

Ứng dụng công nghệ số và trí tuệ nhân tạo trong đánh giá độ bền vật liệu ô tô: Tiềm năng và xu hướng phát triển

Nguyễn Hải Trân¹, Nguyễn Đức Quý^{2*}

¹Khoa cơ khí động lực, Trường Đại học Sư Phạm Kỹ thuật Vĩnh Long

²Khoa kỹ thuật, Trường Đại học Công nghệ Đồng Nai

TỪ KHOÁ

Vật liệu ô tô
Kiểm định độ bền
Trí tuệ nhân tạo
Mô phỏng số
Thuật toán học máy

TÓM TẮT

Trong bối cảnh ngành công nghiệp ô tô chuyển dịch mạnh mẽ sang các xu hướng xe điện, xe tự hành và phát triển bền vững, việc kiểm định và đánh giá độ bền vật liệu ngày càng trở nên quan trọng nhằm đảm bảo an toàn, tối ưu hiệu suất và giảm chi phí sản xuất. Các phương pháp kiểm định truyền thống như thử cơ học (kéo, nén, mỏi, va chạm) và kiểm định không phá hủy (siêu âm, X-quang, từ trường) tuy đã được ứng dụng rộng rãi nhưng vẫn tồn tại những hạn chế như chi phí cao, thời gian kéo dài và khó dự đoán chính xác trong điều kiện vận hành thực tế. Sự phát triển của công nghệ số và trí tuệ nhân tạo (AI) đã mở ra những cơ hội mới, trong đó các công cụ mô phỏng số như CAE (Computer-Aided Engineering), FEM (Finite Element Method) hay mô hình song sinh số (Digital Twin) cho phép dự đoán hành vi vật liệu trong nhiều kịch bản vận hành khác nhau. Đồng thời, các thuật toán học máy (Machine Learning) và học sâu (Deep Learning) đã chứng minh hiệu quả trong việc xử lý dữ liệu lớn, nhận dạng vi cấu trúc vật liệu, phát hiện hư hỏng từ hình ảnh hoặc tín hiệu cảm biến. Bài báo này tập trung tổng quan các nghiên cứu gần đây về ứng dụng công nghệ số và AI trong kiểm định độ bền vật liệu ô tô, đồng thời so sánh với một số ứng dụng trong lĩnh vực xây dựng nhằm rút ra những bài học liên ngành. Trên cơ sở đó, bài báo thảo luận ưu điểm, thách thức và đưa ra xu hướng phát triển tương lai, hướng tới hệ thống kiểm định vật liệu thông minh, tự động hóa và bền vững.

KEYWORDS

Automotive materials
Durability assessment
Artificial intelligence (AI)
Numerical simulation
Machine Learning

ABSTRACT

Amid the automotive industry's rapid shift toward electrification, autonomous driving, and sustainability, inspection and durability assessment of automotive materials are becoming increasingly critical to ensure safety, optimize performance, and reduce production costs. Traditional experimental methods—mechanical testing (tension, compression, fatigue, impact) and non-destructive testing (ultrasonic, X-ray, magnetic)—are widely used but still have limitations, including high cost, lengthy execution time, and difficulty in accurately predicting material behavior under real operating conditions. The remarkable advances in digital technologies and artificial intelligence (AI) have opened new avenues for this field. Numerical simulation tools such as computer-aided engineering (CAE), the finite element method (FEM), and digital twins enable more accurate prediction of material responses under diverse loading scenarios. In parallel, machine learning (ML) and deep learning (DL) have proved effective in processing large datasets, recognizing material microstructures, and detecting damage from images or sensor signals. This paper provides an overview of recent research on the application of digital technologies and AI to durability evaluation of automotive materials, while comparing analogous applications in the construction sector to extract cross-disciplinary lessons. On this basis, the paper discusses key advantages, remaining challenges, and proposes future directions, aiming toward intelligent, automated, and sustainable material inspection systems.

1. Giới thiệu

Ngành công nghiệp ô tô hiện đại đang chứng kiến những thay đổi to lớn dưới tác động của điện khí hóa, tự động hóa và yêu cầu phát triển bền vững. Vật liệu sử dụng trên xe hơi phải đáp ứng các tiêu chí ngày càng khắt khe về độ bền cơ học, khả năng chịu mỏi và

chống ăn mòn trong suốt vòng đời sản phẩm [1]. Việc đánh giá độ bền vật liệu vì thế trở thành yếu tố quan trọng trong quá trình thiết kế và sản xuất ô tô, nhằm đảm bảo các thành phần chịu lực quan trọng (khung xe, vỏ xe, hệ thống treo, v.v.) hoạt động an toàn dưới mọi điều kiện vận hành [2, 3]. Trước đây, các phương pháp thử nghiệm truyền thống như thử kéo, nén, uốn và thử mỏi được sử dụng rộng rãi để xác

*Liên hệ tác giả: nguyenducquy.dntu.edu.vn

Nhận ngày 23/09/2025, sửa xong ngày 16/10/2025, chấp nhận đăng ngày 17/10/2025

Link DOI: <https://doi.org/10.54772/jomc.06.2025.1098>

định đặc tính cơ học và tuổi thọ môi của vật liệu [4]. Đồng thời, các kỹ thuật kiểm tra không phá hủy (Non-Destructive Testing - NDT) như chụp X-quang, siêu âm, kiểm tra từ tính cũng được áp dụng để phát hiện khuyết tật bên trong vật liệu mà không gây hư hại mẫu [5]. Tuy nhiên, những phương pháp này thường tốn kém, mất nhiều thời gian và đòi hỏi phải thử nghiệm trên nhiều mẫu vật lý, trong khi kết quả thu được không phải lúc nào cũng dự báo chính xác hành vi của vật liệu trong điều kiện làm việc thực tế [6].

Sự tiến bộ trong lĩnh vực công nghệ số và AI những năm gần đây đã mở ra triển vọng mới nhằm khắc phục các hạn chế nói trên [7]. Thay vì dựa hoàn toàn vào thử nghiệm thực nghiệm, các kỹ sư ngày nay có thể tận dụng mô phỏng số để dự đoán đặc tính và tuổi thọ vật liệu. Các phần mềm CAE với mô hình phần tử hữu hạn (FEM) cho phép mô phỏng ứng suất-biến dạng và sự phát triển vết nứt trong cấu kiện ô tô dưới tác động của tải trọng phức tạp, giúp tiết kiệm thời gian và chi phí so với thử nghiệm truyền thống [8]. Gần đây, khái niệm song sinh số (Digital Twin) cũng được giới thiệu vào lĩnh vực ô tô: một mô hình số phản ánh trung thực trạng thái và hành vi của cấu trúc vật lý theo thời gian thực [9]. Song sinh số có thể được cập nhật liên tục dựa trên dữ liệu cảm biến thu thập từ xe thực, cho phép dự báo hư hỏng hoặc suy giảm tính năng của vật liệu trước khi sự cố xảy ra [10]. Bên cạnh mô phỏng vật lý, trí tuệ nhân tạo đang trở thành công cụ đắc lực hỗ trợ quá trình đánh giá độ bền vật liệu. Các thuật toán học máy cho phép phân tích lượng dữ liệu thí nghiệm khổng lồ để tìm ra quy luật tiềm ẩn mà con người khó nhận biết [11]. Ví dụ, mô hình học sâu có thể học đặc trưng từ ảnh hiển vi kim loại để tự động nhận dạng pha vật liệu hoặc dự đoán cường độ, độ cứng dựa trên vi cấu trúc [12]. Trong lĩnh vực kiểm tra không phá hủy, AI đã được ứng dụng để phân tích ảnh chụp X-quang, ảnh nhiệt hay tín hiệu dao động từ cảm biến, nhằm phát hiện sớm các vết nứt, ăn mòn hoặc khuyết tật vật liệu với độ chính xác cao hơn phương pháp truyền thống [13][14].

Mục tiêu của bài báo này là tổng hợp các hướng tiếp cận tiêu biểu trong việc ứng dụng công nghệ số và AI cho đánh giá độ bền vật liệu ô tô. Bài viết khái quát nền tảng và nghiên cứu liên quan, thảo luận kết quả – ý nghĩa thực tiễn, và chỉ ra thách thức kèm định hướng phát triển. Qua đó, bài báo cung cấp bức tranh hệ thống và gợi ý triển khai nhằm tiến tới các quy trình kiểm định thông minh, tự động và đáng tin cậy

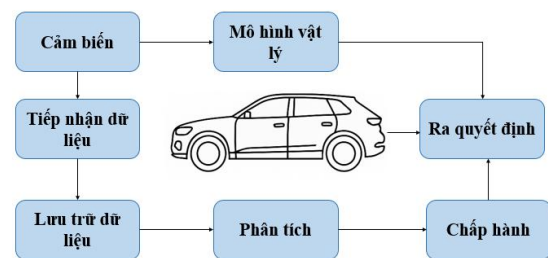
2. Tổng quan tài liệu

Nhiều nghiên cứu trong thập kỷ qua đã tập trung phát triển các phương pháp số và AI nhằm nâng cao hiệu quả đánh giá độ bền cho vật liệu kỹ thuật. Dưới đây là tổng quan một số hướng tiếp cận chính đã được công bố trong tài liệu.

2.1. Mô phỏng số và dự báo độ bền vật liệu

Phương pháp phần tử hữu hạn (FEM) từ lâu đã là công cụ chuẩn trong phân tích ứng suất và dự đoán tuổi thọ mỏi của kết cấu

cơ khí. Trong ngành ô tô, FEM được sử dụng để mô phỏng các bài thử nghiệm ảo, chẳng hạn như mô phỏng va chạm (crash simulation) hoặc kiểm tra độ bền mỏi khung gầm, giúp đánh giá được giới hạn bền của vật liệu và cấu trúc trước khi chế tạo nguyên mẫu [15]. Nhiều nghiên cứu chỉ ra rằng kết quả mô phỏng số có độ tương đồng cao với kết quả thử nghiệm thực tế, với sai số trong phạm vi chấp nhận được. Bên cạnh FEM, các kỹ thuật mô phỏng đa vật lý (multi-physics simulation) cũng được áp dụng để xét đến ảnh hưởng đồng thời của nhiều yếu tố (nhiệt độ, môi trường, tải trọng động, v.v.) lên độ bền vật liệu [16]. Gần đây, mô hình song sinh số nổi lên như một bước tiến mới: thay vì chỉ mô phỏng tĩnh, song sinh số cho phép kết nối mô hình số với hệ thống thực thông qua dữ liệu thời gian thực [17].

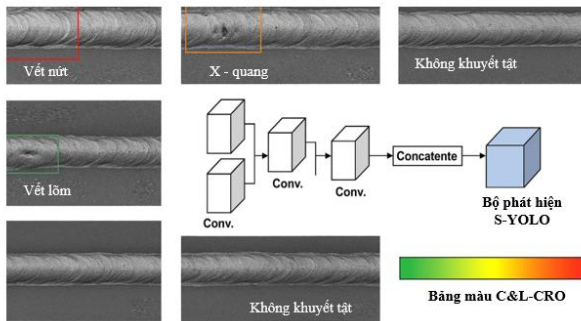


Hình 1. Kiến trúc Digital Twin cho bảo trì dự đoán trong ngành ô tô.

Trong lĩnh vực ô tô, song sinh số của một cụm chi tiết (ví dụ bộ pin xe điện hoặc hệ thống treo) có thể dự báo suy giảm hiệu năng dưới các chế độ vận hành khác nhau, từ đó hỗ trợ bảo trì dự phòng và tối ưu thiết kế vật liệu. Ngoài ra, một số nghiên cứu liên ngành còn ứng dụng mô phỏng số trong lĩnh vực xây dựng và cơ sở hạ tầng, chẳng hạn mô phỏng độ bền vật liệu xây dựng dưới tác động môi trường, cung cấp bài học có thể áp dụng cho ngành ô tô [18, 19].

2.2. Ứng dụng AI trong phân tích vật liệu

Trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là các kỹ thuật học máy, đã được triển khai trong nhiều khâu của quá trình đánh giá vật liệu. Một hướng đi nổi bật là sử dụng mô hình học máy để phân tích dữ liệu thử nghiệm mỏi và dự đoán tuổi thọ còn lại của vật liệu. Chẳng hạn, các công trình đã phát triển mô hình mạng neuron nhân tạo dự báo tuổi thọ mỏi của thép và hợp kim nhôm dựa trên dữ liệu hàng trăm thử nghiệm, cho độ chính xác dự báo cao hơn hẳn so với mô hình hồi quy truyền thống. Bên cạnh đó, học sâu với mạng neuron nhiều lớp (CNN) tỏ ra hữu ích trong việc xử lý ảnh vật liệu. Nghiên cứu trong cho thấy mạng CNN có thể phân loại các kiểu vi cấu trúc (grain, pha, khuyết tật vi mô) từ ảnh chụp kính hiển vi với độ chính xác trên 90 %, vượt trội so với phương pháp phân tích thủ công. Một số nhóm nghiên cứu khác ứng dụng thị giác máy tính để phát hiện vết nứt bề mặt trên chi tiết ô tô thông qua ảnh camera hoặc ảnh nhiệt hồng ngoại. Kết quả chỉ ra rằng hệ thống AI có thể phát hiện các khuyết tật rất nhỏ (dưới 1 mm) mà mắt thường khó nhận ra, đồng thời giảm thiểu cảnh báo sai so với phương pháp truyền thống [14, 20].



Hình 2. Phát hiện khuyết tật mối hàn bằng CNN/YOLO.

Gần đây, nhiều tập đoàn ô tô hàng đầu thế giới cũng đã bắt đầu áp dụng trí tuệ nhân tạo trong kiểm soát chất lượng vật liệu và mối hàn. Một ví dụ điển hình là Audi và Volkswagen, khi họ triển khai hệ thống AI kiểm tra mối hàn trên dây chuyền sản xuất: trước đây công nhân phải kiểm tra khoảng 5.000 mối hàn bằng siêu âm, nhưng hệ thống AI hiện có thể phân tích 1,5 triệu mối hàn trên 300 ô tô mỗi ca làm việc. Sau thử nghiệm thành công, hệ thống này sẽ được triển khai tại nhiều nhà máy khác, với việc tinh chỉnh mô hình AI theo từng quy trình hàn tại mỗi cơ sở [21].

Trong lĩnh vực NDT, thuật toán học sâu cũng được dùng để phân tích tín hiệu siêu âm và cộng hưởng, giúp xác định vị trí và kích

thước khuyết tật bên trong vật liệu một cách tự động. Ngoài ra, việc kết hợp dữ liệu từ nhiều cảm biến (vibration, âm thanh, hình ảnh) và dùng AI để phân tích tổng hợp (multimodal learning) đang là xu hướng mới nhằm đánh giá tình trạng vật liệu một cách toàn diện. Những thành tựu này không chỉ được ghi nhận trong ngành ô tô mà còn có song song trong lĩnh vực xây dựng - ví dụ, các tòa nhà cầu đường hiện đại cũng trang bị cảm biến để theo dõi biến dạng, vết nứt, và AI được dùng để dự báo sức chịu tải còn lại của kết cấu. Việc tham khảo các kết quả từ ngành xây dựng giúp các kỹ sư ô tô có thêm góc nhìn về độ tin cậy và tính khả mở rộng của các phương pháp AI trong môi trường khác nhau.



Hình 3. Ứng dụng AI để kiểm tra các mối hàn trên thân xe [21]

Bảng 1. So sánh ba cách tiếp cận (CAE/FEM, Digital Twin, AI/NDE).

Cách tiếp cận	Mục tiêu chính	Dữ liệu đầu vào	Ưu điểm	Hạn chế
CAE/FEM	Phân tích ứng suất-biến dạng; dự báo môi; tối ưu thiết kế trước thử nghiệm	Thông số vật liệu; hình học; điều kiện biên; phổ tải đường (MBD/PSD)	Giảm nguyên mẫu; thử nhiều kịch bản; định lượng điểm nóng; hỗ trợ tối ưu đa mục tiêu	Chi phí tính toán; phụ thuộc tham số vật liệu/biên; cần V&V nghiêm ngặt
Digital Twin (PdM)	Đồng bộ mô hình-thực thể; giám sát thời gian thực; dự báo RUL; tối ưu bảo trì	Dữ liệu cảm biến IoT (rung, nhiệt, ứng suất, điện...); mô hình số;	Giảm dừng máy; bảo trì theo điều kiện; phát hiện sớm suy giảm; đóng vòng đời dữ liệu	Hạ tầng dữ liệu/cảm biến; tích hợp hệ thống cũ; an ninh & chuẩn hóa
AI/NDE (ML/DL, NDE 4.0)	Dự báo môi; phát hiện khuyết tật; tự động hóa kiểm định; hợp nhất đa cảm biến	Dữ liệu thí nghiệm/mô phỏng; ảnh X-quang/siêu âm/quang; tín hiệu rung/AE	Độ chính xác cao; tốc độ xử lý; giảm chủ quan; mở đường kiểm tra 100 %	Cần dữ liệu gắn nhãn; tính “hộp đen”; rủi ro ngoại suy;

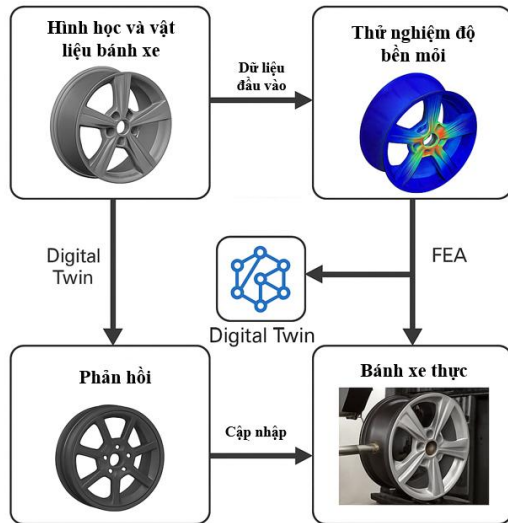
3. Thảo luận

Từ tổng quan trên, có thể thấy việc ứng dụng công nghệ số và AI đã mang lại nhiều lợi ích rõ rệt trong đánh giá độ bền vật liệu ô tô. Thứ nhất, các phương pháp mô phỏng số (FEM, song sinh số) cho phép giảm đáng kể số lượng thử nghiệm vật lý cần thiết. Điều này không chỉ giúp tiết kiệm chi phí và thời gian mà còn cho phép nhanh chóng thử nghiệm nhiều kịch bản tải trọng mà thực nghiệm khó hoặc không thể thực hiện [8][18]. Chẳng hạn, thay vì chế tạo nhiều nguyên mẫu khung xe để thử mỗi dưới các mức tải khác nhau, kỹ sư có thể mô phỏng trên máy tính để dự báo chu kỳ đến khi nứt gãy cho từng

trường hợp [15]. Kết quả mô phỏng nếu được hiệu chỉnh tốt bằng dữ liệu thực nghiệm sẽ có độ tin cậy cao, giúp rút ngắn chu kỳ phát triển sản phẩm.

Thứ hai, việc tích hợp AI vào quy trình đánh giá vật liệu giúp nâng cao độ chính xác và khả năng tự động hóa. Các hệ thống học máy có thể tự động xử lý dữ liệu cảm biến trong thời gian thực, phát hiện sớm dấu hiệu bất thường của vật liệu mà con người có thể bỏ sót [13]. Điều này đặc biệt hữu ích trong bối cảnh các phương tiện hiện đại được trang bị hàng trăm cảm biến IoT, tạo ra luồng dữ liệu liên tục về trạng thái của các bộ phận. AI cho phép sàng lọc và phân tích khối dữ liệu lớn này để đưa ra cảnh báo bảo trì trước khi sự cố xảy

ra, từ đó nâng cao tính an toàn và độ tin cậy của xe [10, 16]. Một ví dụ là hệ thống giám sát kết cấu cầu đường thông minh trong xây dựng: cảm biến sẽ đo dao động và AI phân tích để đánh giá độ bền còn lại của kết cấu, ý tưởng này có thể chuyển giao sang ô tô nhằm theo dõi khung xe hoặc thân xe trong quá trình sử dụng [19].



Hình 4. Thử nghiệm độ bền môi bánh xe dựa trên Digital Twin (virtual testing).

Bên cạnh những ưu điểm, cũng cần thảo luận sự phù hợp của từng phương pháp trong ngữ cảnh cụ thể. Mô phỏng số tỏ ra hiệu quả với các bài toán đã hiểu rõ cơ chế vật lý và có mô hình toán học tốt, ví dụ tính toán ứng suất hoặc mô phỏng môi trường theo lý thuyết cơ học phá hủy. Tuy nhiên, nếu mô hình vật liệu không đầy đủ hoặc dữ liệu đầu vào (thuộc tính vật liệu, điều kiện biên) không chính xác, kết quả mô phỏng có thể sai lệch đáng kể. Ngược lại, phương pháp AI có ưu thế trong việc khám phá quy luật từ dữ liệu, nhưng lại thường như “hộp đen” thiếu tính giải thích rõ ràng. Trong thực tế, một chiến lược kết hợp đang nổi lên: sử dụng mô phỏng vật lý để tạo dữ liệu huấn luyện cho mô hình AI, hoặc dùng AI tinh chỉnh tham số mô hình số dựa trên dữ liệu thực tế, nhằm tận dụng điểm mạnh của cả hai bên [17][20].

Một điểm đáng chú ý khác là sự khác biệt về mức độ chấp nhận công nghệ giữa các lĩnh vực. Ngành ô tô với chu kỳ sản phẩm nhanh và áp lực cạnh tranh cao đã sớm triển khai các công cụ CAE và thử nghiệm ảo vào quy trình thiết kế. Trong khi đó, ngành xây dựng truyền thống chậm thay đổi hơn, nhưng gần đây cũng bắt đầu áp dụng BIM (Building Information Modeling) và song sinh số cho quản lý vòng đời công trình. Việc so sánh liên ngành cho thấy tiềm năng ứng dụng rộng rãi của công nghệ số và AI không chỉ giới hạn trong phạm vi ô tô, mà còn có thể mở rộng sang nhiều lĩnh vực kỹ thuật khác.

Bên cạnh sự khác biệt giữa các lĩnh vực, việc triển khai công nghệ số và trí tuệ nhân tạo trong đánh giá vật liệu cũng chịu ảnh hưởng mạnh mẽ bởi bối cảnh kinh tế – công nghiệp của từng quốc gia. Ở Việt Nam, xu thế chuyển đổi số và phát triển ngành ô tô đang

tạo điều kiện thuận lợi cho việc áp dụng các mô hình này trong thực tế. Ngành công nghiệp chế tạo trong nước đang bước vào giai đoạn tăng tốc chuyển đổi số, với mục tiêu hình thành hệ sinh thái sản xuất thông minh và tự động hóa cao. Trong bối cảnh đó, việc ứng dụng công nghệ số và trí tuệ nhân tạo trong kiểm định vật liệu ô tô mang ý nghĩa đặc biệt quan trọng, góp phần nâng cao chất lượng sản phẩm, tiết kiệm chi phí và thời gian thử nghiệm.

Hiện nay, các doanh nghiệp sản xuất linh kiện, khung vỏ và hệ thống treo vẫn chủ yếu dựa vào quy trình thử nghiệm cơ học truyền thống, vốn tốn kém và kéo dài. Việc kết hợp mô phỏng số (CAE/FEM) và thuật toán học máy (Machine Learning) giúp xây dựng mô hình thử nghiệm ảo (Virtual Testing), có khả năng rút ngắn 30–50 % thời gian kiểm định và tăng độ chính xác dự đoán hư hỏng vật liệu. Ở cấp độ triển khai, mô hình song sinh số (Digital Twin) có thể được áp dụng thí điểm tại các trung tâm R&D của Thaco, VinFast, Hyundai Thành Công hoặc các trường đại học kỹ thuật, nhằm giám sát và dự báo tuổi thọ vật liệu. Đồng thời, việc phát triển nền tảng kiểm định vật liệu thông minh “Made in Vietnam” sẽ mở ra cơ hội hợp tác giữa trường đại học – viện nghiên cứu – doanh nghiệp, phù hợp với Chiến lược phát triển công nghiệp ô tô Việt Nam đến năm 2030, tầm nhìn 2050.

4. Thách thức và định hướng tương lai

Mặc dù hứa hẹn, việc triển khai công nghệ số và AI trong đánh giá độ bền vật liệu ô tô vẫn đối mặt với nhiều thách thức. Thứ nhất là chất lượng và tính sẵn có của dữ liệu. Để mô hình AI dự báo chính xác tuổi thọ vật liệu, cần có lượng dữ liệu thử nghiệm môi và dữ liệu cảm biến phong phú, đa dạng cho quá trình huấn luyện. Tuy nhiên, không phải lúc nào các hãng xe hay phòng thí nghiệm cũng có đủ dữ liệu cần thiết, đặc biệt với các vật liệu mới hoặc kết cấu mới. Việc thu thập dữ liệu môi dài hạn đòi hỏi thời gian và chi phí, do đó một số nghiên cứu đề xuất sử dụng dữ liệu giả lập từ mô phỏng FEM để bổ sung [20]. Điều này dẫn đến thách thức thứ hai là tính tin cậy và khả năng tổng quát hóa của mô hình. Mô hình AI được huấn luyện trong phòng thí nghiệm có thể không phản ánh hết các yếu tố phức tạp ngoài thực tế (ví dụ sự thay đổi khí hậu, tải trọng ngẫu nhiên). Vì vậy, các mô hình cần được hiệu chỉnh liên tục khi có dữ liệu vận hành thực tế, và cần phát triển các kỹ thuật AI có khả năng giải thích để kỹ sư hiểu được mô hình đang ra quyết định dựa trên yếu tố nào [17].

Thứ ba, về mặt kỹ thuật, tích hợp hệ thống cũng là một trở ngại. Để triển khai song sinh số hoặc hệ thống giám sát thông minh trên xe, cần có hạ tầng cảm biến, bộ nhớ và tính toán tương ứng. Các cảm biến phải bền bỉ trong môi trường khắc nghiệt (nhiệt độ cao, rung động mạnh), dữ liệu phải được truyền và xử lý một cách an toàn, nhanh chóng. Điều này đặt ra yêu cầu về băng thông truyền thông trong xe (on-board network) cũng như an ninh mạng, tránh nguy cơ bị tấn công vào hệ thống AI điều khiển [16].

Bất chấp những thách thức trên, xu hướng phát triển tương lai của lĩnh vực này rất rộng mở. Trước tiên, sự phát triển của vật liệu thông minh (smart materials) và cảm biến nhúng sẽ cung cấp nguồn

dữ liệu phong phú hơn về trạng thái vật liệu theo thời gian thực, tạo tiền đề cho các mô hình dự báo độ bền chính xác hơn. Song song đó, các thuật toán AI thế hệ mới (ví dụ học tăng cường, học chuyển tiếp) hứa hẹn cải thiện khả năng mô hình thích nghi với dữ liệu mới và ra quyết định tối ưu hơn. Việc kết hợp AI với cơ sở tri thức truyền thống (knowledge-based AI) cũng có thể giúp hệ thống phân tích vật liệu đưa ra được các giải thích trực quan cho kỹ sư, tăng sự tin cậy khi

ứng dụng thực tế [17]. Cuối cùng, sự hợp tác liên ngành giữa các chuyên gia vật liệu, chuyên gia AI và kỹ sư ô tô sẽ đóng vai trò quan trọng. Các dự án hợp tác nghiên cứu giữa ngành ô tô và xây dựng, hoặc giữa khu vực học thuật và công nghiệp, sẽ giúp chia sẻ dữ liệu và kinh nghiệm, đẩy nhanh việc hoàn thiện các hệ thống kiểm định vật liệu thông minh, tự động và bền vững trong tương lai.

Bảng 2. Lộ trình triển khai DT/AI trong nhà máy/xe.

Giai đoạn	Hạ tầng dữ liệu-cảm biến	KPI chính	Rủi ro & kiểm soát
Thí điểm (PoC) 3–6 tháng	Cảm biến chọn lọc; gateway; pipeline ETL; môi trường mô phỏng	Giảm X % thời gian kiểm định; giảm Y % lỗi tái kiểm	Chất lượng dữ liệu; sai lệch mô hình → thiết lập V&V; kiểm soát truy cập
Mở rộng theo mô-đun	Chuẩn hóa schema; kho dữ liệu; DT cho cụm/line; dashboard XAI	Tăng độ bao phủ kiểm tra 100 %; thời gian cảnh báo sớm	An ninh mạng; tương thích OT/IT; quản trị vòng đời mô hình
Vận hành thường trực	Giám sát trực tiếp; cập nhật mô hình định kỳ; SLA cảnh báo	Giảm dừng máy; RUL dự báo chính xác; tiết kiệm chi phí bảo trì	Drift dữ liệu; tuân thủ; kiểm toán mô hình; diễn giải quyết định

5. Kết luận

Công nghệ số và trí tuệ nhân tạo đang định hình lại cách thức đánh giá độ bền vật liệu trong ngành ô tô. Thông qua mô phỏng số (CAE/FEM, song sinh số), các kỹ sư có thể dự đoán hiệu năng vật liệu một cách nhanh chóng và tiết kiệm, trong khi các công cụ AI mở ra khả năng phân tích dữ liệu chuyên sâu, tự động phát hiện hư hỏng và dự báo tuổi thọ với độ chính xác cao. Bài báo đã tổng quan những tiến bộ nổi bật trong lĩnh vực này, từ ứng dụng mô phỏng truyền thống đến những kỹ thuật AI hiện đại, đồng thời chỉ ra rằng xu hướng liên ngành có thể mang lại những giải pháp sáng tạo. Mặc dù còn đó các thách thức về dữ liệu, độ tin cậy của mô hình và tích hợp hệ thống, triển vọng phát triển vẫn rất lạc quan. Trong tương lai gần, việc kết hợp hài hòa giữa mô hình vật lý và mô hình dữ liệu, cùng với sự hỗ trợ của các cảm biến tiên tiến, sẽ cho phép xây dựng những hệ thống kiểm định độ bền vật liệu thông minh, tự động hóa cao và bền vững, góp phần đảm bảo an toàn và nâng cao hiệu suất cho thế hệ phương tiện giao thông mới.

Tài liệu tham khảo

- [1]. A. Theissler, J. Pérez-Velázquez, M. Kettelgerdes, and G. Elger, "Predictive maintenance enabled by machine learning: Use cases and challenges in the automotive industry," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 215, p. 107864, 2021. DOI:10.1016/j.res.2021.107864.
- [2]. D. Zhong, Z. Xia, Y. Zhu, and J. Duan, "Overview of predictive maintenance based on digital twin technology," *Heliyon*, vol. 9, no. 4, e14534, 2023. DOI:10.1016/j.heliyon.2023.e14534.
- [3]. C. Chen, H. Fu, Y. Zheng, F. Tao, and Y. Liu, "The advance of digital twin for predictive maintenance: The role and function of machine learning," *Journal of Manufacturing Systems*, 2023. DOI:10.1016/j.jmsy.2023.10.010.
- [4]. W. Booyse, D. N. Wilke, and S. Heyns, "Deep digital twins for detection, diagnostics and prognostics," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 140, 106612, 2020. DOI:10.1016/j.ymssp.2019.106612.
- [5]. R. Minerva, G. M. Lee, and N. Crespi, "Digital Twin in the IoT context: A survey on technical features, scenarios, and architectural models," *Proceedings of the IEEE*, vol. 108, pp. 1785–1824, 2020. DOI:10.1109/JPROC.2020.2998530.
- [6]. T. Vrana and R. Singh, "NDE 4.0: Design thinking perspective," *Journal of Nondestructive Evaluation*, vol. 40, 27, 2021. DOI:10.1007/s10921-020-00735-9.
- [7]. F. Venturini, J. Serrano-Muñoz, F. Memola, A. Dialli, and D. Menghini, "Virtual testing of the fatigue performance of automotive wheels: A digital twin approach," *Engineering Failure Analysis*, vol. 158, 107979, 2024. DOI:10.1016/j.engfailanal.2024.107979.
- [8]. A. P. Putra and A. Machmud, "Predicting the fatigue life of an automotive coil spring due to road surface roughness," *Engineering Failure Analysis*, vol. 116, 104722, 2020. DOI:10.1016/j.engfailanal.2020.104722.
- [9]. Y.-Y. Zhou and H.-C. Chang, "A virtual iteration method for ride comfort improvement and fatigue durability enhancement of a rear axle," *Shock and Vibration*, 2022, Article ID 8598491. DOI:10.1155/2022/8598491.
- [10]. M. N. Hamada, H. D. Ma, and M.-G. Lee, "Advancing fatigue life prediction with machine learning: A comprehensive review," *Materials Today Communications*, vol. 36, 111525, 2025. DOI:10.1016/j.mtcomm.2025.111525.
- [11]. A. A. Gbagba, F. C. Niccolò, S. Vladimiro, and F. Concli, "Advances in machine learning techniques used in fatigue life prediction of welded structures: A review," *Applied Sciences*, vol. 14, no. 1, 398, 2024. DOI:10.3390/app14010398.
- [12]. K. Wang *et al.*, "Weld surface defect detection using attention-driven deep learning models," *Scientific Reports*, vol. 14, 2407, 2024. DOI:10.1038/s41598-024-56794-9.
- [13]. Y. Zhang and Q. Ni, "A novel weld-seam defect detection algorithm based on the S-YOLO model," *Axioms*, vol. 12, no. 7, 697, 2023. DOI:10.3390/axioms12070697.

- [14]. J. Liu, L. Zhang, and X. Deng, "Intelligent metal welding defect detection model on X-ray images based on improved FAST-PNN," *Coatings*, vol. 12, no. 10, 1523, 2022. DOI:10.3390/coatings12101523.
- [15]. X. Zhong, J. Zhang, J.-C. Chang, and K. T. Chu, "Explainable machine learning in materials science," *npj Computational Materials*, vol. 8, 144, 2022. DOI:10.1038/s41524-022-00884-7.
- [16]. F. Oviedo *et al.*, "Interpretable and explainable machine learning for materials science and chemistry," *Accounts of Materials Research*, vol. 3, pp. 597–607, 2022. DOI:10.1021/accountsmr.1c00244.
- [17]. L. Wang, S.-P. Zhu, and C. Luo, "Physics-guided machine learning frameworks for fatigue life prediction of AM materials," *International Journal of Fatigue*, vol. 172, 107658, 2023. DOI:10.1016/j.ijfatigue.2023.107658.
- [18]. P. J. Phillips *et al.*, "Four principles of explainable artificial intelligence," *NIST Interagency/Internal Report (NIST IR 8312)*, 2021. DOI:10.6028/NIST.IR.8312.
- [19]. S. Werbińska-Wojciechowska and G. Skorupka, "Digital twin approach for operation and maintenance of transportation system—Systematic review," *Sensors*, vol. 24, no. 18, 6069, 2024. DOI:10.3390/s24186069.
- [20]. M. Pech, J. Brida, and D. Vrchota, "Predictive maintenance and intelligent sensors in smart factory: Review," *Sensors*, vol. 21, no. 4, 1247, 2021. DOI:10.3390/s21041247.
- [21]. Gauthier, M. (2023, June 30). Audi And Volkswagen Will Use AI For Quality Control Purposes. *Carscoops*. <https://www.carscoops.com/2023/06/audi-and-volkswagen-will-use-ai-for-quality-control-purposes/>