for assessing countries' climate progress. Nature Climate Change, 11, 425-434. https://doi.org/10.1038/s41558-021-01033-6

Grinsztajn, L., Oyallon, E., & Varoquaux, G. (2022). Why do tree-based models still outperform deep learning on typical tabular data? Advances in Neural Information Processing Systems, 35. https://arxiv.org/abs/2207.08815

Günther, A., Gütschow, J., & Jeffery, M. L. (2021). NDCmitiQ v1.0.0: A tool to quantify and analyse greenhouse gas mitigation targets. Geoscientific Model Development, 14(9), 5695-5730. https://doi.org/10.5194/gmd-14-5695-2021

Gütschow, J., Jeffery, L., Gieseke, R., & Günther, A. (2025). PRIMAP-hist national historical emissions time series (latest release). Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.17090760

Halimanjaya, A. (2015). Climate mitigation finance across developing countries: What are the major determinants? Climate Policy, 15(2), 223-252. https://doi.org/10.1080/14693062.2014.912978

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2022). Climate Change 2022: Mitigation of Climate Change. Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/9781009157926

International Energy Agency. (2024). World energy balances. https://www.iea.org/data-and-statistics/data-product/world-energy-balances

International Monetary Fund. (2024). World Economic Outlook (October 2024 edition). https://www.imf.org/en/Publications/WEO

Kaufmann, D., Kraay, A., & Mastruzzi, M. (2023). Worldwide Governance Indicators. World Bank. https://info.worldbank.org/governance/wgi/

Ke, G., Meng, Q., Finley, T., et al. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. Advances in Neural Information Processing Systems, 30.

Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 4765-4774. https://papers.nips.cc/paper/7062-a-unified-approach-to-interpreting-model-predictions

Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., Katz, R., Himmelfarb, J., Bansal, N., & Lee, S.-I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. Nature Machine Intelligence, 2(1), 56-67. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9

Nor, M. I. (2025). Investigating the dynamics of climate finance disbursements: A panel data approach from 2003 to 2022. PLoS ONE, 20(3), e0318170. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0318170

Northrop, E., Biru, H., Lima, S., Bouye, M., & Song, R. (2016). Examining the alignment between the intended nationally determined contributions and Sustainable Development Goals. World Resources Institute. (Sem DOI.)

OECD. (2024). Climate finance provided and mobilised by developed countries in 2013-2022. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/19150727-en

Pauw, W. P., Castro, P., Pickering, J., & Bhasin, S. (2020). Conditional nationally determined contributions in the Paris Agreement: Foothold for equity or Achilles heel? Climate Policy, 20(4), 468-484. https://doi.org/10.1080/14693062.2019.1635874

Peterson, L., & van Asselt, H. (2025). Assessing risks to the implementation of NDCs under the Paris Agreement. Climate Policy. Advance online publication. https://doi.org/10.1080/14693062.2025.2513023

Pickering, J., Skovgaard, J., Kim, S., Roberts, J. T., Rossati, D., Stadelmann, M., & Reich, H. (2015). Acting on climate finance pledges: Inter-agency dynamics and relationships with aid in contributor states. World Development, 68, 149-162. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2014.10.033

Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A. V., & Gulin, A. (2018). CatBoost: Unbiased boosting with categorical features. Advances in Neural Information Processing Systems, 31.

Rajan, R. G., & Subramanian, A. (2008). Aid and growth: What does the cross-country evidence really show? Review of Economics and Statistics, 90(4), 643-665. https://doi.org/10.1162/rest.90.4.643

Rashid, S., Khan, M. R., & Haque, N. (2023). Does climate finance enhance mitigation ambitions of recipient countries? Earth System Governance, 17, 100188. https://doi.org/10.1016/j.esg.2023.100188

Roelfsema, M., van Soest, H. L., Harmsen, M., et al. (2020). Taking stock of national climate policies to evaluate implementation of the Paris Agreement. Nature Communications, 11, 2096. https://doi.org/10.1038/s41467-020-15414-6

Rogelj, J., den Elzen, M., Höhne, N., Fransen, T., Fekete, H., Winkler, H., Schaeffer, R., Sha, F., Riahi, K., & Meinshausen, M. (2016). Paris Agreement climate proposals need a boost to keep warming well below 2°C. Nature, 534(7609), 631-639. https://doi.org/10.1038/nature18307

Saito, T., & Rehmsmeier, M. (2015). The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets. PLOS ONE, 10(3), e0118432. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118432

United Nations Framework Convention on Climate Change. (2015). Adoption of the Paris Agreement (Decision 1/CP.21). (Sem DOI.)

United Nations. (2024). World Population Prospects 2024. https://population.un.org/wpp/

van Buuren, S., & Groothuis-Oudshoorn, K. (2011). mice: Multivariate imputation by chained equations in R. Journal of Statistical Software, 45(3), 1-67. https://doi.org/10.18637/jss.v045.i03

Wei, B. (2025). Does climate finance achieve its goals in developing countries? An econometric assessment of mitigation and adaptation outcomes. Discover Sustainability, 6, 441. https://doi.org/10.1007/s43621-025-01284-9

Weikmans, R., & Roberts, J. T. (2019). The international climate finance accounting muddle: Is there hope on the horizon? Climate and Development, 11(2), 97-111. https://doi.org/10.1080/17565529.2017.1410087

Weiler, F., Klöck, C., & Dornan, M. (2018). Vulnerability, good governance, or donor interests? The allocation of aid for climate change adaptation. World Development, 104, 65-77. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2017.11.001

World Bank. (2024). World Development Indicators. https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators

World Resources Institute. (2024). Climate Watch NDC Database. https://www.climatewatchdata.org/ndcs-explore

Apêndice A

Tabela A1. Síntese do estado da arte

Autor (Ano)	Problema de pesquisa	Dados e método	Principal resultado	Diálogo com o presente estudo
Halimanjaya (2015)	Quais características dos países em desenvolvimento determinam a seleção como receptor de financiamento de mitigação e o volume recebido? Os determinantes diferem dos da ajuda tradicional de combate à pobreza?	Modelo em duas partes sobre dados de *Rio Marker* do *Creditor Reporting System* (CRS) da OCDE, 1998-2010, 180 países em desenvolvimento, dos quais 148 receberam recursos. Estágio de seleção por logit e estágio de alocação por OLS, com erros-padrão robustos e verificações de robustez por dummies regionais, de REDD+ e de coalizões.	Países com maior intensidade de CO2, maiores sumidouros de carbono, menor PIB per capita e boa governança tendem a ser selecionados e a receber volumes maiores. As emissões absolutas de CO2 não operam como determinante no compromisso, apenas no desembolso efetivo. Países de renda média-baixa concentram 64% do financiamento de mitigação e os menos desenvolvidos recebem 6,4%, enquanto a ajuda de pobreza vai majoritariamente para países de baixa renda (51,9%).	Estabelece que a alocação do financiamento de mitigação responde à capacidade de mitigar e à qualidade da governança, e não ao tamanho da emissão. Sustenta o uso de indicadores institucionais e de uso da terra como preditores de cumprimento, e antecipa a competição orçamentária entre financiamento climático e ajuda de pobreza.
Buchner et al. (2023)	Quais são as tendências, os atores e a composição dos fluxos de financiamento climático globais, cobrindo fontes públicas e privadas para mitigação e adaptação?	Rastreamento e análise quantitativa abrangente de fluxos financeiros de fontes públicas e privadas em nível global, compilados no banco de dados "*Global Landscape of Climate Finance*". Metodologia padronizada para categorizar por fonte, instrumento, canal e uso.	O financiamento climático global atingiu novos recordes, mas permanece insuficiente frente às necessidades. A maior parte vai para mitigação, sobretudo energia renovável, com déficit persistente para adaptação. Os fluxos dividem-se de forma quase igual entre atores públicos e privados, com 49% de origem privada, e o aporte privado depende de políticas públicas e de financiamento público para alavancagem.	Fornece o panorama macro que contextualiza o desafio das NDCs. O déficit, sobretudo para adaptação, sinaliza risco sistêmico para o cumprimento de metas e reforça a necessidade de entender fatores que afetam a alocação dos recursos existentes.
Betzold & Weiler (2017)	Como o compromisso de priorizar países "particularmente vulneráveis" se traduz na alocação real de ajuda bilateral para adaptação? Os países vulneráveis recebem mais apoio?	Análise quantitativa de dados do CRS/OCDE sobre ajuda bilateral para adaptação (2011-2014) em 144 países em desenvolvimento. Modelos de regressão hierárquica com indicadores de vulnerabilidade e capacidade adaptativa (PIB per capita).	A vulnerabilidade é um preditor importante da alocação de ajuda para adaptação. Países mais expostos recebem mais financiamento. Há viés para países de renda média, democracias e populações pequenas.	Oferece evidência sobre determinantes do financiamento para adaptação e sugere alinhamento parcial com objetivos normativos. Também indica que vieses políticos e econômicos podem deixar países mais pobres subfinanciados, o que se relaciona ao risco de implementação das NDCs.
Weiler et al. (2018)	A ajuda bilateral de adaptação responde à necessidade do receptor, ao seu mérito, ou aos interesses do doador?	Análise quantitativa de dados do CRS/OCDE sobre ajuda bilateral de adaptação entre 2010 e 2015, com medidas de exposição física, capacidade adaptativa, qualidade de governança e interesses econômicos dos doadores.	Os doadores consideram parcialmente a vulnerabilidade: países mais expostos, mais pobres e pequenos estados insulares recebem mais. Países com menor capacidade adaptativa, contudo, não recebem mais. Os doadores premiam países bem governados e usam a ajuda de adaptação para promover os próprios interesses econômicos. Os fluxos de adaptação acompanham de perto os de ajuda geral.	Mostra que a capacidade de execução entra na decisão de alocar junto da necessidade, o que sustenta tratar características observáveis dos fluxos como sinal do ambiente de implementação do receptor.
Pickering et al. (2015)	Como a dinâmica interministerial (ajuda, meio ambiente, finanças etc.) em sete países doadores moldou suas	Análise qualitativa baseada em 29 entrevistas com funcionários de governo de sete países, complementada por comparação quantitativa de indicadores do *Fast-*	A alocação de recursos envolve desacordos interministeriais, especialmente sobre o equilíbrio entre mitigação e adaptação. Ministérios de desenvolvimento tendem a	Evidencia que a alocação é processo político. O risco de não cumprimento das NDCs envolve não só falta de fundos, mas desalinhamentos e prioridades

	abordagens ao financiamento climático?	*Start Finance* (2010-2012) e da Ajuda Oficial ao Desenvolvimento (AOD).	favorecer adaptação; meio ambiente e finanças priorizam mitigação.	conflitantes nos governos doadores, com possíveis atrasos e ineficiências.
Lundberg & Lee (2017)	Como explicar previsões de modelos complexos de ML (árvores, florestas etc.) de modo fiel ao modelo e compreensível?	Propõe o método SHAP, baseado em valores de Shapley da teoria dos jogos cooperativos, para atribuir a cada variável uma contribuição para uma previsão específica.	O SHAP fornece estrutura teórica para explicações locais, com propriedades desejáveis (como consistência e aditividade local), permitindo decompor previsões complexas e entender decisões do modelo caso a caso.	Torna interpretáveis os modelos de ML aplicados ao risco de implementação das NDCs, ao decompor quais fatores mais influenciam as previsões por país e gerar insumos para desenho e priorização de políticas.
Fekete et al. (2021)	Quais políticas setoriais de mitigação implementadas pelos grandes emissores levaram a desvios comprovados da trajetória tendencial de emissões, e quanto a replicação global desse desempenho reduziria as emissões até 2030?	Revisão em cinco etapas de políticas setoriais em China, União Europeia, Índia, Japão e Estados Unidos, que somam 55% das emissões globais de 2018, cobrindo setores responsáveis por 85% das emissões. O desempenho histórico é medido por indicadores de energia e de emissões por setor, e o cenário de replicação global é projetado por dois arcabouços independentes, o modelo integrado IMAGE com o módulo energético TIMER e um cálculo bottom-up, com o uso da terra e a agricultura projetados por GLOBIOM e G4M.	Há políticas com desvio comprovado da tendência em eletricidade renovável, veículos de passageiros e florestas, enquanto indústria, edificações e transporte de carga carecem de políticas abrangentes ou de informação comparável. A replicação global do desempenho setorial reduziria as emissões de 51,5 GtCO2e em 2015 para 46,6 a 48,6 GtCO2e em 2030, uma redução de 19% a 21%, ou 11,7 a 12,1 GtCO2e, ante o cenário de políticas vigentes. Todas as economias analisadas superariam as metas das próprias NDCs, e ainda assim o resultado não mantém o mundo na trajetória de custo mínimo compatível com 2°C.	Sustenta o enquadramento deste artigo ao mostrar que o déficit de cumprimento não decorre do desconhecimento de políticas eficazes, já que estas existem e são identificáveis. Ao registrar que a capacidade de execução é o elemento não modelado e que varia entre países, os autores localizam a lacuna que este estudo ocupa, que é prever quem falha a partir de características observáveis do ambiente de implementação.
Roelfsema et al. (2020)	As políticas climáticas nacionais em vigor são suficientes para cumprir as NDCs e as metas de temperatura do Acordo de Paris?	Base de políticas públicas combinada com análise multimodelo de cenários para os países do G20, com projeções de emissões sob políticas vigentes confrontadas às NDCs e às trajetórias de custo mínimo.	As políticas vigentes deixam lacuna mediana de 22,4 a 28,2 GtCO2e em 2030 ante as trajetórias de bem abaixo de 2°C e de 1,5°C. A implementação integral das NDCs reduziria a lacuna em um terço. Os países avaliados não alcançam o que prometeram com as políticas implementadas, o que configura lacuna de implementação, ou apresentam lacuna de ambição ante as trajetórias ótimas.	Fornece a distinção entre lacuna de implementação e lacuna de ambição que delimita o escopo deste artigo, uma vez que o ILC mede a primeira. Confirma que a não implementação é fato observado, e não hipótese.
Peterson & van Asselt (2025)	Quais riscos ameaçam a implementação das NDCs, e como os países se agrupam por perfil de risco?	Identificação de cinco riscos à implementação em 21 países e na União Europeia, com análise de cluster para agrupar os países por configuração de restrições.	Os cinco riscos são ambição da NDC, capacidade institucional, oposição de grupos de interesse, inconsistência de política, e monitoramento e execução. Emergem quatro grupos, três dos quais enfrentam ameaças ao cumprimento integral. As ameaças de curto prazo ligam-se à falta de vontade política, associada a sociedade civil enfraquecida e a interesses fósseis estabelecidos, enquanto a capacidade institucional é restrição estrutural. Mecanismos uniformes de apoio tendem a ser ineficazes.	É o antecedente mais próximo deste artigo e define o contraste. A convergência quanto ao papel da capacidade institucional corrobora a decomposição por SHAP aqui obtida, enquanto a cobertura, a validação cronológica e a atualização anual do ILC constituem o avanço.
Rashid, Khan & Haque (2023)	O financiamento climático recebido eleva a ambição de mitigação declarada pelos países receptores?	Análise quantitativa com as NDCs atualizadas e dados de financiamento climático, por duas estratégias de estimação, com controles de renda, participação nas emissões globais, emissões per capita e população.	O efeito do financiamento climático sobre a ambição de mitigação é positivo, porém não significativo. O efeito é maior nos países menos desenvolvidos e menor nos pequenos estados insulares. O financiamento ainda não é o fator determinante da elevação de metas, ao contrário do que a literatura anterior supunha.	É o antecedente direto do resultado nulo aqui reportado, obtido sobre outro desfecho. Este artigo estende o achado ao substituir a ambição prometida pela distância entre emissão observada e meta, e ao testar o desenho do financiamento no lugar do volume.

Elaboração própria. Resultado da pesquisa.

Apêndice B

Tabela B1. Ranking dos 104 países pela distância entre a trajetória projetada e a meta da própria NDC, 2024

Posição no ranking	País	Distância até a meta (%)	Emissões 2024 (MtCO2e)	Situação
1	Paquistão	-65,6	456,1	Abaixo da meta
2	Butão	-64,1	2,0	Abaixo da meta
3	Uzbequistão	-60,6	222,8	Abaixo da meta
4	Trinidad e Tobago	-60,5	37,8	Abaixo da meta
5	Ilhas Marshall	-56,3	0,2	Abaixo da meta
6	Paraguai	-53,0	30,0	Abaixo da meta
7	Malásia	-52,5	366,5	Abaixo da meta
8	Libéria	-46,6	3,8	Abaixo da meta
9	Haiti	-40,1	11,7	Abaixo da meta
10	Guiné	-40,0	18,8	Abaixo da meta
11	Burundi	-33,2	4,6	Abaixo da meta
12	Benin	-32,4	19,3	Abaixo da meta
13	Geórgia	-25,7	19,5	Abaixo da meta
14	Jordânia	-22,5	32,7	Abaixo da meta
15	Etiópia	-22,0	142,9	Abaixo da meta
16	Armênia	-21,0	12,0	Abaixo da meta
17	Vietnã	-18,7	528,2	Abaixo da meta
18	Bangladesh	-17,0	231,4	Abaixo da meta
19	Indonésia	-16,6	1.137,4	Abaixo da meta
20	Maurício	-16,3	6,3	Abaixo da meta
21	Vanuatu	-14,7	0,5	Abaixo da meta

22	Honduras	-10,3	20,7	Abaixo da meta
23	Eritreia	-10,0	7,2	Abaixo da meta
24	Sri Lanka	-9,3	33,6	Abaixo da meta
25	Camboja	-7,0	45,8	Abaixo da meta
26	República Centro-Africana	-5,8	23,6	Abaixo da meta
27	Tailândia	-5,7	382,8	Abaixo da meta
28	Macedônia do Norte	-4,3	10,5	Abaixo da meta
29	Niue	-3,3	0,0	Abaixo da meta
30	Mongólia	-2,6	52,1	Abaixo da meta
31	Djibuti	-0,5	1,4	Abaixo da meta
32	Gâmbia	-0,4	2,3	Abaixo da meta
33	Tanzânia	0,3	100,6	Abaixo da meta
34	Fiji	1,7	2,5	Abaixo da meta
35	Líbano	5,9	20,6	Acima da meta
36	Chile	5,9	101,2	Acima da meta
37	Zimbábue	6,1	28,2	Acima da meta
38	Marrocos	6,9	97,9	Acima da meta
39	Bósnia e Herzegovina	7,8	32,2	Acima da meta
40	Guatemala	7,9	34,8	Acima da meta
41	Uganda	8,8	53,2	Acima da meta
42	Congo	9,7	22,7	Acima da meta
43	Madagascar	9,9	37,0	Acima da meta
44	África do Sul	12,8	484,0	Acima da meta
45	Panamá	13,8	22,6	Acima da meta
46	Lesoto	16,0	4,5	Acima da meta
47	Cazaquistão	16,7	354,8	Acima da meta
48	Nepal	17,8	57,2	Acima da meta
49	Moçambique	19,2	49,0	Acima da meta
50	Afeganistão	20,5	50,6	Acima da meta
51	Ilhas Cook	23,4	0,1	Acima da meta
52	Senegal	25,8	31,9	Acima da meta
53	Venezuela	26,2	167,3	Acima da meta
54	Mali	26,3	82,2	Acima da meta
55	México	28,8	757,2	Acima da meta
56	Iêmen	28,9	41,2	Acima da meta
57	Quirguistão	30,0	19,0	Acima da meta
58	Cabo Verde	30,7	1,2	Acima da meta
59	Guiné Equatorial	34,2	10,3	Acima da meta
60	Tajiquistão	36,8	20,0	Acima da meta
61	Mauritânia	38,4	11,2	Acima da meta
62	Ilhas Salomão	38,6	0,6	Acima da meta
63	Argélia	39,3	243,7	Acima da meta
64	Nicarágua	42,6	20,6	Acima da meta
65	Santa Lúcia	42,7	0,8	Acima da meta
66	Tonga	44,4	0,3	Acima da meta
67	Bahamas	45,2	3,2	Acima da meta
68	Arábia Saudita	52,4	851,8	Acima da meta
69	Omã	57,1	110,2	Acima da meta
70	Coreia do Norte	60,9	72,2	Acima da meta
71	República Democrática do Congo	62,0	97,7	Acima da meta
72	Quênia	63,9	64,8	Acima da meta
73	São Tomé e Príncipe	67,7	0,3	Acima da meta
74	Burkina Faso	68,0	33,0	Acima da meta
75	Irã	70,6	1.101,9	Acima da meta
76	Essuatíni	70,9	2,8	Acima da meta
77	Jamaica	78,6	13,8	Acima da meta
78	República Dominicana	98,9	45,5	Acima da meta
79	Malaui	103,6	16,2	Acima da meta
80	Ruanda	110,9	13,4	Acima da meta
81	Tunísia	116,1	48,1	Acima da meta
82	Dominica	116,8	0,3	Acima da meta
83	Moldávia	121,3	12,8	Acima da meta
84	Chade	123,7	57,7	Acima da meta
85	São Cristóvão e Névis	133,7	0,4	Acima da meta
86	Seicheles	136,1	0,8	Acima da meta
87	Costa do Marfim	175,0	58,1	Acima da meta
88	Zâmbia	178,4	39,7	Acima da meta
89	Filipinas	210,0	269,5	Acima da meta
90	Belize	217,5	1,8	Acima da meta
91	Botsuana	225,0	25,9	Acima da meta
92	Nigéria	254,9	327,2	Acima da meta
93	Peru	280,5	115,4	Acima da meta
94	Colômbia	320,0	194,3	Acima da meta
95	Gana	325,3	53,2	Acima da meta
96	Granada	329,3	0,6	Acima da meta
97	Quiribati	336,8	0,1	Acima da meta
98	Togo	837,9	36,2	Acima da meta
99	Namíbia	940,6	13,0	Acima da meta
100	Níger	1.153,5	38,3	Acima da meta
101	Barbados	1.291,2	4,0	Acima da meta
102	Angola	1.444,6	79,9	Acima da meta
103	Comores	2.622,3	0,8	Acima da meta
104	Laos	8.052,4	35,8	Acima da meta

Elaboração própria. Nota: a distância até a meta é o ILC, que compara a emissão projetada para 2030, a partir da tendência recente, com a meta condicional da NDC do próprio país, ambas excluindo uso da terra. Valores negativos indicam projeção abaixo da meta. O gradiente vai do verde, para os países cuja trajetória já os coloca dentro do compromisso, ao vermelho, para os que dele mais se afastam. São classificados acima da meta os países com distância superior a 5%.