

A crítica da inteligência artificial sustentável

Pedro Ivo Ferraz da Silva¹

Resumo

O artigo examina criticamente a relação entre o avanço da inteligência artificial (IA) e o desenvolvimento sustentável. Analisa-se como o crescimento acelerado da IA tem gerado impactos ambientais significativos, como o aumento no consumo de energia, água e matérias-primas, ao mesmo tempo em que essa tecnologia é apresentada como solução para desafios climáticos e sociais. Discute-se, ainda, o papel ambivalente da IA nas dimensões social e econômica, com destaque para desigualdades globais, riscos de discriminação algorítmica e concentração de benefícios. Por fim, propõe-se uma abordagem inspirada nos modelos de inovação frugal, centrada na eficiência, na endogeneidade e na finalidade pública, como alternativa para construir uma trajetória de IA genuinamente sustentável, especialmente no contexto do Sul Global.

Abstract

This article critically examines the relation between the advancement of Artificial Intelligence (AI) and sustainable development. It analyzes how the accelerated growth of AI has led to significant environmental impacts—such as increased consumption of energy, water, and raw materials—while simultaneously being presented as a solution to climate and social challenges. The article also discusses the ambivalent role of AI in the social and economic dimensions, with emphasis on global inequalities, algorithmic discrimination risks, and the concentration of benefits. Finally, it proposes an approach inspired by frugal innovation models, centered on efficiency, endogeneity, and public purpose, as an alternative to build a genuinely sustainable AI trajectory, especially in the context of the Global South.

¹ Diplomata e coordenador de assuntos científicos e tecnológicos no Departamento de Clima do Itamaraty. É membro do Comitê Executivo de Tecnologia da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima (UNFCCC) [do Inglês, *United Nations Framework Convention on Climate Change*] e cofundador da *Innovation and Science Diplomacy School (InnSciD)*, SP. É engenheiro e filósofo formado pela Universidade de São Paulo (USP), com experiência internacional em ciência, tecnologia e inovação.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Trajetórias tecnológicas. Sustentabilidade. Mudança do clima. Desigualdades. Governança tecnológica. Desenvolvimento sustentável.

Keywords: Artificial intelligence. Technological trajectories. Sustainability. Climate change. Inequalities. Technology governance. Sustainable development.

1. Introdução

A palavra “*jugaad*”, do hindi, pode soar muito distinto de tudo o que o ouvinte brasileiro já tenha escutado, mas sua definição é muito familiar. Equivale à “gambiarra” da variante brasileira do português: uma solução improvisada, feita com poucos recursos, para atender, de maneira pragmática, uma necessidade. Há, porém, uma grande diferença. Se a versão nacional costuma carregar um sentido pejorativo, que enfatiza a falta de aderência a rigores técnicos, a alternativa indiana é altamente positiva, pois destaca, além da frugalidade, a engenhosidade e a flexibilidade.

Independentemente da avaliação que se faça, uma característica da “*jugaad*” ou da “gambiarra” é particularmente relevante: a capacidade de reproduzir efeitos e funcionamentos de tecnologias mais sofisticadas, com uso significativamente menor de insumos, sejam financeiros, de materiais ou energéticos. Ao tomar um exemplo oriundo do próprio país asiático, recorda-se que, à época da bem-sucedida missão Mangalyaan, que levou uma sonda orbital ao planeta Marte, o governo indiano vangloriava-se com o fato de que o orçamento daquela empreitada espacial-tecnológica teria representado pouco mais de 10% dos custos de missões equivalentes de outros programas espaciais nacionais, em particular o norte-americano (NBC News, 2014).

O princípio do “máximo resultado com menor insumo” tem, obviamente, um apelo muito grande no contexto de graves desafios ambientais. Grande parte deles é decorrente, de uma forma ou de outra, do consumo até então indiscriminado de recursos e da geração correspondente de resíduos que a humanidade vem fazendo desde a primeira Revolução Industrial. Nesse sentido, o desenvolvimento de tecnologias consideradas “ambientalmente saudáveis” (do Inglês *environmentally sound technologies*) tem sido orientado pela lógica da otimização da relação entre, de um lado, saída, e, de outro, insumos e resíduos, condição que se traduz no emprego de princípios, como o da circularidade, do redirecionamento de resíduos para outros processos ou, simplesmente, de eficiência operacional por meio de mecanismos inovadores.

A lógica por trás da “*jugaad*” e da “gambiarra”, portanto, não se limita à criatividade informal ou à engenhosidade popular. Traduz uma racionalidade técnica orientada por condicionantes externos – como a escassez de recursos e a urgência de responder a limites planetários – e que desafia modelos

tecnológicos orientados exclusivamente por uma dinâmica interna de acumulação e sofisticação. Como observam Lema e Perez (2024), a “transformação verde” caracteriza-se justamente por esse tipo de orientação exógena: impulsionada por pressões sociais e ecológicas, exige reconfigurações nas trajetórias tecnológicas para atender a objetivos coletivos, em contraste com o percurso até agora dominante das tecnologias de informação e comunicação (TIC), que têm evoluído predominantemente de maneira autocentrada, por meio de ciclos cumulativos de inovação.

Esse contraste entre trajetórias impulsionadas por imperativos sociais e aquelas guiadas por forças autônomas lança uma questão crucial para o momento atual: será possível reorientar o desenvolvimento da inteligência artificial (IA) [do Inglês *artificial intelligence*], uma das tecnologias digitais mais dinâmicas da atualidade, de modo que ela atenda aos imperativos ambientais e, de modo mais amplo, do desenvolvimento sustentável? E, se for possível, quais seriam os meios técnicos, políticos e institucionais capazes de induzir essa mudança de rota, conciliando o potencial transformador da IA com as exigências de equilíbrio ecológico, justiça social e inclusão econômica?

2. “Faca de dois ou mais gumes?”

Desde o ressurgimento da aprendizagem de máquina (*machine learning*), impulsionado pelas descobertas de Geoffrey Hinton (Krizhevsky *et al.*, 2012) no campo das redes neurais profundas, a IA tem experimentado um crescimento exponencial sob diversos parâmetros. O número de usuários de aplicações baseadas em IA disparou, com bilhões de pessoas interagindo diariamente mediante assistentes virtuais, tradutores automáticos, sistemas de recomendação e ferramentas de geração de texto e imagem. Ao mesmo tempo, o leque de aplicações ampliou-se drasticamente, abrangendo setores, como varejo, finanças, saúde, agricultura, transporte e educação. Tal avanço foi sustentado por um aumento vertiginoso no poder de processamento computacional, com a popularização de unidades de processamento gráfico (GPU) [do Inglês, *graphics processing unit*], arquiteturas especializadas, como as unidades de processamento tensorial (TPU) [do Inglês, *tensor processing units*] e o desenvolvimento de infraestruturas de computação em nuvem de larga escala. Por meio desse conjunto de fatores, a IA tem se consolidado como uma das tecnologias mais transformadoras do século 21.

Esse crescimento tem-se dado às custas de um consumo proporcionalmente acelerado de recursos. À medida que as aplicações de IA crescem em quantidade e em poder de processamento, amplia-se o uso de eletricidade, água e metais. De acordo com a Agência Internacional de Energia (IEA) [do Inglês, *International Energy Agency*] (IEA, 2025), o consumo de energia elétrica por *data centers* – grandes centros computacionais em que os modelos de IA são treinados e executados – duplicará até o fim da década, de 415 TWh em 2024 para 945 TWh em 2030, o que representa

um crescimento dos atuais 1,5% da demanda global por eletricidade para 3%. É muito difícil estimar qual a contribuição da IA para o consumo atual, tendo em vista que um *data center* abriga variados tipos de aplicação, incluindo os tradicionais *softwares*, como serviço *SaaS*, bancos de dados e os motores das páginas *web*. No entanto, pode-se afirmar, com significativo nível de certeza, que os modelos de IA serão os principais impulsionadores de crescimento nas próximas décadas.

Nesse sentido, as emissões de gás carbônico associadas à operação dessas infraestruturas também apresentam forte tendência de aumento em razão do emprego da IA, com previsão de passar de 180 milhões de toneladas métricas em 2024 para até 500 milhões, em 2035 (IEA, 2025). Semelhantemente, o consumo direto e indireto de água – para fins de resfriamento, de produção de semicondutores e de geração de eletricidade – deve superar 1200 bilhões de litros em 2030. Com o mesmo dinamismo, antecipa-se um aumento sem precedentes da demanda por materiais, como cobre, silício, lantanídeos (terras raras) e gálio, exercendo pressão sobre a produtividade da mineração em âmbito global.

Se, por um lado, a IA possui evidentes passivos ambientais, pode-se argumentar que, por outro, pode ser importante aliada no enfrentamento e na prevenção de inúmeros outros. Por ser uma tecnologia de propósito geral e capaz de identificar padrões funcionais a partir de dados históricos, desempenha funções de predição, correlação, otimização, análise de imagens, entre muitas outras. Tais funcionalidades possibilitam o desenvolvimento de aplicações robustas em diversas áreas. Em um estudo seminal conduzido por 22 pesquisadores (Rolnick *et al.*, 2022), foram identificadas 34 grandes áreas em que a aprendizagem de máquina pode apoiar os esforços de combate à mudança do clima, entre as quais a otimização da eficiência de veículos, o aprimoramento de materiais, a detecção de desmatamento, a previsão de eventos extremos, o modelamento de impactos e o planejamento urbano. Na proteção da diversidade biológica, sistemas de IA podem ser empregados para monitorar o movimento e contabilizar as espécies de animais em extinção, ajudar na catalogação de novas plantas e correlacioná-las a espécies conhecidas, entre outras aplicações. Também há inúmeros outros exemplos de usos de IA para acelerar a despoluição, por exemplo, de corpos d'água e do ar de grandes centros urbanos.

Essas duas facetas antagônicas da inteligência artificial – como vilã e heroína do meio ambiente – costumam render-lhe a alcunha de “faca de dois gumes”. Quando, contudo, se expande o campo de visão e se considera a natureza multidimensional do desenvolvimento sustentável, chega-se logo à conclusão de que o conjunto de benefícios e de malefícios da IA é muito mais complexo.

No campo social, a IA também apresenta potenciais ambivalências. Por um lado, pode contribuir para ampliar o acesso a serviços públicos essenciais, como saúde, educação e segurança. Ferramentas baseadas em IA já têm sido utilizadas, por exemplo, para apoiar diagnósticos médicos em regiões remotas, personalizar trilhas de aprendizagem para estudantes em ambientes com alta taxa de

evasão escolar, ou mesmo identificar padrões de violência urbana a partir da análise de dados históricos. Por outro, os riscos sociais também são expressivos. Um dos principais refere-se à substituição de postos de trabalho por sistemas automatizados, especialmente em setores com atividades repetitivas ou padronizáveis, como atendimento ao cliente, transporte, logística e, até mesmo, serviços administrativos no setor público. Embora a automação possa gerar novas profissões e funções, a transição tende a ser desigual e excludente, atingindo mais fortemente trabalhadores com menor nível de qualificação formal. Além disso, os sistemas de IA podem reproduzir e até amplificar preconceitos sociais e raciais embutidos nos dados com que são treinados (Suresh; Guttag, 2021), o que já tem gerado episódios de discriminação algorítmica em áreas, como crédito, recrutamento, policiamento preditivo e justiça criminal.

No campo econômico, não resta dúvida de que a IA pode gerar ganhos expressivos de produtividade, reduzir custos operacionais e estimular a inovação em setores estratégicos. A automatização de tarefas repetitivas, a otimização de processos industriais, a personalização de serviços e a capacidade de gerar novos produtos e modelos de negócio constituem algumas das formas pelas quais a IA tem impulsionado a competitividade econômica. No entanto, tais benefícios tendem a se concentrar em países e empresas que detêm os ativos essenciais para o seu desenvolvimento – como infraestrutura computacional, dados em larga escala, capital humano altamente qualificado e capacidade de investimento em pesquisa e desenvolvimento. Essa condição aprofunda desigualdades entre países centrais e periféricos, ao mesmo tempo em que reconfigura cadeias de valor globais em favor de quem já ocupa posição dominante no ecossistema digital.

3. Por uma IA sustentável

Pensar na possibilidade de sistemas de inteligência artificial sustentáveis significa pensar em uma trajetória tecnológica que amplifique as vantagens e diminua ou erradique por completo as desvantagens, nas três grandes dimensões do desenvolvimento sustentável – a ambiental, a econômica e a social. Consideradas as múltiplas naturezas dos impactos dessa tecnologia, os potenciais mecanismos de incidência que podem reorientar sua trajetória também variam significativamente. Se tomarmos o receituário tradicional de medidas (Veiga, 2025), colocar a inteligência artificial no trilho da sustentabilidade poderia envolver o emprego de diferentes incentivos, de regulações em variadas áreas e de distintos mecanismos de mercado. Ainda que tal cesta de intervenções possa contribuir decisivamente para o objetivo de induzir o surgimento de aplicações de IA ambientalmente amigáveis, socialmente justas e economicamente prósperas, há uma questão estrutural, que diz respeito à geopolítica – entendida como a distribuição geográfica de polos de poder –, que precisa ser endereçada para que o caminho da sustentabilidade possa ser trilhado de maneira decisiva.

4. A sustentabilidade ambiental da IA

Entre os três pilares do desenvolvimento sustentável, o ambiental talvez seja o mais tangível. Por lidar, em instância mais imediata, com efeitos de ordem física, são mais propensos a serem identificados, observados, mensurados, modelados e projetados. Não que sejam isentos de complexidade – muito pelo contrário –, mas, em uma abordagem comparativa em relação aos demais pilares, manifestam-se de modo mais palpável e são, por conseguinte, mais passíveis de controle. Ainda que os impactos ambientais da IA tenham merecido apenas recentemente mais atenção da pesquisa e da política, o crescimento vertiginoso da produção de inteligência a respeito da tecnologia, nos últimos dois anos, talvez seja um dos reflexos da maior facilidade de apreender os efeitos associados.

As considerações mais recentes sobre a questão ambiental da inteligência artificial parecem indicar uma expectativa de regulação do setor. A União Internacional de Telecomunicações (UIT) foi uma das instituições que, em 2024, deu o “pontapé” a esse processo, ao sugerir um arcabouço conceitual para o estabelecimento de padrões ambientais para a IA (ITU, 2024). Aspecto importante da abordagem adotada pela organização – cujo mandato é desenvolver normas internacionais para a interoperabilidade, a segurança e a eficiência de redes e serviços de telecomunicações e tecnologias digitais – é a análise do ciclo de vida de sistemas de IA, que passa por identificação do problema a ser resolvido, coleta de dados, desenho do modelo, seu treinamento, testes, avaliação de resultados, aprimoramento e, finalmente, início da operação – o que alguns autores chamam de “inferência”. Outra significativa contribuição do trabalho da UIT é a identificação de “fatores de eficiência ambiental”, que correspondem a possíveis áreas de intervenção para reduzir os passivos dos modelos. A organização considera o consumo energético associado ao tipo de processamento (treinamento *versus* inferência); a eficiência do *hardware*, tanto os semicondutores quanto a infraestrutura de esfriamento do ambiente; a otimização de algoritmos; a origem da eletricidade utilizada; a gestão otimizada dos dados; e a gestão de ciclo de vida como pontos-chave para reduzir a pegada da IA.

Com base nesses dois quadros conceituais, a UIT deu, em 2025 (ITU, 2025), um passo além, ao compilar e analisar as diferentes metodologias existentes para a mensuração das pegadas ambientais da IA. Identificou uma série de problemas e lacunas, entre os quais se destacam o uso excessivo de estimativas e indicadores indiretos (*proxies*), inconsistências na delimitação das etapas de ciclo de vida dos modelos de IA, subnotificação de emissões de escopo 3 (referente à cadeia de fornecedores) e um foco em emissões de carbono, em detrimento dos demais passivos.

Uma das práticas do mercado que sintetiza parte desses desafios é o uso da eficiência do uso de energia elétrica (PUE) (do Inglês, *power usage effectiveness*). Embora amplamente adotado como métrica de referência, o PUE mede apenas a proporção entre a energia total consumida por um

data center e aquela efetivamente destinada aos equipamentos de tecnologia da informação (TI) (servidores e equipamentos de rede), ignorando a origem da energia, o nível absoluto de utilização energética dos servidores e os impactos indiretos, como o uso de água e a pegada dos equipamentos acessórios de refrigeração. Com isso, mesmo infraestruturas com baixos valores de PUE podem apresentar elevada intensidade ambiental, mascarando externalidades e comprometendo a comparabilidade entre diferentes operações. O problema agrava-se diante da constatação de que esse índice é geralmente usado para o cálculo das emissões de carbono associadas, mediante combinação com fator de emissão da rede elétrica, uma variável, muitas vezes, pouco granular. Não por acaso, uma das recomendações mais recorrentes do relatório da organização é o aprimoramento de métodos e tecnologias para a mensuração direta (telemetria) de variáveis.

Outro problema apontado pela UIT que merece ser destacado é a falta de transparência com relação ao consumo hídrico, muitas vezes negligenciado. Li *et al.* (2025) aprofundam-se no debate e demonstram que a pegada hídrica de grandes modelos de IA pode ultrapassar cinco milhões de litros de água apenas na fase de treinamento, somando-se ainda o uso contínuo durante a inferência. Os autores chamam atenção para a distinção crítica entre água retirada – isto é, a quantidade total de água extraída de fontes naturais para resfriamento ou geração de energia – e água consumida, que representa a porção efetivamente perdida para evaporação ou retirada permanente do ciclo. Essa diferenciação é essencial para avaliar o real impacto sobre os ecossistemas, sobretudo em regiões com estresse hídrico. Apesar disso, tais métricas raramente são reportadas pelas empresas de tecnologia. O estudo também evidencia que a intensidade hídrica das operações varia significativamente conforme a localização, o clima e o tipo de infraestrutura, o que reforça a necessidade de maior transparência e estratégias, como o agendamento dinâmico de cargas de trabalho para mitigar os impactos em períodos ou regiões mais vulneráveis.

Apesar dos desafios com vistas à contabilização dos impactos ambientais da IA, a informação disponível tem ensejado os primeiros passos com relação à comparação de diferentes modelos. Um exemplo é o *AI Energy Score*, lançado em fevereiro de 2025 (Hugging Face *et al.*, 2025) por um consórcio de entidades liderado pela empresa Hugging Face, que busca estabelecer um sistema padronizado e transparente para avaliar a eficiência energética de modelos de IA. O índice baseia-se no consumo relativo de energia de GPU durante a inferência para tarefas específicas, permitindo comparações entre modelos de arquitetura e porte distintos. Ainda que limitado ao escopo energético e dependente da autorreporte dos desenvolvedores, o *AI Energy Score* representa avanço importante rumo à criação de instrumentos comparativos acessíveis e reprodutíveis.

Se, por um lado, a contabilização dos passivos ambientais tem sido guiada por uma necessidade de convergência e de harmonização, a mensuração dos benefícios encontra-se majoritariamente relegada à iniciativa individual e voluntária dos fornecedores de modelos. Anualmente, grandes

empresas globais que operam *data centers* – entre as quais, as chamadas *big techs* – costumam publicar relatórios de sustentabilidade, em que informam, entre outros dados, estimativas agregadas de mitigação de emissões de carbono alcançadas pelo emprego de suas ferramentas. Salta aos olhos a falta de harmonização metodológica entre os cálculos de cada projeto, bem como o uso generalizado de ferramentas subjetivas, como entrevistas de percepção com clientes. Sem um método objetivo e minimamente padronizado de cálculo, conduzidos por atores independentes, tais números correm o risco de serem percebidos pela sociedade mais ampla como peças de *marketing* sem função prática. Em um contexto de forte e inevitável crescimento da IA, comparar seus bônus e ônus ambientais por meio de processos críveis torna-se fundamental para que possamos avaliar se a orientação atribuída ao desenvolvimento da tecnologia é ambientalmente correta.

5. A sustentabilidade social da IA

O debate sobre os impactos sociais da inteligência artificial antecede a aceleração experimentada por essa tecnologia na última década, dado que tem sido mais tradicionalmente pautado pela ameaça percebida que a robótica – um dos ramos mais antigos da IA – exerce sobre o trabalho. Com o surgimento e a proliferação de produtos e serviços de IA, em particular funções com interação direta com consumidores, as considerações sobre o impacto no mercado laboral tornaram-se mais concretas, bem como emergiram novos desafios, em que se destaca, entre outros, o enviesamento de raça e de gênero.

No campo do trabalho, os sistemas de IA apresentam desafios complexos, com destaque para a automação de atividades repetitivas e padronizadas, que ameaça postos de trabalho especialmente nas ocupações de baixa qualificação. Setores como logística, atendimento ao cliente, serviços administrativos e transporte estão entre os mais impactados, com previsões de substituição parcial ou total de funções humanas por agentes automatizados. De acordo com o Fórum Econômico Mundial (WEF, 2023), estima-se que, até 2027, cerca de 83 milhões de empregos sejam eliminados em razão da automação, ao passo que 69 milhões de novos postos serão criados, resultando em uma perda líquida de 14 milhões de empregos no mundo. Já o Fundo Monetário Internacional (FMI) (FMI, 2024) projeta que aproximadamente 60% dos empregos nas economias avançadas são suscetíveis à automação por IA, sendo que, em metade desses casos, a tecnologia poderá reduzir a demanda por trabalho humano, impactando salários e contratações.

Embora se reconheça o potencial da IA para criar novas profissões, a transição tende a ser desigual, pois os empregos gerados exigem, em geral, maior qualificação e competências digitais, ampliando o risco de aprofundamento da exclusão socioeconômica. Além disso, as assimetrias no acesso à infraestrutura digital e à capacitação técnica dificultam que países em desenvolvimento

ou populações vulneráveis se beneficiem da transformação tecnológica em curso. Os ganhos de produtividade resultantes da IA têm se concentrado em poucas economias avançadas e em grandes empresas que já detêm os principais ativos tecnológicos, como dados, *hardware* e capital humano especializado (Gmyrek *et al.*, 2023). Nesse contexto, a IA pode agravar a precarização das relações de trabalho e a informalização de atividades, sobretudo em plataformas digitais, em que algoritmos controlam, de forma opaca, o ritmo e a remuneração do trabalho (Eubanks, 2018).

Outro desafio crítico para a sustentabilidade social da IA diz respeito à reprodução e amplificação de desigualdades raciais e de gênero por meio de vieses algorítmicos. Diversas pesquisas têm demonstrado que sistemas de IA, quando treinados com dados históricos enviesados ou operando a partir de critérios opacos, podem produzir decisões discriminatórias em áreas, como recrutamento, crédito, vigilância, justiça criminal e publicidade digital. Um estudo recente da Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura (Unesco) [do Inglês, *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*] (Unesco, 2024) revelou que modelos de linguagem de uso generalizado associam os nomes femininos a termos relacionados ao lar e à família, enquanto nomes masculinos são vinculados, com maior frequência, a palavras, como negócios, carreira e salário. Esses sistemas também apresentaram padrões de associação discriminatória contra pessoas negras, indígenas e LGBTQIA+², reforçando estereótipos e exclusões históricas. Em aplicações práticas, algoritmos utilizados para triagem de currículos descartaram automaticamente candidaturas com base na raça ou no gênero, como mostrou uma investigação empírica de An *et al.* (2024), que analisaram grandes modelos de linguagem utilizados em plataformas de recrutamento. Há também evidências de que *softwares* de reconhecimento facial exibem taxas de erro significativamente mais altas para mulheres e pessoas negras (Buolamwin; Gebru, 2018). Esses resultados revelam como a IA pode atuar como vetor de reprodução de desigualdades, agora em escala automatizada e com aparência de neutralidade técnica.

Além dos impactos sobre o trabalho e da reprodução de vieses discriminatórios, a expansão da IA traz consigo outros riscos sociais relevantes, entre os quais se destacam o uso da tecnologia para vigilância em massa, a erosão da privacidade, a disseminação automatizada de desinformação e os efeitos negativos sobre a saúde mental, especialmente entre jovens. Tais riscos tendem a afetar desproporcionalmente grupos já vulnerabilizados, ampliando desigualdades sociais existentes.

Diferentemente da questão ambiental, que passa pela consideração da mensuração objetiva de impactos e por sua comparação, o enfrentamento dos riscos sociais e a ampliação dos benefícios precisariam estar mais fortemente calcados em uma combinação de políticas e leis que, dependendo de cada tipo de impacto, envolva incentivos ou punições.

2 A sigla que representa lésbicas, *gays*, bissexuais, transgêneros, *queer*, intersexuais, assexuais e outras identidades de gênero e orientações sexuais que fogem das normas tradicionais.

Ainda que os desafios sociais sejam numerosos, a IA também possibilita oportunidades relevantes para a promoção da inclusão e justiça social, desde que seu desenvolvimento e aplicação sejam orientados por valores públicos e políticas redistributivas. Em contextos com forte escassez de profissionais qualificados, ferramentas de IA podem atuar como suporte para ampliar o alcance e a qualidade de serviços públicos essenciais, como educação, saúde e assistência social. Aplicações baseadas em aprendizagem de máquina já vêm sendo testadas com sucesso nos projetos de alfabetização em áreas remotas, na triagem de pacientes em sistemas de saúde sobrecarregados e na identificação proativa de situações de vulnerabilidade, como abandono escolar e insegurança alimentar (Unesco, 2023). Essas soluções, porém, exigem governança institucional, supervisão humana e adaptações locais para que seus benefícios não sejam capturados exclusivamente por agentes privados ou convertidos em novos mecanismos de exclusão. Quando pensada a partir do Sul Global, a IA pode ser uma aliada importante na construção de capacidades estatais, na melhoria da prestação de serviços e no empoderamento de comunidades marginalizadas, desde que associada a estratégias nacionais de inclusão digital, soberania tecnológica e participação social.

Nesse sentido, a construção de uma trajetória socialmente sustentável para a IA poderia envolver a combinação de três pilares complementares. O primeiro seria o reconhecimento legal dos direitos das populações afetadas por decisões automatizadas, o que inclui o direito à explicação, à contestação e à não discriminação por sistemas algorítmicos. O segundo envolveria o fortalecimento de capacidades públicas de regulação, auditoria e fiscalização das aplicações de IA, com vistas a garantir padrões mínimos de justiça e responsabilidade. E o terceiro estaria relacionado ao fomento de ecossistemas locais de inovação comprometidos com os princípios da equidade, da transparência e do controle social. A construção de tecnologias socialmente justas depende menos de soluções técnicas isoladas e mais da criação de condições institucionais para o escrutínio coletivo e a deliberação pública. Isso implica, no caso do Sul Global, não apenas importar boas práticas regulatórias, mas desenvolver instrumentos e estruturas próprias, baseadas em experiências locais e voltadas a objetivos de desenvolvimento sustentável que reflitam as demandas de suas populações.

6. A sustentabilidade econômica da IA

O pilar econômico do desenvolvimento sustentável diz respeito à geração de prosperidade e valor, de modo a ampliar a renda *per capita* de um país e, em paralelo, garantir uma distribuição mais equilibrada da riqueza. A inteligência artificial, como tecnologia de propósito geral, tem elevado potencial para impulsionar a produtividade, transformar cadeias de valor e dinamizar setores inteiros da economia. Projeções da Conferência das Nações Unidas sobre Comércio e Desenvolvimento (UNCTAD) [do Inglês, *United Nations Conference on Trade and Development*] (UNCTAD, 2025)

estimam que o mercado global de IA poderá atingir 4,8 trilhões de dólares até 2033, refletindo não apenas a expansão de produtos e serviços com base em IA, mas também sua incorporação transversal em setores, como saúde, energia, finanças, educação e agricultura.

Apesar de seu potencial transformador, os benefícios econômicos da IA têm sido apropriados de forma profundamente desigual, refletindo e agravando disparidades estruturais existentes entre países e regiões. As origens dessa desigualdade estão na concentração de capacidades estratégicas – como infraestrutura digital, capital financeiro, acesso a grandes volumes de dados e mão de obra altamente qualificada – em um número restrito de países, majoritariamente no Norte Global. Ainda segundo a UNCTAD (2025), cerca de 70% dos investimentos privados em IA estão concentrados em um único país, os Estados Unidos, enquanto a maioria das economias em desenvolvimento, à exceção da China, segue ausente das cadeias globais de valor relacionadas à tecnologia. Essa assimetria manifesta-se não apenas na distribuição de lucros e patentes, mas também na capacidade de definir padrões técnicos e regulatórios, consolidando um ciclo de dependência tecnológica do Sul Global. Além disso, países em desenvolvimento frequentemente ocupam posições subordinadas na cadeia de produção da IA – como fornecedores de matérias-primas críticas (como lítio e cobalto) ou de serviços digitais de baixo valor agregado – sem acesso proporcional aos retornos econômicos gerados.

A desigualdade no acesso e na apropriação dos benefícios da IA manifesta-se de forma especialmente aguda na esfera da inovação. EUA e China concentram mais de 60% das patentes globais relacionadas à IA, revelando profunda disparidade na geração de conhecimento e na capacidade de transformar avanços científicos em aplicações econômicas. Essa assimetria é reforçada pela concentração de centros de pesquisa de ponta, infraestrutura computacional de alto desempenho e capital de risco no Norte Global, o que permite a essas economias capturar a maior parte dos lucros, dos empregos qualificados e da influência normativa no ecossistema da IA.

No entanto, o mesmo relatório destaca que, ao lado dessas desigualdades, há janelas de oportunidade para os países do Sul Global construírem trajetórias de inovação mais inclusivas. Modelos adaptados ao contexto local – como os de baixo consumo energético, soluções abertas e acessíveis, e aplicações voltadas para desafios sociais e ambientais específicos – podem criar nichos tecnológicos estratégicos. A experiência de países, como Brasil, Índia e Quênia, demonstra que é possível alavancar capacidades endógenas de inovação a partir de políticas públicas articuladas com universidades, setor produtivo e comunidades locais, ampliando a relevância e a apropriação social dos avanços em IA (UNCTAD, 2025). Nesse sentido, a Unesco (2023) ressalta novamente que ecossistemas de inovação orientados por valores públicos, infraestrutura aberta e objetivos de desenvolvimento sustentável são essenciais para que o Sul Global não apenas adote, mas transforme criticamente o uso da IA em favor de suas próprias prioridades.

Outro fator que explica a desigualdade na apropriação econômica da IA é o acesso assimétrico aos dados – insumo central para o desenvolvimento e o treinamento de sistemas inteligentes. Países e empresas que detêm maior capacidade de coleta, armazenamento e processamento de grandes volumes de dados consolidam posições dominantes nas cadeias de valor da economia digital. Essa concentração de dados em plataformas e servidores localizados majoritariamente no Norte Global confere vantagens competitivas substanciais às grandes corporações de tecnologia, permitindo-lhes alimentar modelos fundacionais, atrair investimentos e impor padrões técnicos (UNCTAD, 2025). Sadowski (2020) argumenta que essa dinâmica dá origem a uma forma de “colonialismo de dados”, na qual populações do Sul Global tornam-se fontes de informação para sistemas desenvolvidos e monetizados por agentes externos, sem que haja redistribuição dos ganhos nem soberania sobre os usos futuros dessas informações.

No entanto, a questão dos dados também representa uma oportunidade estratégica. Com políticas adequadas de governança e proteção de dados, países em desenvolvimento podem estimular iniciativas de dados abertos, cooperativas de dados e repositórios públicos voltados a fins de interesse social, como agricultura familiar, saúde pública, biodiversidade e gestão climática. A criação de marcos regulatórios que garantam o controle local sobre dados sensíveis e incentivem seu uso responsável para fins de desenvolvimento pode transformar esse recurso em ativo econômico e político de alto valor, fortalecendo a autonomia digital do Sul Global.

Para que os países em desenvolvimento possam reverter as assimetrias existentes e transformar dados em valor agregado local, é necessário articular políticas públicas voltadas ao fortalecimento de suas capacidades digitais e produtivas. A UNCTAD (2025) aponta três frentes prioritárias: i) o desenvolvimento de infraestrutura digital de base, como conectividade de alta qualidade, *data centers* nacionais e acesso à computação em nuvem; ii) a formulação de marcos regulatórios que promovam a inovação ao mesmo tempo em que protegem direitos fundamentais; e iii) o investimento contínuo em educação técnica e científica. Essas medidas devem ser integradas a estratégias de fomento à pesquisa aplicada e ao empreendedorismo local, com foco na produção de soluções de IA voltadas a desafios sociais e ambientais específicos. Nesse sentido, a construção de uma economia digital sustentável no Sul Global passa não apenas pela adoção de tecnologias externas, mas pela constituição de um projeto político de inovação orientado por valores públicos, soberania tecnológica e justiça distributiva.

7. O modelo *jugaad-gambiarra*

Ao considerar os elementos orientadores de uma IA sustentável abordados, qual seria um possível modelo? Inspirados nas soluções inovadoras, fortemente influenciadas pela necessidade local e

subordinadas à lógica da escassez de recursos que a *jugaad* e a gambiarra nos trazem, podemos pensar em um novo padrão, sustentável, de inteligência artificial?

Em contraste com o modelo hegemônico de desenvolvimento tecnológico – baseado em altos investimentos, consumo intensivo de energia e centralização de capacidades –, um paradigma inspirado na *jugaad* e na gambiarra convida à valorização de soluções de baixo custo, adaptadas a contextos específicos e capazes de operar com limitações estruturais. Em vez de perseguir incessantemente modelos cada vez maiores e mais complexos, essa lógica propõe que se invista em modelos mais leves, eficientes e direcionados a finalidades concretas, com impacto social e ambiental mensurável. Desenvolvimentos recentes na China, de que são exemplos o DeepSeek e Kimi K2 (Gibney, 2025), atestam a potencialidade desse paradigma. Isso pode se traduzir, ainda, no uso de modelos compactos treinados em dados locais, que funcionem *offline* e que sejam interoperáveis com infraestruturas de baixa capacidade – como já ocorre em várias aplicações para agricultura familiar ou educação em zonas rurais. A eficácia, nesse caso, não é medida pela escala ou pelo grau de sofisticação computacional, mas pela capacidade de resolver problemas reais com parcimônia de recursos.

Além da eficiência, o modelo *jugaad*-gambiarra valoriza a endogeneidade, ou seja, o enraizamento das soluções tecnológicas em ecossistemas locais de inovação. Ao promover a experimentação tecnológica, o modelo favorece o desenvolvimento de capacidades nacionais e comunitárias, fortalecendo a autonomia frente a modelos exógenos e pouco responsivos às realidades locais. Mais do que uma resposta emergencial à limitação de recursos, a abordagem pautada pela *jugaad*-gambiarra pode oferecer um paradigma de inovação sustentável, ancorada na criatividade, na adaptabilidade e no compromisso com o bem comum. A construção de um futuro digital justo e ambientalmente responsável pode depender, em grande medida, da capacidade de o Sul Global transformar suas restrições em alavancas de transformação.

8. Conclusão: uma *check-list* provisória da IA genuinamente sustentável

Com base em debates e evidências apresentados ao longo do artigo, é possível delinear alguns critérios preliminares para orientar a transição rumo a uma inteligência artificial genuinamente sustentável.

O primeiro deles é a transparência, especialmente no que diz respeito à pegada ambiental e às decisões automatizadas. Métricas padronizadas, verificáveis e públicas devem ser adotadas para

mensurar os impactos energéticos, hídricos e materiais dos modelos de IA, bem como os vieses e as desigualdades que possam reproduzir.

O segundo critério é a inclusividade, que exige considerar a diversidade social, cultural e territorial dos contextos em que a IA é aplicada, promovendo acessibilidade e participação nos processos de desenvolvimento, implantação e avaliação dos sistemas.

O terceiro elemento fundamental é a endogeneidade, ou seja, o fortalecimento de capacidades locais de inovação e governança, especialmente no Sul Global. Isso requer políticas de incentivo à pesquisa aplicada, marcos regulatórios justos, infraestrutura digital pública e estratégias de soberania tecnológica.

Por fim, a sustentabilidade da IA demanda finalidade pública. Os sistemas devem estar orientados pelo interesse coletivo, como a justiça social, a equidade econômica e a regeneração ecológica.

Em conjunto, esses quatro pilares – transparência, inclusividade, endogeneidade e finalidade pública – compõem uma proposta de *check-list* que, longe de ser exaustiva, serve como base para que Estados, empresas, instituições e comunidades possam avaliar e reorientar suas trajetórias tecnológicas com responsabilidade e ambição transformadora.

Referências

- AN, Haozhe; ACQUAYE, Christabel; WANG, Colin Kai; LI, Zongxia; RUDINGER, Rachel. Do large language models discriminate in hiring decisions on the basis of race, ethnicity, and gender? In: ANNUAL MEETING OF THE ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS, 62nd., ACL. **Proceedings...** short papers. ACL, 2024. p. 386–397. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/381485284_Do_Large_Language_Models_Discriminate_in_Hiring_Decisions_on_the_Basis_of_Race_Ethnicity_and_Gender/fulltext/6670fdf2b769e769193e8d75/Do-Large-Language-Models-Discriminate-in-Hiring-Decisions-on-the-Basis-of-Race-Ethnicity-and-Gender.pdf?_tp=eyJjb250ZXh0jp7lmZpcnNoUGFnZSI6InB1YmxpY2FoaW9uIiwicGFnZSI6InB1YmxpY2FoaW9uIn19
- BUOLAMWINI, Joy; GEBRU, Timnit. Gender shades: intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. In: FAT '18 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. New York, 2018. **Proceedings ...** ACM, 2018. p. 77–91. Disponível em: <https://scispace.com/pdf/gender-shades-intersectional-accuracy-disparities-in-4qgeuoc1i3.pdf>
- EUBANKS, Virginia. **Automating inequality**: how high-tech tools profile, police, and punish the poor. New York: St. Martin's Press, 2018. Disponível em: <https://lthj.qut.edu.au/article/download/1386/845>

FUNDO MONETÁRIO INTERNACIONAL – FMI. **Gen-AI**: artificial intelligence and the future of work. Washington, D.C.: International Monetary Fund, 2024. Disponível em: <https://www.imf.org/en/Publications/Staff-Discussion-Notes/Issues/2024/01/14/Gen-AI-Artificial-Intelligence-and-the-Future-of-Work-542379>

GIBNEY, Elizabeth. Another deepseek moment: Chinese AI model Kimi K2 stirs excitement. **Nature**, v. 643, p. 889–890, 16 jul. 2025. DOI: 10.1038/d41586-025-02275-6. Acesso em: 27 jul. 2025.

GMYREK, Piotr; BERG, Janine; BESCOND, David. **Generative AI and jobs**: a global analysis of potential effects on job quantity and quality. Genebra: International Labour Organization, 2023. (ILO Working Paper, n. 96). Disponível em: <https://researchrepository.ilo.org/esploro/outputs/encyclopediaEntry/995326516102676>

HUGGING FACE; SALESFORCE; COHERE; CARNEGIE MELLON UNIVERSITY. **AI energy score**: Initiative to establish comparable energy efficiency ratings for AI models. 2025. Disponível em: <https://huggingface.github.io/AIEnergyScore/>. Acesso em: 27 jul. 2025.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY - IEA. **Energy and AI**: World energy outlook special report. Paris: IEA, 2025. Disponível em: <https://www.iea.org/reports/energy-and-ai>

INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION – ITU. **AI and the environment: international standards for AI and the environment**: 2024 report. Geneva: ITU, 2024. Disponível em: https://www.itu.int/dms_pub/itu-t/opb/env/T-ENV-ENV-2024-1-PDF-E.pdf

INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION – ITU. **Measuring what matters: how to assess AI's environmental impact**. Geneva: ITU, 2025. Disponível em: <https://www.sipotra.it/wp-content/uploads/2025/08/Measuring-what-matters-How-to-assess-AIs-environmental-impact.pdf>

KRIZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; HINTON, Geoffrey E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In: PEREIRA, Fernando; BURGESS, C.J.C.; BOTTOU, Léon; WEINBERGER, K.Q. (Org.). **Advances in neural information processing systems**, v. 25. Curran Associates, Inc., 2012. p. 1097–1105. Disponível em: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf

LEMA, R.; PEREZ, C. The green transformation as a new direction for techno-economic development. **UNU-MERIT Working Papers**, n. 1, 2024. Disponível em: <https://cris.maastrichtuniversity.nl/ws/portalfiles/portal/182941762/wp2024-001.pdf>

LI, Pengfei; YANG, Jianyi; ISLAM, Mohammad A.; REN, Shaolei. Making AI less 'thirsty': uncovering and addressing the secret water footprint of AI models. **Communications of the ACM**, v. 68, n. 7, p. 54–61, jul. 2025. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3724499>

NBC NEWS. **Why India's mars orbiter mission cost less than 'gravity' movie**. 2014. Disponível em: <https://www.nbcnews.com/science/space/why-indias-mars-orbiter-mission-cost-less-gravity-movie-n210681>

ROLNICK, David; DONTI, Priya L.; KAACK, Lynn H. *et al.* Tackling climate change with machine learning. **ACM Computing Surveys**, v. 55, n. 2, art. 42, p. 1-96, Feb. 2022. Disponível em: <https://asross.github.io/publications/RolnickEtAl2022.pdf>

SADOWSKI, Jathan. **Too smart**: how digital capitalism is extracting data, controlling our lives, and taking over the world. Cambridge, MA: MIT Press, 2020. Disponível em: https://compress-pdf-free.obar.info/?fileurl=https%3A%2F%2Fdokumen.pub%2Fdownload%2Ftoo-smart-how-digital-capitalism-is-extracting-data-controlling-our-lives-and-taking-over-the-world-026253858x-9780262538589.html&title=Too+Smart%3A+How+Digital+Capitalism+is+Extracting+Data%2C+Controlling+Our+Lives%2C+and+Taking+Over+the+World%0D%0A+026253858X%2C+9780262538589&utm_source=dokumenpubCompressPdfQueue&utm_medium=queue&utm_campaign=too-smart-how-digital-capitalism-is-extracting-data-controlling-our-lives-and-taking-over-the-world-026253858x-9780262538589&h=4PcDWAS6%2F%2F3w2AoiNpM5VQ%3D%3D

SURESH, Harini; GUTTAG, John V. A Framework for understanding unintended consequences of machine learning. **Communications of the ACM**, v. 64, n. 6, p. 62–71, 2021. Disponível em: <https://arxiv.org/pdf/1901.10002>

UNITED NATIONS CONFERENCE ON TRADE AND DEVELOPMENT – UNCTAD. **Technology and innovation report 2025**: Innovation for development in the age of AI. Geneva: UNCTAD, 2025. Disponível em: https://unctad.org/system/files/official-document/tir2025_en.pdf

UNITED NATIONS EDUCATIONAL SCIENTIFIC AND CULTURAL ORGANIZATION – UNESCO; International Research Centre On Artificial Intelligence Under The Auspices Of Unesco – IRCAL. **Challenging systematic prejudices**: an investigation into gender bias in large language models. Paris: UNESCO, 2024. Disponível em: <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000388971>

UNITED NATIONS EDUCATIONAL SCIENTIFIC AND CULTURAL ORGANIZATION – UNESCO. **Technology in education**: a tool on whose terms? Paris: United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization, 2023. Disponível em: <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000385723>

VEIGA, José Eli da Savoia. **O Antropoceno e o pensamento econômico**. São Paulo: Editora 34, 2025.

WORLD ECONOMIC FORUM - WEF. **Future of Jobs Report 2023**. Geneva: 2023. 296 p. Disponível em: https://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2023.pdf