

Millenium, 2(26)

pt

IA NA INVESTIGAÇÃO, EDUCAÇÃO E PRÁTICA DA ENGENHARIA SÍSMICA E ESTRUTURAL - UMA REFLEXÃO SOBRE IMPACTOS, DESAFIOS E DIREÇÕES FUTURAS

AI IN RESEARCH, EDUCATION, AND PRACTICE OF STRUCTURAL AND EARTHQUAKE ENGINEERING - A REFLECTION ON IMPACTS, CHALLENGES, AND FUTURE DIRECTIONS

AI EN LA INVESTIGACIÓN, LA ENSEÑANZA Y LA PRÁCTICA DE LA INGENIERÍA ESTRUCTURAL Y ANTISÍSMICA - REFLEXIÓN SOBRE LAS REPERCUSIONES, LOS RETOS Y LAS ORIENTACIONES FUTURAS

Tiago Ferreira¹  <https://orcid.org/0000-0001-6454-7927>

¹College of Arts, Technology and Environment, University of the West of England (UWE Bristol), Bristol, Reino Unido

Tiago Ferreira – tiago.ferreira@uwe.ac.uk



Autor Correspondente:

Tiago Ferreira

Frenchay Campus Coldharbour Lane

Bristol - BS16 1QY United Kingdom

tiago.ferreira@uwe.ac.uk

RECEBIDO: 10 de dezembro de 2024

ACEITE: 16 de dezembro de 2024

PUBLICADO: 02 de janeiro de 2025

DOI: <https://doi.org/10.29352/mill0226.39584>

INTRODUÇÃO

Os campos da engenharia estrutural e sísmica têm um papel crucial na garantia da segurança e resiliência dos nossos ambientes construídos, especialmente à medida que os grandes desafios globais associados às alterações climáticas, ao crescimento populacional e à urbanização se tornam cada vez mais urgentes (Ferreira & Santos, 2024). Nos últimos anos, a integração de ferramentas baseadas em inteligência artificial (IA), aprendizagem automática—*machine learning* (ML) na terminologia anglo-saxónica—e *deep-learning* (DL), tem vindo a reformular os paradigmas tradicionais. Estas tecnologias oferecem novas oportunidades para automatizar processos, aumentar a precisão preditiva dos algoritmos e otimizar projetos, abrindo caminho para práticas de engenharia mais eficientes, adaptáveis e sustentáveis.

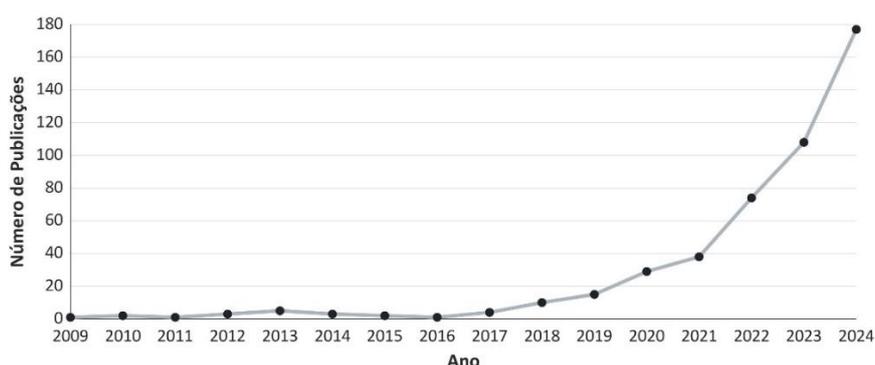
Apesar do seu potencial transformador, a utilização de modelos de IA nos campos da engenharia estrutural e sísmica encontra-se ainda significativamente abaixo do observado noutras áreas (Tapeh & Naser, 2023; Xie et al., 2020). As metodologias tradicionais de base mecanicista continuam a dominar o campo, e ainda não é clara a forma como as abordagens baseadas em IA irão coexistir com estas metodologias amplamente estabelecidas, particularmente nos contextos educacional e profissional. Algum ceticismo em torno dos modelos e ferramentas baseados em IA, frequentemente vistas como "caixas negras" quando comparadas com métodos experimentais, numéricos e analíticos, tem vindo a atrasar a sua integração. No entanto, a capacidade destas ferramentas para processar grandes volumes de dados, executar tarefas computacionalmente exigentes e adaptar-se a condições em tempo real representa uma oportunidade de inovação inquestionável.

Pretendo, neste editorial, oferecer uma reflexão necessariamente concisa, mas, tanto quanto possível, abrangente, sobre o estado atual e o potencial transformador da IA nos campos da engenharia estrutural e sísmica. Através da análise dos seus impactos na investigação, na educação e na implementação prática, procurarei destacar as oportunidades e os desafios da integração das ferramentas baseadas em IA nestas áreas. Além disso, procurarei enfatizar preocupações prementes, como a importância de fomentar a colaboração interdisciplinar e de refletir sobre a pegada ambiental destas tecnologias—um aspeto que, na minha opinião, não tem recebido a atenção que merece.

1. OS IMPACTOS TRANSFORMADORES DA IA NA ENGENHARIA ESTRUTURAL E SÍSMICA

1.1 IA como Catalisador de Inovação na Investigação—Tendências e Áreas Emergentes

O rápido avanço da IA tornou-se um pilar fundamental para impulsionar a investigação multidisciplinar em várias áreas, inaugurando uma nova era de "*AI for science*" (Lu & Burton, 2023). Neste contexto, abordagens de investigação baseadas em IA e em ciências de dados tem vindo a ganhar popularidade pelo seu potencial de aplicação em engenharia estrutural e sísmica avançada, tendo-se tornado uma fronteira crescente de inovação. Esta tendência encontra-se ilustrada na Figura 1, onde se apresenta o número de publicações indexadas na base de dados Scopus com os termos "AI", "Artificial Intelligence", "Machine Learning" ou "Deep Learning", aplicados no contexto de investigação nos campos da engenharia estrutural ou sísmica¹. A análise abrange um total de 523 publicações científicas entre 1978 e 2024.



¹ **Figura 1** - Número de publicações indexadas na Scopus por ano (2009–2024) contendo os termos "AI", "Artificial Intelligence", "Machine Learning" ou "Deep Learning" no contexto da engenharia estrutural ou sísmica.

Complementarmente à Figura 1, a Figura 2 inclui uma representação visual da interconectividade e relevância dos principais temas de investigação no conjunto das publicações representado na Figura 1. "*Machine learning*" surge como o termo mais influente no centro da rede, sublinhando o seu papel crucial como base para os avanços impulsionados por IA nestas áreas. Intimamente associados a este encontram-se as redes neuronais artificiais (ANNs) e o *deep learning* (DL), que têm sido fundamentais para suplantarem desafios computacionais e impulsionarem avanços em áreas como a inspeção e monitorização estrutural (Spencer et al., 2019), o dimensionamento estrutural (Sun et al., 2021), e a avaliação de danos e de fragilidade (Kiani et al., 2019; Kostinakis et al.,

¹ Os dados utilizados na produção da Figura 1 foram extraídos da base de dados Scopus utilizando a seguinte pesquisa: TITLE-ABS (("AI" OR "Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning") AND ("Structural Engineering" OR "Earthquake Engineering" OR "Seismic Engineering")) AND PUBYEAR < 2025.

DOI: <https://doi.org/10.29352/mill0226.39584>

2023). Adicionalmente, tal como discutido em detalhe por (Estêvão, 2024), os métodos baseados em IA têm-se mostrado altamente eficazes na avaliação de danos pós-sismo, em que a análise expedita, mas rigorosa, da integridade estrutural é um aspeto crítico para garantir a segurança das populações durante eventuais reocupações e, conseqüentemente, assegurar uma resposta eficaz em situações de desastre.

O mapa temático apresentado na Figura 2 destaca a amplitude das aplicações de IA, exibindo nós proeminentes associados aos tópicos “design estrutural”, “otimização” e “betão armado”, que ilustram a penetração das ferramentas de IA nos domínios tradicionais da engenharia estrutural. Por outro lado, tecnologias emergentes, como a Internet das Coisas (IoT) e as Redes Generativas Adversariais (GANs), situadas na periferia da rede, apontam para a exploração de novas tendências de investigação que combinam a aquisição de dados em tempo real com técnicas avançadas de modelação. O gradiente temporal incluído na figura demonstra ainda a evolução das prioridades de investigação, com temas como IoT, deep learning e GANs representados a amarelo, indicando a sua ascensão como áreas de investigação emergentes.

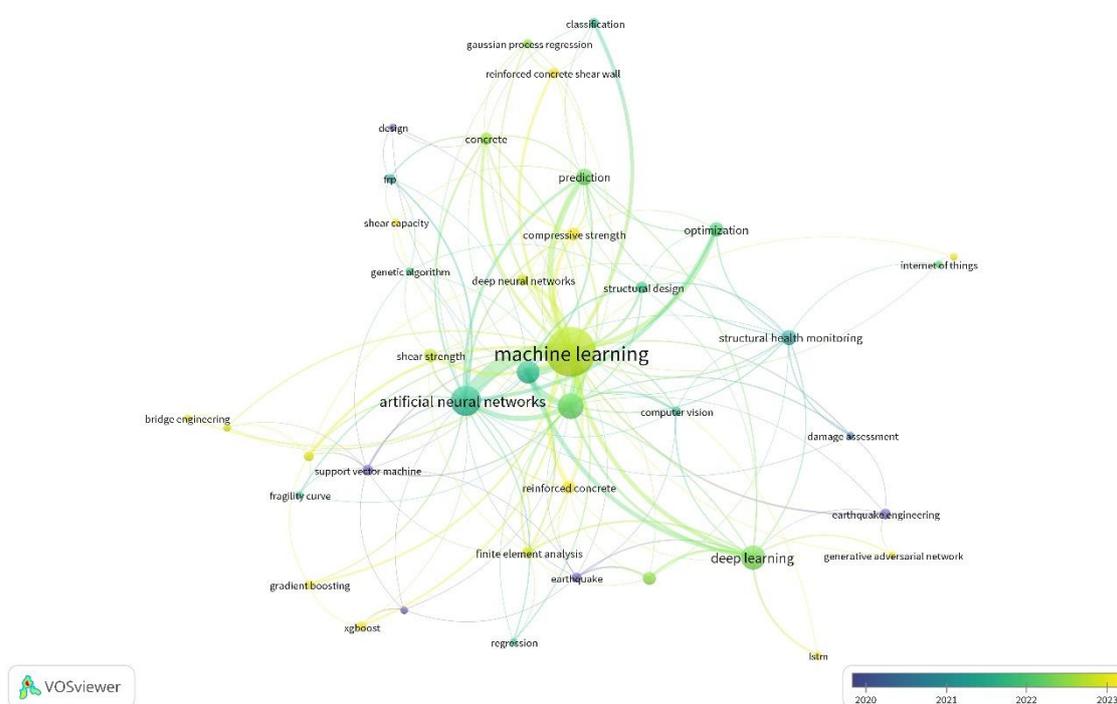


Figura 2 - Mapa temático das aplicações de IA na engenharia estrutural e sísmica: conexões, tendências e áreas de investigação emergentes.

A análise da Figura 2 permite constatar que a IA, nos seus diferentes domínios, tem vindo a permear quase todos os aspetos da investigação nos campos da engenharia estrutural e sísmica. A densa rede de conexões entre os vários termos sublinha a natureza multidisciplinar da investigação impulsionada pela IA. Ao mesmo tempo, a proeminência de temas específicos—como os já mencionados, inspeção e monitorização estrutural, dimensionamento, e a avaliação de danos e de fragilidade—ilustra o duplo foco em abordar desafios de longa data e explorar abordagens inovadoras.

1.2 O Presente e o Futuro do Ensino de Engenharia com IA

Embora as primeiras aplicações de IA remontem aos anos 50 do século XX, e estas se encontrem já bem estabelecidas como ferramentas de investigação, a sua aplicação no ensino e aprendizagem de engenharia só recentemente começou a dar os primeiros passos (Haenlein & Kaplan, 2019). Plataformas baseadas em IA, incluindo sistemas de aprendizagem adaptativa e ambientes virtuais, permitem uma aprendizagem personalizada, adaptada às características individuais de cada estudante, dando aos alunos a oportunidade de participar em simulações práticas que replicam desafios reais da engenharia, promovendo desta forma o desenvolvimento do pensamento crítico e das capacidades de resolução de problemas num ambiente controlado e interativo. Além disso, estas tecnologias têm-se revelado extremamente eficazes na resposta às necessidades específicas de cada estudante, oferecendo feedback personalizado em tempo real, melhorando dessa forma a experiência e a eficácia das aprendizagens (Shah, 2023; Talha Junaid et al., 2024).

Apesar deste enorme potencial, estudos recentes indicam que muitos educadores e estudantes permanecem pouco familiarizados com estas ferramentas ou desconhecem as suas possibilidades de utilização (Vidalis & Subramanian, 2023). Importa reconhecer que a integração da IA na educação enfrenta vários desafios, que decorrem não só do ceticismo em relação aos modelos de IA—frequentemente percecionados como opacos em comparação com os métodos tradicionais—mas também das limitações dos próprios

DOI: <https://doi.org/10.29352/mill0226.39584>

modelos, que enfrentam desafios técnicos significativos (alguns dos quais abordados na Secção 2.2) e que apresentam ainda limitações importantes na sua capacidade para personalizar soluções para contextos específicos. No entanto, estudantes que tiveram já a oportunidade de utilizar ferramentas baseadas em IA, tais como *chatbots* e sistemas automatizados, relatam melhorias significativas na compreensão dos tópicos, maior capacidade de resolução de problemas e um maior envolvimento nas atividades académicas. Com efeito, a capacidade das ferramentas de IA para oferecer métodos alternativos de resolução de problemas e fornecer feedback instantâneo contribui para colmatar algumas das lacunas presentes nas abordagens educativas tradicionais, respondendo ainda às exigências de um mercado de trabalho cada vez mais impulsionado e movido pela tecnologia.

Parece evidente que o futuro da IA na educação em engenharia, tanto de forma geral, como especificamente na educação nas áreas da engenharia estrutural e sísmica, passa por superar as suas limitações atuais e capitalizar as suas forças. Proporcionar aos estudantes e educadores formação direcionada sobre ferramentas de IA, integrar estas tecnologias nos currículos, e fomentar a consciencialização ética sobre o seu uso, tornar-se-á cada vez mais crítico à medida que as abordagens baseadas em IA transitam da investigação para a educação. Não menos importante, dotar os estudantes das competências necessárias para utilizarem de forma segura e eficiente ferramentas baseadas em IA permitirá ao sistema educativo prepará-los para as crescentes exigências da profissão, garantindo que estão prontos para inovar e se adaptarem aos desafios de um mundo crescentemente baseado na análise de dados.

1.3 Inovações e Aplicações Práticas Baseadas em IA na Indústria

Num mundo em rápida expansão, a inovação na indústria da construção é essencial para enfrentar os atuais desafios de sustentabilidade e resiliência, bem como para responder às exigências do desenvolvimento urbano moderno. No entanto, o setor da construção tem sido, historicamente, um dos menos inovadores, caracterizado por um crescimento limitado da produtividade nas últimas duas décadas. Com um crescimento médio anual inferior a 1% ao longo das últimas duas décadas (Javed et al., 2018), o setor da construção tem ficado significativamente atrás de setores mais digitalizados, tais como o setor da manufatura ou o setor médico, para citar apenas dois exemplos (Zhou et al., 2020). Esta estagnação tem levantado preocupações sobre a eficiência do setor e sublinhado a necessidade de uma mudança transformadora. Em resposta, a indústria da construção tem vindo a apostar na implementação de novas tecnologias baseadas em IA para otimizar práticas, simplificar fluxos de trabalho e melhorar a produtividade. Entre outros aspetos, estas ferramentas têm revelado resultados promissores no controlo de custos, na melhoria das condições de segurança em obra, na otimização da gestão de projetos e na automação de processos. A título de exemplo, algoritmos preditivos baseados em IA podem ser utilizados para identificar riscos no início do ciclo de vida do projeto, permitindo intervenções proativas focadas na minimização de atrasos e na escalada de custos. De forma semelhante, ferramentas de IA para gestão de obra, tais como equipamentos autónomos e sistemas de visão computacional, apresentam-se como extremamente promissoras no aumento da eficiência e na melhoria da segurança através da monitorização contínua das atividades em obra (Mohy et al., 2024).

No âmbito específico da engenharia estrutural e sísmica, as tecnologias baseadas em IA apresentam-se como particularmente promissoras e transformadoras. Durante a fase de projeto, algoritmos de aprendizagem automática podem ser utilizados para otimizar o projeto de estruturas, identificando situações ótimas de equilíbrio entre a eficiência da utilização dos materiais, o desempenho estrutural e a sustentabilidade da solução final. Na fase de construção, as ferramentas de IA podem, por exemplo, ser utilizadas para monitorizar a qualidade dos materiais, e sistemas autónomos ou semiautónomos alimentados por IA podem ajudar a simplificar tarefas em obra, reduzir atividades intensivas em mão-de-obra e melhorar a velocidade e precisão da construção, tudo isto enquanto reduzem custos e aumentam a segurança. Além disso, sistemas de monitorização contínua alimentados por IA podem ser utilizados para monitorizar a integridade estrutural ao longo do ciclo de vida do edifício e, em tempo real, identificar e sinalizar problemas estruturais que possam comprometer o desempenho sísmico do edifício.

2. DESAFIOS NA IMPLEMENTAÇÃO DE MODELOS E FERRAMENTAS BASEADOS EM IA

Apesar do elevado potencial transformador dos modelos e ferramentas baseados em IA discutidos acima, a sua implementação na investigação, no ensino, e na prática nos campos da engenharia estrutural e sísmica continua a enfrentar desafios significativos sobre os quais importa refletir. De forma a melhor organizar a reflexão seguinte, agrupei estes desafios em quatro preocupações-chave: disponibilidade e qualidade dos dados, limitações técnicas, fatores humanos, e impactos ambientais. Nos pontos seguintes, procurarei abordar cada uma destas preocupações de forma explicativa, mas necessariamente concisa e não exaustiva.

2.1 Desafios Relacionados com a Qualidade e Disponibilidade de Dados

Os modelos de IA dependem da disponibilidade de grandes volumes de dados de alta qualidade e extensivamente classificados para serem utilizados no seu treino. A geração de tais dados é extremamente dispendiosa e demorada, especialmente em projetos que requerem informação específica de determinados domínios. Além disso, a falta de padronização desses dados torna altamente complexa a partilha e utilização dos dados recolhidos e sistematizados por diferentes intervenientes. Não menos importante, questões relacionadas com privacidade e segurança, particularmente em projetos que envolvem infraestruturas sensíveis, limitam ainda mais o acesso a esses dados. Por fim, erros e ruído nos dados de treino resultam em imprecisões factuais, um fenómeno frequentemente referido na literatura como "*hallucination problem*" (Borji, 2023). Entre outras consequências, estas imprecisões levam a uma falta de confiança nos sistemas de IA, especialmente para aplicações críticas, onde a segurança e a precisão são fundamentais. Embora o desenvolvimento de novas tecnologias emergentes e plugins específicos para determinados domínios possa ajudar a mitigar alguns destes problemas, a sua eficácia em tarefas altamente especializadas, como as que envolvem a prática da engenharia estrutural e sísmica, continua a carecer de ampla demonstração.

DOI: <https://doi.org/10.29352/mill0226.39584>

2.2 Barreiras Técnicas à Adoção de Ferramentas de IA

As ferramentas baseadas em IA enfrentam ainda limitações técnicas que, para já, dificultam a sua ampla adoção. Muitos modelos de IA, como os algoritmos de *deep learning*, são intensivos em termos computacionais e requerem recursos significativos de hardware, tornando-os potencialmente inacessíveis para pequenas empresas ou projetos com recursos limitados. Além disso, a natureza de "caixa negra" de muitos modelos de IA levanta preocupações sobre interoperabilidade e fiabilidade, uma vez que estes modelos são frequentemente opacos no que respeita à forma como as previsões ou decisões são tomadas, tornando extremamente difícil a sua aprovação regulamentar e atrasando a sua adoção mais ampla. Adicionalmente, sistemas de IA como o ChatGPT carecem de mecanismos robustos para a modelação de conhecimento explícito. Isto é, embora estes modelos sejam extremamente eficientes na previsão da próxima palavra numa sequência de palavras—ação que constitui a base do seu funcionamento—, revelam frequentemente dificuldades em operações matemáticas complexas (Frieder et al., 2023) e em tarefas que envolvem conhecimento explícito, específico de determinados domínios.

2.3 O Papel dos Fatores Humanos na Integração de Ferramentas de IA

Questões relacionadas aos fatores humanos colocam igualmente obstáculos importantes à implementação da IA. Como mencionado anteriormente, persiste ainda algum ceticismo em relação à fiabilidade dos modelos de IA como alternativas viáveis às abordagens tradicionais, valorizadas pela sua transparência e histórico de utilização. A falta de familiaridade e formação contribuem também, de forma muito relevante, para a resistência à adoção de tecnologias baseadas em IA, uma vez que ferramentas não se encontram ainda totalmente integradas nos fluxos de trabalho da comunidade técnica—uma realidade que, é justo sublinhar, não é substancialmente diferente entre os seus pares no meio académico. Além disso, a introdução destas ferramentas levanta preocupações sobre a substituição da força de trabalho e a necessidade de requalificação. A sua implementação prática exigirá necessariamente programas de formação direcionados com o objetivo de aumentar a literacia em IA entre as comunidades técnica e académica, bem como estratégias para fomentar a colaboração entre programadores de IA e peritos em domínios específicos.

2.4 Impactos Ambientais

A implementação generalizada de IA levanta também preocupações significativas sobre a sua pegada ambiental, um aspeto que não tem vindo a receber a devida atenção. O treino e a implementação de modelos avançados de IA, particularmente aqueles baseados em *deep learning*, requerem recursos computacionais muito significativos, resultando num elevado consumo de energia. Por exemplo, modelos de grande escala utilizam frequentemente milhares de GPUs a funcionar continuamente durante semanas ou meses, consumindo enormes quantidades de eletricidade e contribuindo significativamente para as emissões de carbono (Dhar, 2020; Strubell et al., 2020). Isto é especialmente preocupante em regiões onde as redes de energia dependem fortemente de fontes de energia não renováveis. Para além do consumo de energia, a operação de sistemas de IA exige ainda um dispêndio elevado de água, principalmente para arrefecimento dos centros de dados. À medida que a procura e a utilização de modelos de IA crescem, cresce também a sua contribuição para o stress hídrico, especialmente em áreas que já enfrentam escassez (Gupta, 2024). Além disso, a extração de elementos raros da terra para os componentes de hardware utilizados na infraestrutura de IA agrava o impacto ambiental, levantando preocupações sobre a sustentabilidade dos recursos e a obtenção ética destes materiais.

3. REFLEXÕES FINAIS E PERSPETIVAS FUTURAS

O potencial transformador da IA na engenharia estrutural e sísmica reside não apenas no avanço da investigação, da educação, e das aplicações práticas, mas também na capacidade de enfrentar os vários desafios que acompanham a sua implementação; desafios esses que sublinham a necessidade de uma abordagem multidimensional que equilibre a inovação com considerações éticas, ambientais e sociais.

Uma das principais conclusões desta breve reflexão é a necessidade de abordar os desafios relacionados com os dados. A falta de formatos padronizados e o elevado custo associado à geração de conjuntos de dados específicos para determinados domínios continuam a dificultar a aplicação prática de ferramentas de IA nesses domínios específicos. Garantir o acesso aos dados por meio de iniciativas de *open access* e de ciência aberta, fomentar a colaboração interdisciplinar, e integrar práticas conscientes em relação à privacidade são passos críticos para o presente e o futuro. Paralelamente, limitações técnicas, como a frequente opacidade destes modelos e a sua intensidade computacional, sublinham a importância de desenvolver sistemas de IA mais transparente e eficientes.

Igualmente prementes são os fatores humanos. Uma comunidade técnica e académica relativamente conservadora exige programas de formação direcionados para construir literacia em IA. Incentivar a colaboração interdisciplinar entre especialistas em domínios específicos e desenvolvedores de IA ajudará a fomentar a familiaridade e a confiança necessárias para uma aceitação mais ampla.

Por fim, a pegada ambiental das tecnologias de IA é um aspeto que merece um papel mais destacado nas discussões sobre a integração de ferramentas de IA nos nossos fluxos de trabalho diários. Os recursos computacionais necessários para armazenar dados, treinar, e implementar modelos de larga escala resultam num consumo substancial de energia, emissões de carbono e uso de água. A extração de elementos raros da terra para o fabrico de hardware agrava ainda mais estes impactos, levantando questões fundamentais sobre a sustentabilidade dos recursos e a obtenção ética desses materiais. Nesse sentido, o desenvolvimento de modelos energeticamente mais eficientes, orientados pelos princípios de uma "IA verde", assim como a transição para a alimentação dos centros de dados através de fontes de energia renovável, são dois aspetos absolutamente fundamentais para garantir a sustentabilidade futura destas ferramentas.

DOI: <https://doi.org/10.29352/mill0226.39584>

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Borji, A. (2023). *A Categorical Archive of ChatGPT Failures* (No. arXiv:2302.03494; Version 8). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.03494>
- Dhar, P. (2020). The carbon impact of artificial intelligence. *Nature Machine Intelligence*, 2(8), 423–425. <https://doi.org/10.1038/s42256-020-0219-9>
- Estêvão, J. M. C. (2024). Effectiveness of Generative AI for Post-Earthquake Damage Assessment. *Buildings*, 14(10), 3255. <https://doi.org/10.3390/buildings14103255>
- Ferreira, T. M., & Santos, P. P. (2024). Multi-hazard risk assessment for resilient and sustainable urban areas. *Natural Hazards*, 120(10), 9107–9109. <https://doi.org/10.1007/s11069-024-06760-5>
- Frieder, S., Pinchetti, L., Griffiths, R.-R., Salvatori, T., Lukaszewicz, T., Petersen, P., & Berner, J. (2023). Mathematical Capabilities of ChatGPT. In A. Oh, T. Naumann, A. Globerson, K. Saenko, M. Hardt, & S. Levine (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36, 27699–27744. Curran Associates, Inc. <http://surl.li/ciukzf>
- Gupta, J. (2024, September 9). *The hidden cost of the AI boom*. TEDEd. <https://ed.ted.com/blog/2024/09/09/the-hidden-cost-of-the-ai-boom>
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5–14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>
- Javed, A. A., Pan, W., Chen, L., & Zhan, W. (2018). A systemic exploration of drivers for and constraints on construction productivity enhancement. *Built Environment Project and Asset Management*, 8(3), 239–252. <https://doi.org/10.1108/BEPAM-10-2017-0099>
- Kiani, J., Camp, C., & Pezeshk, S. (2019). On the application of machine learning techniques to derive seismic fragility curves. *Computers & Structures*, 218, 108–122. <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2019.03.004>
- Kostinakis, K., Morfidis, K., Demertzis, K., & Iliadis, L. (2023). Classification of buildings' potential for seismic damage using a machine learning model with auto hyperparameter tuning. *Engineering Structures*, 290, 116359. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2023.116359>
- Lu, X., & Burton, H. (2023). EESD special issue: AI and data-driven methods in earthquake engineering – (Part 1). *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 52(8), 2299–2302. <https://doi.org/10.1002/eqe.3908>
- Mohy, A. A., Bassioni, H. A., Elgendy, E. O., & Hassan, T. M. (2024). Innovations in safety management for construction sites: the role of deep learning and computer vision techniques. *Construction Innovation*. <https://doi.org/10.1108/CI-04-2023-0062>
- Shah, P. (2023). *AI and the Future of Education: Teaching in the Age of Artificial Intelligence* (1st Edition). Jossey-Bass.
- Spencer, B. F., Hoskere, V., & Narazaki, Y. (2019). Advances in Computer Vision-Based Civil Infrastructure Inspection and Monitoring. *Engineering*, 5(2), 199–222. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.11.030>
- Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2020). Energy and Policy Considerations for Modern Deep Learning Research. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34(9), 13693–13696. <https://doi.org/https://doi.org/10.1609/aaai.v34i09.7123>
- Sun, H., Burton, H. V., & Huang, H. (2021). Machine learning applications for building structural design and performance assessment: State-of-the-art review. *Journal of Building Engineering*, 33, 101816. <https://doi.org/10.1016/j.jobeb.2020.101816>
- Talha Junaid, M., Barakat, S., Awad, R., Anwar, N. (2024). Adopting the Power of AI Chatbots for Enriching Students Learning in Civil Engineering Education: A Study on Capabilities and Limitations. In: Al-Marzouqi, A., Salloum, S.A., Al-Saidat, M., Aburayya, A., Gupta, B. (eds) *Artificial Intelligence in Education: The Power and Dangers of ChatGPT in the Classroom*. Studies in Big Data, vol 144. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-52280-2_3
- Tapeh, A. T. G., & Naser, M. Z. (2023). Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Structural Engineering: A Scientometrics Review of Trends and Best Practices. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 30 (1), 115–159. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09793-w>
- Vidalis, S. M., & Subramanian, R. (2023). Impact of AI Tools on Engineering Education. *Fall Mid Atlantic Conference: Meeting Our Students Where They Are and Getting Them Where They Need to Be*, 40852
- Xie, Y., Ebad Sichani, M., Padgett, J. E., & DesRoches, R. (2020). The promise of implementing machine learning in earthquake engineering: A state-of-the-art review. *Earthquake Spectra*, 36(4), 1769–1801. <https://doi.org/10.1177/8755293020919419>
- Zhou, G., Zhang, C., Li, Z., Ding, K., & Wang, C. (2020). Knowledge-driven digital twin manufacturing cell towards intelligent manufacturing. *International Journal of Production Research*, 58(4), 1034–1051. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1607978>