

Millenium, 2(26)



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>

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

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



Autor Correspondiente:

Tiago Ferreira

Frenchay Campus Coldharbour Lane

Bristol - BS16 1QY United Kingdom

tiago.ferreira@uwe.ac.uk

RECIBÍÓ: 10 de diciembre de 2024

ACEPTAR: 16 de diciembre de 2024

PUBLICADO: 02 de enero de 2025

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

INTRODUCCIÓN

Los campos de la ingeniería estructural y sísmica desempeñan un papel crucial a la hora de garantizar la seguridad y la resiliencia de nuestros entornos construidos, especialmente a medida que los grandes desafíos globales asociados al cambio climático, el crecimiento demográfico y la urbanización se hacen cada vez más urgentes (Ferreira & Santos, 2024). En los últimos años, la integración de herramientas basadas en inteligencia artificial (IA), machine learning (ML) en terminología anglosajona y deep-learning (DL), ha ido reconfigurando los paradigmas tradicionales. Estas tecnologías ofrecen nuevas oportunidades para automatizar procesos, aumentar la precisión predictiva de los algoritmos y optimizar proyectos, allanando el camino hacia prácticas de ingeniería más eficientes, adaptables y sostenibles.

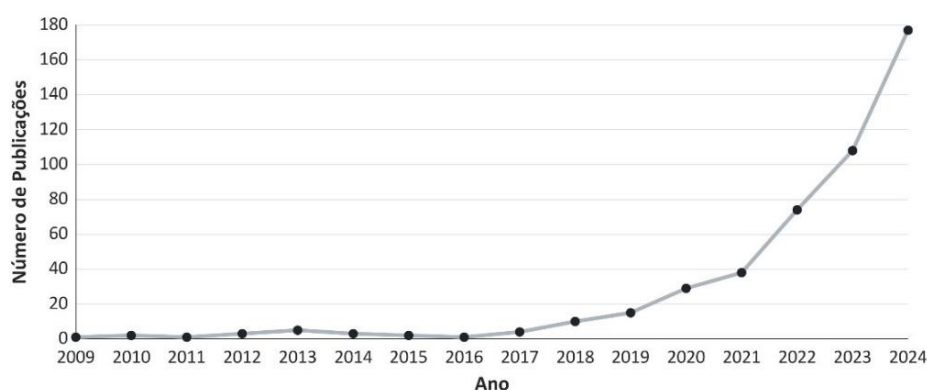
A pesar de su potencial transformador, el uso de modelos de IA en los campos de la ingeniería estructural y sísmica sigue siendo significativamente inferior al observado en otras áreas (Tapeh & Naser, 2023; Xie et al., 2020). Las metodologías tradicionales basadas en el mecanicismo siguen dominando el campo, y aún no está claro cómo coexistirán los enfoques basados en la IA con estas metodologías ampliamente establecidas, especialmente en contextos educativos y profesionales. Cierto escepticismo en torno a los modelos y herramientas basados en la IA, a menudo considerados «cajas negras» en comparación con los métodos experimentales, numéricos y analíticos, ha frenado su integración. Sin embargo, la capacidad de estas herramientas para procesar grandes volúmenes de datos, realizar tareas exigentes desde el punto de vista computacional y adaptarse a condiciones en tiempo real representa una oportunidad incuestionable para la innovación.

En este editorial pretendo ofrecer una reflexión necesariamente concisa pero, en la medida de lo posible, exhaustiva, sobre el estado actual y el potencial transformador de la IA en los campos de la ingeniería estructural y sísmica. Analizando sus repercusiones en la investigación, la enseñanza y la aplicación práctica, trataré de poner de relieve las oportunidades y los retos que plantea la integración de herramientas basadas en la IA en estos ámbitos. Además, trataré de hacer hincapié en preocupaciones acuciantes, como la importancia de fomentar la colaboración interdisciplinar y de reflexionar sobre la huella medioambiental de estas tecnologías, un aspecto que, en mi opinión, no ha recibido la atención que merece.

1. EL IMPACTO TRANSFORMADOR DE LA IA EN LA INGENIERÍA ESTRUCTURAL Y SÍSMICA

1.1 La IA como catalizador de la innovación en la investigación: tendencias y áreas emergentes

El rápido avance de la IA se ha convertido en un pilar fundamental para impulsar la investigación multidisciplinar en diversas áreas, dando paso a una nueva era de «IA para la ciencia» (Lu & Burton, 2023). En este contexto, los enfoques de investigación basados en IA y ciencia de datos han ido ganando popularidad por su potencial de aplicación en ingeniería estructural e ingeniería sísmica avanzada, y se han convertido en una creciente frontera de innovación. Esta tendencia se ilustra en la Figura 1, que muestra el número de publicaciones indexadas en la base de datos Scopus con los términos «AI», «Artificial Intelligence», «Machine Learning» o «Deep Learning» aplicados en el contexto de la investigación en los campos de la ingeniería estructural o sísmica. El análisis abarca un total de 523 publicaciones científicas entre 1978 y 2024.



¹ **Figura 1-** Número de publicaciones indexadas en Scopus por año (2009-2024) que contienen los términos «AI», «Artificial Intelligence», «Machine Learning» o «Deep Learning» en el contexto de la ingeniería estructural o sísmica.

Como complemento a la Figura 1, la Figura 2 incluye una representación visual de la interconectividad y relevancia de los principales temas de investigación en el conjunto de publicaciones representado en la Figura 1. «Aprendizaje automático» emerge como el término más influyente en el centro de la red, subrayando su papel crucial como base de los avances impulsados por la IA en estas áreas. Estrechamente asociados a esto están las redes neuronales artificiales (ANN) y el aprendizaje profundo (DL), que han sido fundamentales para superar los desafíos computacionales e impulsar avances en áreas como la inspección y el monitoreo estructural (Spencer et al., 2019), el diseño estructural (Sun et al., 2021) y la evaluación de daños y fragilidad (Kiani et al., 2019);

¹ Los datos de la figura 1 se extrajeron de Scopus mediante la siguiente consulta: TITLE-ABS ((«AI» OR «Artificial Intelligence» OR «Machine Learning» OR «Deep Learning») AND («Structural Engineering» OR «Earthquake Engineering» OR «Seismic Engineering»)) Y AÑO DE PUBLICACIÓN < 2025.

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

analizan en la sección 2.2) y también tienen importantes limitaciones en su capacidad para personalizar soluciones para contextos específicos. Sin embargo, los estudiantes que ya han tenido la oportunidad de utilizar herramientas basadas en la IA, como los chatbots y los sistemas automatizados, informan de mejoras significativas en su comprensión de los temas, una mayor capacidad para resolver problemas y un mayor compromiso con las actividades académicas. De hecho, la capacidad de las herramientas de IA para ofrecer métodos alternativos de resolución de problemas y proporcionar retroalimentación instantánea ayuda a colmar algunas de las lagunas presentes en los enfoques educativos tradicionales, al tiempo que responde a las demandas de un mercado laboral cada vez más impulsado por la tecnología. Parece claro que el futuro de la IA en la enseñanza de la ingeniería, tanto en general como específicamente en la enseñanza de la ingeniería estructural y antisísmica, pasa por superar sus limitaciones actuales y aprovechar sus puntos fuertes. Proporcionar a los estudiantes y educadores una formación específica sobre las herramientas de IA, integrar estas tecnologías en los planes de estudios y fomentar la conciencia ética sobre su uso será cada vez más importante a medida que los enfoques basados en la IA pasen de la investigación a la enseñanza. Y no menos importante, dotar a los estudiantes de las competencias necesarias para utilizar con seguridad y eficacia las herramientas basadas en la IA permitirá al sistema educativo prepararlos para las crecientes exigencias de la profesión, garantizando que estén listos para innovar y adaptarse a los retos de un mundo cada vez más basado en el análisis de datos.

1.3 Innovaciones basadas en la IA y aplicaciones prácticas en la industria

En un mundo en rápida expansión, la innovación en el sector de la construcción es esencial para afrontar los retos actuales de sostenibilidad y resistencia, así como para responder a las exigencias del desarrollo urbano moderno. Sin embargo, el sector de la construcción ha sido históricamente uno de los menos innovadores, caracterizado por un crecimiento limitado de la productividad en las dos últimas décadas. Con un crecimiento medio anual inferior al 1 % en las dos últimas décadas (Javed et al., 2018), el sector de la construcción se ha quedado muy rezagado con respecto a sectores más digitalizados como el manufacturero o el médico, por citar solo dos ejemplos (Zhou et al., 2020). Este estancamiento ha suscitado inquietud acerca de la eficiencia del sector y ha puesto de relieve la necesidad de un cambio transformador. En respuesta, el sector de la construcción ha estado invirtiendo en la implantación de nuevas tecnologías basadas en la IA para optimizar las prácticas, simplificar los flujos de trabajo y mejorar la productividad. Entre otras cosas, estas herramientas han mostrado resultados prometedores en el control de costes, la mejora de las condiciones de seguridad en las obras, la optimización de la gestión de proyectos y la automatización de procesos. Por ejemplo, los algoritmos predictivos basados en IA pueden utilizarse para identificar riesgos al principio del ciclo de vida del proyecto, lo que permite intervenciones proactivas centradas en minimizar los retrasos y la escalada de costes. Del mismo modo, las herramientas de IA para la gestión de obras, como los equipos autónomos y los sistemas de visión por ordenador, parecen muy prometedoras para aumentar la eficiencia y mejorar la seguridad mediante la supervisión continua de las actividades in situ (Mohy et al., 2024). En el campo específico de la ingeniería estructural y sísmica, las tecnologías basadas en la IA son especialmente prometedoras y transformadoras. Durante la fase de diseño, pueden utilizarse algoritmos de aprendizaje automático para optimizar el diseño de estructuras, identificando el equilibrio óptimo entre el uso eficiente de materiales, el rendimiento estructural y la sostenibilidad de la solución final. En la fase de construcción, las herramientas de IA pueden utilizarse, por ejemplo, para supervisar la calidad de los materiales, y los sistemas autónomos o semiautónomos impulsados por IA pueden ayudar a simplificar las tareas en la obra, reducir las actividades que requieren mucha mano de obra y mejorar la velocidad y la precisión de la construcción, todo ello reduciendo costes y aumentando la seguridad. Además, los sistemas de supervisión continua basados en IA pueden utilizarse para supervisar la integridad estructural a lo largo del ciclo de vida del edificio y, en tiempo real, identificar y señalar problemas estructurales que podrían comprometer el comportamiento sísmico del edificio.

2. RETOS DE LA APLICACIÓN DE MODELOS Y HERRAMIENTAS BASADOS EN LA IA

A pesar del gran potencial transformador de los modelos y herramientas basados en la IA que se han analizado anteriormente, su aplicación en la investigación, la enseñanza y la práctica en los campos de la ingeniería estructural y sísmica sigue enfrentándose a importantes retos sobre los que es necesario reflexionar. Para organizar mejor la siguiente reflexión, he agrupado estos retos en cuatro preocupaciones clave: disponibilidad y calidad de los datos, limitaciones técnicas, factores humanos e impactos medioambientales. En los puntos siguientes, trataré de abordar cada una de estas preocupaciones de forma explicativa, pero necesariamente concisa y no exhaustiva.

2.1 Retos relacionados con la calidad y disponibilidad de los datos

Los modelos de IA dependen de la disponibilidad de grandes volúmenes de datos de alta calidad y ampliamente clasificados para utilizarlos en su entrenamiento. Generar estos datos es extremadamente costoso y requiere mucho tiempo, especialmente en proyectos que requieren información específica de un dominio. Además, la falta de normalización de estos datos hace que sea muy complejo para los distintos agentes compartir y utilizar los datos recopilados y sistematizados. Además, los problemas de privacidad y seguridad, sobre todo en proyectos que implican infraestructuras sensibles, limitan aún más el acceso a estos datos. Por último, los errores y el ruido en los datos de formación dan lugar a imprecisiones factuales, un fenómeno al que a menudo se hace referencia en la bibliografía como el «problema de la alucinación» (Borji, 2023). Entre otras consecuencias, estas imprecisiones provocan una falta de confianza en los sistemas de IA, especialmente para aplicaciones críticas en las que la seguridad y la precisión son primordiales. Aunque el desarrollo de nuevas tecnologías emergentes y plugins específicos de dominio puede ayudar a mitigar algunos de estos problemas, su eficacia en tareas altamente especializadas, como las relacionadas con la práctica de la ingeniería estructural y sísmica, aún está por demostrar ampliamente.

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

2.2 Obstáculos técnicos a la adopción de herramientas de IA

Las herramientas basadas en IA siguen enfrentándose a limitaciones técnicas que, por el momento, dificultan su adopción generalizada. Muchos modelos de IA, como los algoritmos de aprendizaje profundo, son intensivos desde el punto de vista computacional y requieren importantes recursos de hardware, lo que los hace potencialmente inaccesibles para pequeñas empresas o proyectos con recursos limitados. Además, la naturaleza de «caja negra» de muchos modelos de IA plantea preocupaciones sobre la interoperabilidad y la fiabilidad, ya que estos modelos a menudo son opacos en términos de cómo se realizan las predicciones o se toman las decisiones, lo que hace que sea extremadamente difícil obtener la aprobación regulatoria y retrasa su adopción más amplia. Además, los sistemas de IA como ChatGPT carecen de mecanismos sólidos para modelizar el conocimiento explícito. En otras palabras, aunque estos modelos son extremadamente eficientes a la hora de predecir la siguiente palabra en una secuencia de palabras -una acción que constituye la base de su funcionamiento-, a menudo muestran dificultades en operaciones matemáticas complejas (Frieder et al., 2023) y en tareas que implican conocimientos explícitos y específicos del dominio.

2.3 El papel de los factores humanos en la integración de herramientas de IA

Las cuestiones relacionadas con los factores humanos también plantean importantes obstáculos a la implantación de la IA. Como ya se ha mencionado, todavía existe cierto escepticismo sobre la fiabilidad de los modelos de IA como alternativas viables a los enfoques tradicionales, que se valoran por su transparencia y su historial de uso. La falta de familiaridad y formación también contribuyen, de forma muy relevante, a la resistencia a la adopción de tecnologías basadas en la IA, ya que las herramientas aún no están plenamente integradas en los flujos de trabajo de la comunidad técnica -una realidad que, justo es subrayarlo, no es sustancialmente diferente entre sus homólogos del mundo académico-. Además, la introducción de estas herramientas suscita inquietud en cuanto a la sustitución de la mano de obra y la necesidad de reciclaje. Su aplicación práctica requerirá necesariamente programas de formación específicos destinados a aumentar los conocimientos sobre IA entre las comunidades técnica y académica, así como estrategias para fomentar la colaboración entre los programadores de IA y los expertos en ámbitos específicos.

2.4 Impacto medioambiental

La implantación generalizada de la IA también suscita una gran preocupación por su huella medioambiental, un aspecto al que no se ha prestado la debida atención. El entrenamiento y la implementación de modelos avanzados de IA, en particular los basados en el aprendizaje profundo, requieren recursos informáticos muy importantes, lo que se traduce en un elevado consumo de energía. Por ejemplo, los modelos a gran escala suelen utilizar miles de GPU funcionando continuamente durante semanas o meses, consumiendo enormes cantidades de electricidad y contribuyendo significativamente a las emisiones de carbono (Dhar, 2020; Strubell et al., 2020). Esto es especialmente preocupante en regiones donde las redes eléctricas dependen en gran medida de fuentes de energía no renovables. Además del consumo de energía, el funcionamiento de los sistemas de IA también requiere una gran cantidad de agua, principalmente para refrigerar los centros de datos. A medida que aumente la demanda y el uso de modelos de IA, también lo hará su contribución al estrés hídrico, especialmente en zonas que ya sufren escasez (Gupta, 2024). Además, la extracción de elementos raros de la tierra para los componentes de hardware utilizados en la infraestructura de IA agrava el impacto medioambiental, lo que suscita preocupaciones sobre la sostenibilidad de los recursos y el abastecimiento ético de estos materiales.

3. REFLEXIONES FINALES Y PERSPECTIVAS DE FUTURO

El potencial transformador de la IA en la ingeniería estructural y antisísmica reside no sólo en el avance de la investigación, la educación y las aplicaciones prácticas, sino también en la capacidad de abordar los diversos retos que acompañan a su aplicación; retos que ponen de relieve la necesidad de un enfoque multidimensional que equilibre la innovación con consideraciones éticas, medioambientales y sociales.

Una de las principales conclusiones de esta breve reflexión es la necesidad de abordar los retos relacionados con los datos. La falta de formatos normalizados y el elevado coste asociado a la generación de conjuntos de datos específicos de cada ámbito siguen obstaculizando la aplicación práctica de las herramientas de IA en estos ámbitos concretos. Garantizar el acceso a los datos mediante iniciativas de acceso abierto y ciencia abierta, fomentar la colaboración interdisciplinar e integrar prácticas respetuosas con la privacidad son pasos fundamentales para el presente y el futuro. Al mismo tiempo, las limitaciones técnicas, como la frecuente opacidad de estos modelos y su intensidad computacional, subrayan la importancia de desarrollar sistemas de IA más transparentes y eficientes. Igualmente acuciantes son los factores humanos. Una comunidad técnica y académica relativamente conservadora necesita programas de formación específicos para fomentar la alfabetización en IA. Fomentar la colaboración interdisciplinar entre expertos en ámbitos específicos y desarrolladores de IA contribuirá a fomentar la familiaridad y la confianza necesarias para una mayor aceptación.

Por último, la huella medioambiental de las tecnologías de IA es un aspecto que merece un papel más destacado en los debates sobre la integración de las herramientas de IA en nuestros flujos de trabajo cotidianos. Los recursos informáticos necesarios para almacenar datos, entrenar y aplicar modelos a gran escala generan un consumo sustancial de energía, emisiones de carbono y uso de agua. La extracción de elementos raros de la tierra para la fabricación de hardware agrava aún más estos impactos, planteando cuestiones fundamentales sobre la sostenibilidad de los recursos y el abastecimiento ético de estos materiales. En este sentido, el desarrollo de modelos más eficientes energéticamente, guiados por los principios de la «IA verde», así como la transición hacia la alimentación de los centros de datos mediante fuentes de energía renovables, son dos aspectos absolutamente fundamentales para garantizar la sostenibilidad futura de estas herramientas.

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

REFERENCIAS

- 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., Lukasiewicz, 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.jobe.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>