



## PREDICTIVE MAINTENANCE FOR AXLE COUNTERS OF URBAN RAILWAY TRAIN CONTROL SIGNALING SYSTEMS USING DEEP LEARNING METHODS

Nguyen Duy Viet\*

University of Transport and Communications, No 3 Cau Giay Street, Hanoi, Vietnam

### ARTICLE INFO

TYPE: Research Article

Received: 21/12/2025

Revised: 28/02/2026

Accepted: 19/03/2026

Published online: 15/04/2026

<https://doi.org/10.47869/tcsj.77.3.5>

\*Corresponding author

Email: ndviet@utc.edu.vn; Tel: 0918928379

**Abstract.** Axle Counter systems (ACS) are a critical safety component of urban rail signalling and train control systems. Current maintenance practices for ACS mainly rely on corrective maintenance after failures or scheduled periodic maintenance, without the capability to predict degradation prior to failure, resulting in reduced system availability. This paper proposes a predictive maintenance approach for ACS based on deep learning, integrated within the RAMS (Reliability, Availability, Maintainability and Safety) framework. A multi-source data model is developed to construct a Health Index (HI) that represents the health condition of the ACS over time. The HI is then used as an input feature for a Long Short-Term Memory (LSTM) recurrent neural network to predict the degradation trend of the system. The applicability of the proposed approach is validated using a simulated dataset designed to be consistent with real-world conditions. The results demonstrate that the LSTM model can accurately predict the degradation trend of the HI with low prediction error. The proposed method shows strong potential for supporting proactive maintenance planning, reducing downtime, and improving the availability of urban rail signalling systems while maintaining safety requirements.

**Keywords:** axle counter system, predictive maintenance, health index, LSTM, urban rail signalling, RAMS.



## BẢO TRÌ DỰ ĐOÁN THIẾT BỊ ĐẾM TRỤC CỦA HỆ THỐNG TÍN HIỆU ĐIỀU KHIỂN CHẠY TÀU ĐƯỜNG SẮT ĐÔ THỊ BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC SÂU

Nguyễn Duy Việt\*

Trường Đại học Giao thông vận tải, Số 3 Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam

### THÔNG TIN BÀI BÁO

CHUYÊN MỤC: Công trình khoa học

Ngày nhận bài: 21/12/2025

Ngày nhận bài sửa: 28/02/2026

Ngày chấp nhận đăng: 19/03/2026

Ngày xuất bản Online: 15/04/2026

<https://doi.org/10.47869/tcsj.77.3.5>

\* Tác giả liên hệ

Email: ndviet@utc.edu.vn; Tel: 0918928379

**Tóm tắt.** Thiết bị đếm trục (TBĐT) là một thành phần an toàn quan trọng của hệ thống tín hiệu điều khiển chạy tàu đường sắt đô thị. Công tác bảo trì TBĐT hiện nay chủ yếu dựa trên bảo trì khắc phục sau hư hỏng hoặc bảo trì định kỳ theo kế hoạch, chưa dự báo trạng thái suy giảm trước khi xảy ra lỗi, dẫn đến giảm tính sẵn sàng của hệ thống. Bài báo đề xuất một phương pháp bảo trì dự đoán cho TBĐT dựa trên học sâu, được tích hợp trong khung phương pháp luận RAMS. Nghiên cứu xây dựng mô hình dữ liệu đa nguồn, hình thành chỉ số sức khỏe HI đại diện cho trạng thái kỹ thuật của TBĐT theo thời gian. Chỉ số HI được sử dụng làm biến trạng thái đầu vào cho mô hình mạng nơ-ron hồi tiếp LSTM nhằm dự báo xu hướng suy giảm của TBĐT. Khả năng áp dụng của phương pháp được kiểm chứng trên bộ dữ liệu mô phỏng tương thích với dữ liệu thực tế. Kết quả cho thấy mô hình LSTM dự báo xu hướng suy giảm của HI với sai số nhỏ. Phương pháp đề xuất cho thấy tiềm năng trong việc hỗ trợ lập kế hoạch bảo trì chủ động, giảm thời gian gián đoạn và nâng cao tính sẵn sàng của hệ thống tín hiệu đường sắt đô thị mà không ảnh hưởng đến các ràng buộc an toàn.

**Từ khóa:** thiết bị đếm trục, bảo trì dự đoán, chỉ số sức khỏe, LSTM, tín hiệu đường sắt đô thị, RAMS.

© 2026 Trường Đại học Giao thông vận tải

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

TBĐT là một trong những thành phần quan trọng của hệ thống tín hiệu đường sắt đô thị, được sử dụng rộng rãi để xác định trạng thái khu đoạn đường ray trong nhiều hệ thống tín hiệu điều khiển tàu trên cơ sở truyền thông (CBTC) hoặc các tuyến có điều kiện hạ tầng phức tạp. TBĐT hoạt động dựa trên nguyên lý cảm nhận từ trường do bánh xe đoàn tàu gây ra khi đi qua cảm biến đặt tại các đầu khu đoạn.

Do đặc tính khai thác ngoài trời, tiếp xúc trực tiếp với rung động, nhiễu điện từ, điều kiện môi trường thay đổi và phụ thuộc lớn vào chất lượng tín hiệu điện – từ, TBĐT dễ phát sinh lỗi dạng suy giảm dần hơn là lỗi đột ngột. Các lỗi điển hình bao gồm: nhiễu tín hiệu cảm biến, đếm sai trục, tín hiệu không về bộ đếm trung tâm, lỗi đồng bộ sau khi cài đặt lại, mất nguồn cục bộ hoặc lỗi hộp đếm, lỗi kết nối cáp (đứt, chập, rò điện), lỗi môi trường (ẩm, nước thấm, oxy hóa đầu nối). Những lỗi này ảnh hưởng trực tiếp đến an toàn và năng lực thông qua vì bất kỳ lỗi đếm trục nào cũng buộc hệ thống liên khóa hoặc CBTC phải đưa khu đoạn ray về trạng thái “bị chiếm dụng” để đảm bảo an toàn, làm giảm tốc độ tàu hoặc thậm chí dừng khai thác cục bộ.

Trong nhiều hệ thống đường sắt đô thị hiện nay, TBĐT vẫn chủ yếu được bảo trì theo hai phương pháp truyền thống: bảo trì khắc phục sau hư hỏng và bảo trì định kỳ theo lịch. Tuy nhiên, cả hai phương pháp đều bộc lộ nhiều hạn chế trong bối cảnh hiện đại hóa và yêu cầu tự động hóa cao cho vận hành đường sắt đô thị (GoA2 – GoA4).

Đối với bảo trì khắc phục sau hư hỏng, hệ thống chỉ ghi nhận sự cố khi tín hiệu đã vượt ngưỡng cho phép và thiết bị ngừng hoạt động. Khi đó, khu đoạn liên quan sẽ bị đặt về trạng thái “bị chiếm dụng” theo nguyên tắc trở ngại – an toàn (fail – safe), buộc đoàn tàu phải giảm tốc hoặc dừng lại và trung tâm điều hành kích hoạt chế độ vận hành sự cố. Do TBĐT thường được lắp đặt trên tuyến, việc tiếp cận hiện trường mất nhiều thời gian, đặc biệt trong điều kiện thời tiết bất lợi, làm tăng chỉ số thời gian phục hồi trung bình (*MTTR*) và kéo theo giảm tính sẵn sàng của hệ thống. Ngoài ra, yêu cầu duy trì lực lượng ứng trực liên tục làm gia tăng chi phí nhân lực và vận hành, đặc biệt bất lợi đối với các tuyến đường sắt đô thị có yêu cầu ổn định cao và mức độ tự động hóa lớn.

Bảo trì định kỳ theo lịch mang tính phòng ngừa nhưng chỉ kiểm tra trạng thái thiết bị tại các thời điểm cố định, không phản ánh được các biến động nhanh do môi trường hoặc vận hành. Nhiều dạng hư hỏng như tăng nhiễu đột ngột, nước thấm, lỏng đầu nối, ăn mòn theo mùa hoặc nhiễu điện từ từ thiết bị lân cận có thể phát sinh và phát triển chỉ trong thời gian ngắn giữa hai kỳ bảo trì. Ngược lại, một số cảm biến có tuổi thọ dài vẫn bị kiểm tra hoặc thay thế theo chu kỳ cứng, dẫn đến bảo trì quá mức và sử dụng nguồn lực không tối ưu.

Do không cung cấp dữ liệu liên tục và không đánh giá được xu hướng suy giảm, cả hai phương thức bảo trì trên đều không chứng minh được các chỉ tiêu RAMS (Reliability, Availability, Maintainability, Safety) quan trọng như thời gian làm việc trung bình giữa các trở ngại *MTBF* đủ lớn, *MTTR* đủ nhỏ và độ sẵn sàng  $\geq 99,5\%$  theo các tiêu chuẩn EN 50126 và IEC 62290, đặc biệt đối với các tuyến vận hành tự động ở mức GoA3 – GoA4 [1], [2]. Vì vậy, việc chuyển đổi sang các phương thức bảo trì theo tình trạng (Condition-Based Maintenance – CBM) và bảo trì dự đoán (Predictive Maintenance – PdM), dựa trên phân tích dữ liệu vận hành và mô hình thống kê, học máy và học sâu, là xu hướng tất yếu nhằm nâng cao độ tin cậy, tính sẵn sàng và an toàn của TBĐT trong hệ thống đường sắt đô thị.

## 2. TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VỀ BẢO TRÌ DỰ ĐOÁN CHO THIẾT BỊ ĐẾM TRỰC

Trong khoảng một thập kỷ gần đây, bảo trì dự đoán dựa trên dữ liệu trở thành hướng nghiên cứu và ứng dụng nổi bật trong bảo trì đường sắt. Các tổng quan hệ thống (ví dụ Binder, 2023) cho thấy PdM đã được nghiên cứu sâu cho bánh xe, trục, ray, ghi và nhiều hạng mục kết cấu – cơ điện, đồng thời đang mở rộng sang khu vực tín hiệu và điều khiển. Các công trình về giám sát tình trạng và bảo trì thông minh cũng nhấn mạnh vai trò của dữ liệu cảm biến, nhật ký sự cố và phân tích dữ liệu lớn trong việc giảm sự cố bất ngờ, giảm chi phí bảo trì và nâng cao an toàn. Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu vẫn tiếp cận ở mức “đường sắt nói chung”, chưa mô hình hóa chuyên biệt cho các thiết bị tín hiệu có tính chất an toàn cao như TBĐT [3].

Nhiều cơ quan đường sắt đã ban hành hướng dẫn về PdM cho thiết bị tín hiệu. Đáng chú ý, đường sắt Ấn Độ và tổ chức RDSO đã giới thiệu sổ tay và yêu cầu kỹ thuật cho hệ thống chẩn đoán từ xa và bảo trì dự đoán (RDPMS), nhấn mạnh quy trình thu thập dữ liệu, ghi nhận lỗi và ra quyết định bảo trì chủ động cho các thiết bị tín hiệu [4]. Đồng thời, các tài liệu bảo trì TBĐT cũng được cập nhật theo hướng tăng cường thu thập dữ liệu từ công chẩn đoán, giám sát điện áp, thiết bị chống sét và thông số môi trường nhằm phục vụ chẩn đoán từ xa và bảo trì theo tình trạng. Tuy nhiên, các tài liệu này chủ yếu dừng ở mức hướng dẫn kỹ thuật, thiếu mô hình định lượng và đánh giá thống kê sâu [5].

So với PdM cho các hạng mục cơ khí và kết cấu đường sắt, số lượng nghiên cứu tập trung trực tiếp vào TBĐT còn hạn chế. Một hướng tiếp cận tiêu biểu là xây dựng chỉ số sức khỏe (Health Index) từ các thông số vận hành, lỗi và môi trường, sau đó dùng mô hình dự báo để ước lượng xu hướng suy giảm. Nghiên cứu của Yuan (2025) đề xuất hệ chỉ tiêu và phương pháp xác định trọng số (AHP/entropy) để tổng hợp chỉ số sức khỏe TBĐT, đồng thời so sánh dự báo bằng mô hình xám GM(1,1) và mạng LSTM, cho thấy LSTM phù hợp hơn trong điều kiện phi tuyến và biến động thời gian nhưng cần nhiều dữ liệu [6]. Ngoài ra, một số nghiên cứu khác về bảo trì dựa trên dữ liệu cho thiết bị tín hiệu cũng cung cấp nền tảng gián tiếp như phân tích dữ liệu sửa chữa, tính toán chỉ số RAMS và mô hình hóa rủi ro để đề xuất chính sách bảo trì tối ưu, dù chưa tách riêng TBĐT [7].

Song song với nghiên cứu học thuật, các nền tảng thu thập và phân tích dữ liệu cho thiết bị điều khiển giao thông đường sắt đang được phát triển. Một số nền tảng (ví dụ SADEK) hướng tới tích hợp dữ liệu khai thác phục vụ quản lý, chẩn đoán và dự báo [7], [8]. Bên cạnh đó, các nhà cung cấp TBĐT đã đưa vào sản phẩm các chức năng giám sát từ xa và dịch vụ phân tích dữ liệu (ví dụ các gói dịch vụ dữ liệu nền tảng), cũng như thiết bị TBĐT hỗ trợ kết nối dữ liệu chẩn đoán theo thời gian thực [9], [10]. Các giải pháp này cho thấy TBĐT “sẵn sàng cho PdM” đã xuất hiện trong thực tế, nhưng thuật toán, mô hình dữ liệu và đánh giá định lượng thường không được công bố chi tiết do yêu tố thương mại và an toàn.

Các nghiên cứu và báo cáo về PdM cho thiết bị tín hiệu chỉ ra rằng nhật ký thiết bị và dữ liệu vận hành sẵn có tại tủ tín hiệu có thể dùng để giám sát trạng thái của nhiều thiết bị như ghi, đèn, nguồn, cáp, liên khóa và TBĐT [11]. Một số nghiên cứu đã sử dụng học máy/học sâu để phát hiện bất thường và dự báo lỗi cho các hệ thống tín hiệu điện (như mạch điện đường ray), với khả năng mở rộng sang TBĐT do tương đồng về cấu trúc dữ liệu chuỗi thời gian và tín hiệu điện – từ [12]. Một số báo cáo ngành cũng ghi nhận lợi ích thực tế khi quản lý TBĐT dựa trên dữ liệu, thể hiện qua giảm khối lượng công việc sửa chữa không kế hoạch, dù bằng chứng học thuật còn hạn chế [13].

Từ các công trình và thực tiễn trên có thể thấy PdM đường sắt nói chung đã phát triển mạnh, nhưng PdM cho thiết bị tín hiệu và đặc biệt TBĐT còn thiếu khung mô hình thống nhất; các hướng dẫn và nền tảng dữ liệu đã xuất hiện, song còn thiếu mô hình định lượng và kiểm

chúng thống kê; nghiên cứu học thuật trực tiếp cho TBĐT còn ít, chủ yếu mới tập trung vào chỉ số sức khỏe và dự báo chỉ số [14].

Do đó, để triển khai PdM cho TBĐT trong đường sắt đô thị cần phát triển: (1) một khung phương pháp luận PdM gắn với RAMS và ràng buộc an toàn (SIL); (2) mô hình dữ liệu đa nguồn và định nghĩa rõ ràng chỉ số sức khỏe; (3) mô hình dự báo có kiểm chứng (mô phỏng hoặc dữ liệu thực) nhằm định lượng tác động của PdM đến *MTBF*, *MTTR* và tính sẵn sàng. Trên cơ sở đó, bài báo này đề xuất một khung RAMS–PdM cho TBĐT, xây dựng mô hình dữ liệu và chỉ số sức khỏe (Health Index – *HI*), đồng thời kiểm chứng khả năng dự báo trên bộ dữ liệu mô phỏng có cấu trúc tương thích với dữ liệu thực tế.

### 3. NỘI DUNG NGHIÊN CỨU

#### 3.1. Đề xuất một khung RAMS–PdM cho thiết bị đếm trục trong đường sắt đô thị. Lớp yêu cầu RAMS

Bảo trì dự đoán (PdM) cũng đã có các nghiên cứu cho một số thiết bị đường sắt khác như phương tiện, ray, ghi v.v.. Tuy nhiên trong tiêu chuẩn an toàn như EN50126, EN50716, EN50129 và IEC 62290 các thiết bị tín hiệu, trong đó có TBĐT có các yêu cầu đảm bảo an toàn cụ thể. Vì vậy, bài báo phát triển một khung phương pháp luận tích hợp giữa RAMS với cơ chế dự báo dựa trên dữ liệu. Khung RAMS–PdM do bài báo đề xuất bao gồm bốn lớp:

+ Lớp yêu cầu RAMS.

+ Lớp thu thập và chuẩn hóa dữ liệu: Các loại dữ liệu vận hành, dữ liệu lỗi, nhiễu, cài đặt, môi trường và tín hiệu cảm biến.

+ Lớp mô hình dự báo và đánh giá sức khỏe: Tích hợp thuật toán học máy cho dự báo xu hướng suy giảm, phát hiện bất thường và ước lượng thời điểm hỏng.

+ Lớp ra quyết định bảo trì tối ưu và quản lý vòng đời thiết bị: Chuyển từ bảo trì định kỳ sang bảo trì theo tình trạng và dự báo, gắn trực tiếp với chỉ tiêu RAMS của tuyến.

Khung đề xuất không chỉ định hướng kỹ thuật mà còn cung cấp nền tảng đánh giá định lượng tác động của PdM lên các chỉ tiêu RAMS, giúp các tuyến đường sắt đô thị có cơ sở chuyển đổi từ mô hình bảo trì truyền thống sang mô hình bảo trì thông minh, bảo trì dự đoán.

Lớp yêu cầu RAMS có mục tiêu xác định các chỉ tiêu định lượng về độ tin cậy, độ sẵn sàng, khả năng bảo trì và an toàn cho TBĐT trước khi triển khai mô hình bảo trì dự báo. Việc thiết lập yêu cầu RAMS là bước đầu tiên và đóng vai trò nền tảng, đảm bảo rằng các thuật toán PdM không chỉ tối ưu hóa theo dữ liệu mà còn tuân thủ các ràng buộc an toàn của hệ thống tín hiệu.

##### ○ Xác định yêu cầu về độ tin cậy

Độ tin cậy của TBĐT được xác định chủ yếu qua các chỉ tiêu *MTBF* và phân bố thời gian hỏng. Trong đường sắt đô thị, định nghĩa chuẩn theo RAMS – EN 50126 *MTBF* là: Thời gian trung bình mà một thiết bị hoạt động bình thường trước khi xảy ra một lỗi ảnh hưởng đến chức năng của nó. *MTBF* được tính bằng tỉ lệ “Tổng thời gian hoạt động” và “Số lần xảy ra lỗi”. Chỉ số này là chỉ số đo độ tin cậy của thiết bị. *MTBF* càng lớn là thiết bị càng ít hỏng. Đối với TBĐT trong đường sắt đô thị, *MTBF* thường rất cao, *MTBF* yêu cầu thường  $\geq 120.000 - 250.000$  giờ, tùy tiêu chuẩn dự án. TBĐT gồm nhiều các thiết bị thành phần tích hợp lại với nhau. Trong đó, *MTBF* của từng cảm biến và từng bộ đếm có thể khác nhau.

TBĐT cũng là loại thiết bị có cơ chế hỏng mang tính suy giảm dần theo thời gian, khi các thành phần như cảm biến, cáp và mô-đun xử lý bị lão hóa và chịu ảnh hưởng môi trường. Cơ chế này phù hợp với mô hình Weibull dạng  $\beta > 1$ , ở đó xác suất hỏng tăng dần theo tuổi của thiết bị. Điều này cho phép áp dụng các phương pháp dự báo hỏng vì dữ liệu suy giảm có xu hướng rõ ràng và có thể mô hình hóa toán học.

Các thiết bị tín hiệu nói chung và TBĐT nói riêng, khi đưa vào một dự án cụ thể sẽ có giá trị  $MTBF$  mục tiêu ( $MTBF_{MT}$ ) trong điều kiện vận hành thực tế, giá trị của chỉ số này thu được bằng cách hiệu chỉnh  $MTBF$  thiết kế ( $MTBF_{TK}$ ) theo các yếu tố môi trường, tải trọng và điều kiện khai thác. Khi đó  $MTBF$  mục tiêu mới là chỉ tiêu chính để đánh giá độ tin cậy của thiết bị trong khung RAMS-PdM.

$$MTBF_{MT} = MTBF_{TK} \cdot \Delta \quad (1)$$

Trong đó  $\Delta$  là hệ số hiệu chỉnh liên quan đến: môi trường (độ ẩm, mưa, nhiệt), mật độ khai thác (tần suất đoàn tàu), chất lượng thi công/cáp.

Khi đã có  $MTBF_{MT}$ , bảo trì dự đoán phải hướng tới: ước lượng  $MTBF$  động (dynamic  $MTBF$ ), phát hiện xu hướng giảm  $MTBF$ , dự báo thời điểm  $MTBF$  bị xuống dưới ngưỡng cho phép.

- Xác định yêu cầu về độ sẵn sàng

Đối với một tuyến đường sắt đô thị có gián cách chạy tàu nhỏ (2–4 phút), yêu cầu tính sẵn sàng của hệ thống tín hiệu nói chung và TBĐT nói riêng rất cao:

Độ sẵn sàng yêu cầu điển hình:

$$A_{YC} = 99,5\% \text{ đến } 99,9\%$$

Độ sẵn sàng của TBĐT được xác định bởi:

$$A = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} \quad (2)$$

Trong đó:  $MTTR$  là thời gian trung bình để sửa chữa thiết bị và khôi phục lại trạng thái làm việc bình thường của nó.

Do TBĐT đặt ngoài trời,  $MTTR$  thực tế có thể 3–6 giờ, thậm chí lâu hơn khi thời tiết xấu. Vì vậy, PdM phải góp phần: tăng  $MTBF$ , bằng cách phát hiện sự lão hóa trước khi lỗi xảy ra; giảm  $MTTR$ , bằng cách cung cấp cảnh báo sớm, chuẩn bị vật tư, lên kế hoạch sửa chữa trước.

Để đảm bảo độ tin cậy của TBĐT, yêu cầu độ sẵn sàng cần được đảm bảo trong mọi thời điểm khai thác không nhỏ hơn độ sẵn sàng yêu cầu ở mức độ thiết kế:

$$A(t) = A_{TK} \quad (3)$$

Trong đó:  $A_{TK}$  là chỉ số độ sẵn sàng yêu cầu ở mức độ thiết kế.

Nghĩa là mọi hoạt động PdM phải đảm bảo độ sẵn sàng không giảm so với mức yêu cầu thiết kế.

- Yêu cầu về khả năng bảo trì

Trong các dự án tín hiệu đô thị, các lỗi nhẹ của TBĐT thường được khắc phục trong vòng 1 – 3 giờ, trong khi các lỗi nặng như thay cảm biến hoặc mô-đun thường yêu cầu 6 – 8 giờ. Các thiết bị TBĐT hiện đại, theo các tài liệu kỹ thuật của các nhà cung cấp như: Frauscher, Alstom, Siemens .v.v, cũng đạt mức độ phủ (phạm vi) chẩn đoán khoảng 70%. Điều đó cho thấy phần

lớn các lỗi nguy hiểm được phát hiện trực tuyến, tuy nhiên vẫn tồn tại một tỷ lệ lỗi tiềm ẩn cần đến bảo trì định kỳ và can thiệp thủ công [5], [9], [10].

Vì vậy, khung RAMS yêu cầu PdM phải cung cấp dự báo lỗi trước 24 – 72 giờ để chuẩn bị nhân lực cho việc khắc phục; ưu tiên phát hiện các lỗi “không đột ngột” như: suy giảm tín hiệu, tăng nhiễu, tăng số lần cài đặt lại; hỗ trợ xác định nguyên nhân lỗi nhằm giảm thời gian xử lý tại hiện trường.

Như vậy, PdM phải cải thiện khả năng bảo trì thông qua giảm *MTTR* và giảm tần suất “Bảo trì khẩn cấp”.

○ Yêu cầu về an toàn

TBĐT nằm trong chuỗi an toàn nên phải đáp ứng các ràng buộc của tiêu chuẩn EN 50129 và IEC 62290. Mức toàn vẹn an toàn (SIL), yêu cầu SIL 4 đối với các tuyến đường sắt đô thị. Tỷ lệ nguy hiểm có thể chấp nhận được (Tolerable Hazard Rate -*THR*):

$$THR < 10^{-9} / h \quad (4)$$

Trong khung RAMS–PdM, các yêu cầu an toàn còn cần được xác định rõ:

- PdM không được can thiệp trực tiếp vào logic an toàn hoặc chức năng trở ngại - an toàn;
- PdM chỉ được phép phát hiện, đánh giá và đề xuất - không được thay đổi trạng thái “chiếm dụng” hoặc “thanh thoát” mà chức năng vốn có của TBĐT hình thành;
- Mọi “chỉ số sức khỏe” và mô hình học máy phải được chứng minh: không làm tăng tỷ lệ “lỗi nguy hiểm”, không bỏ qua lỗi nghiêm trọng (lỗi giả phải rất thấp), có cơ chế dự phòng khi dữ liệu không đủ;
- Ngoài ra, PdM phải tương thích với trường hợp an toàn của hệ thống và không gây xung đột với các quy trình chứng nhận hiện hành.

### 3.2. Xây dựng mô hình dữ liệu và chỉ số sức khỏe cho TBĐT

TBĐT là một phần tử cảm biến – xử lý thông tin có đặc tính suy giảm theo thời gian do môi trường, rung động, lão hóa linh kiện và tác động cơ học từ đoàn tàu. Vì vậy, muốn triển khai bảo trì dự đoán, việc đầu tiên là phải xây dựng mô hình dữ liệu đầy đủ và từ đó hình thành chỉ số sức khỏe (Health Index – *HI*) của TBĐT. *HI* đóng vai trò là biến trạng thái đại diện cho mức độ suy giảm của thiết bị, cho phép áp dụng các mô hình dự báo và thiết lập ngưỡng cảnh báo hỏng. Mô hình dữ liệu đề xuất và phương pháp xây dựng *HI* dành riêng cho TBĐT được đề xuất bao gồm bốn nhóm chính: dữ liệu tín hiệu cảm biến; dữ liệu lỗi và cảnh báo; dữ liệu môi trường – kết cấu; dữ liệu vận hành và bảo trì. Việc xây dựng mô hình dữ liệu nhằm chuẩn hóa các loại thông tin này, phục vụ cho quá trình phân tích RAMS và huấn luyện mô hình học máy dự báo hỏng.

Dữ liệu tín hiệu cảm biến là nguồn dữ liệu quan trọng nhất phản ánh mức độ suy giảm của thiết bị, bao gồm: biên độ tín hiệu cảm biến; tỉ số tín hiệu/nhiều (*SNR* – Signal-to-Noise Ratio); thời gian đáp ứng; tần suất mất xung hoặc xung không hợp lệ; số lần cài đặt tự động hoặc cài đặt cưỡng bức; độ lệch tín hiệu giữa các cảm biến trong một bộ. Các biến này thường cho thấy xu hướng suy giảm theo thời gian, phù hợp với phân bố Weibull dạng  $\beta > 1$ .

Dữ liệu lỗi và cảnh báo gồm các sự kiện do hệ thống chẩn đoán của TBĐT tạo ra: mất thông tin cảm biến; đếm sai trục; lỗi đồng bộ hóa; lỗi nhiễu cao; lỗi mô đun đánh giá; lỗi truyền

thông. Đây là dữ liệu gián đoạn nhưng có giá trị cao trong việc xác định giai đoạn suy giảm cuối của thiết bị.

Dữ liệu môi trường – kết cấu được đưa vào để hiệu chỉnh ảnh hưởng của môi trường và điều kiện hạ tầng lên thiết bị: nhiệt độ môi trường (°C); độ ẩm (%RH); lượng mưa hoặc nước đọng; rung động (mm/s hoặc g); *EMI/EMC* (nhiều điện từ/tương thích điện từ) từ cáp điện lực và thiết bị lân cận; mức độ ăn mòn do muối hoặc hóa chất. Khi tích hợp vào mô hình dự báo, các biến này giúp phân biệt giữa “hỏng do suy giảm nội tại” và “hỏng do môi trường” [4], [5], [6].

Dữ liệu vận hành và bảo trì gồm: số lượng đoàn tàu chạy qua; tốc độ trung bình đoàn tàu; biểu đồ chạy tàu theo thời gian; thời gian giữa hai lần can thiệp bảo trì; loại bảo trì đã thực hiện; thời gian khắc phục; tình trạng trước và sau bảo trì. Đây là nguồn dữ liệu quan trọng để tính *MTBF* động và phân tích mối quan hệ giữa điều kiện vận hành và độ bền của TBĐT.

Để xây dựng *HI*, dữ liệu cần được chuẩn hóa theo các bước:

- Loại bỏ nhiễu và mất mẫu;
- Chuẩn hóa thang đo;
- Tính đặc trưng thứ cấp như: độ dốc tốc độ thay đổi của *SNR* theo thời gian - *SNR\_gradient*, tỉ lệ đặt lại (lần/ngày), độ lệch chuẩn nhiễu, tốc độ trôi;
- Đồng bộ dữ liệu theo thời gian;
- Tách dữ liệu theo cấp thiết bị.

Quá trình chuẩn hóa giúp *HI* phản ánh đúng trạng thái suy giảm, không bị ảnh hưởng bởi thang đo khác nhau của từng loại biến.

Chỉ số sức khỏe *HI* được xây dựng như một đại lượng tổng hợp mô tả mức độ “khỏe” hay “suy giảm” của TBĐT tại mỗi thời điểm. *HI* sẽ nằm trong miền:

$$0 \leq HI(t) \leq 1 \quad (5)$$

Trong đó: *HI* = 1 là TBĐT ở trạng thái hoàn chỉnh, không có suy giảm; *HI* tiến tới 0 là TBĐT tiến gần trạng thái hỏng.

Bộ chỉ tiêu thành phần của *HI* gồm:

- Nhóm 1 – Chỉ tiêu tín hiệu

Về biên độ tín hiệu cảm biến:

$$I_1 = \frac{Am(t)}{Am_N} \quad (6)$$

Trong đó: *Am(t)* là biên độ tín hiệu; *Am<sub>N</sub>* là biên độ tín hiệu chuẩn.

Về tỉ số tín hiệu/nhiều:

$$I_2 = \frac{SNR(t)}{SNR_N} \quad (7)$$

Trong đó: *SNR(t)* - Tỉ số tín hiệu/nhiều; *SNR<sub>N</sub>* - Tỉ số tín hiệu/nhiều chuẩn.

Tần suất mất xung hoặc xung không hợp lệ:

$$I_3 = 1 - \frac{IPR(t)}{MR} \quad (8)$$

Trong đó:  $IPR(t)$  - Tỷ lệ xung lỗi;  $MR$  - Tỷ lệ tối đa.

Độ lệch tín hiệu:

$$I_4 = 1 - D(t) \quad (9)$$

Trong đó:  $D$  là độ trôi tín hiệu.

- Nhóm 2 – Chỉ tiêu lỗi & cảnh báo:

Chỉ số ổn định cài đặt:

$$I_5 = 1 - \frac{RS(t)}{R_{LM}} \quad (10)$$

Trong đó:  $RS(t)$  - số lần đặt lại;  $R_{LM}$  - giới hạn đặt lại.

Chỉ số tần suất lỗi:

$$I_6 = 1 - \frac{FE(t)}{F_{LM}} \quad (11)$$

Trong đó:  $FE(t)$  - sự kiện lỗi;  $F_{LM}$  - giới hạn lỗi.

- Nhóm 3 – Chỉ tiêu môi trường

$$I_7 = 1 - f(H, T, EMI) \quad (12)$$

Trong đó:  $H$  - độ ẩm;  $T$  - nhiệt độ;  $EMI$  là nhiễu điện từ.

- Nhóm 4 - Chỉ tiêu vận hành và bảo trì

Chỉ số tin cậy tương đối:

$$I_8 = \frac{MTBF_D(t)}{MTBF_T} \quad (13)$$

Chỉ số khả năng bảo trì:

$$I_9 = 1 - \frac{RT(t)}{MTTR_{LM}} \quad (14)$$

Trong đó:  $MTBF_D$  là thời gian làm việc trung bình động giữa hai lỗi;  $MTBF_T$  là thời gian làm việc trung bình mục tiêu giữa hai lỗi;  $RT$  là thời gian sửa chữa;  $MTTR_{LM}$  là thời gian phục hồi trung bình giới hạn.

Chỉ số sức khỏe tổng hợp được tính bằng:

$$HI(t) = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot I_i(t) \quad (15)$$

Trong đó:  $I_i(t)$  là các chỉ số thành phần;  $\omega_i$  là các trọng số,  $\sum \omega_i = 1$ .

Trọng số có thể được xác định bằng: Quy trình phân tích thứ bậc – AHP (Analytic Hierarchy Process) hoặc phương pháp trọng số (Entropy – Entropy Weight Method) hoặc trọng số dựa trên học tập – Learning-based Weighting (Random Forest Feature Importance).

Trong bảo trì dự đoán:

- $HI$  giảm dần có nghĩa thiết bị suy giảm dần;
- $HI$  xuống dưới một ngưỡng cảnh báo  $HI_w$  thì cần tiến hành kiểm tra;
- $HI < HI_C$  - chỉ số nguy kịch thì cần bảo trì ngay;
- Mô hình dự báo sẽ dự đoán  $HI(t + \Delta t)$  sẽ biết thời điểm thiết bị hỏng.

$HI$  là biến đầu vào quan trọng cho:

- LSTM, GRU (dự báo chuỗi thời gian);
- XGBoost, RF (phân loại tình trạng thiết bị);
- Autoencoder (phát hiện bất thường).

Với chu kỳ sống của TBĐT ta có:

- Giai đoạn đầu:  $HI \approx 1$ ;
- Giai đoạn ổn định:  $HI = 0,7-0,9$ ;
- Bắt đầu suy giảm:  $HI$  giảm từ từ, thường liên quan tăng nhiều/giảm biên độ;
- Giai đoạn trước hỏng:  $HI$  giảm nhanh, phù hợp Weibull  $\beta > 1$ .

PdM chính là phát hiện khi nào  $HI$  chuyển từ suy giảm chậm sang suy giảm nhanh, để lên kế hoạch bảo trì.

Vai trò của mô hình dữ liệu và  $HI$  trong khung RAMS-PdM thể hiện:

- Mô hình dữ liệu đảm bảo đầy đủ thông tin để tính  $MTBF$  động;
- $HI$  phản ánh độ tin cậy theo thời gian;
- Dự báo  $HI$  giúp giảm  $MTTR$  (cho khả năng bảo trì) nhờ chẩn đoán sớm;
- $HI$  giảm liên tục sẽ được cảnh báo sớm, điều đó tăng tính khả dụng;
- Tất cả đều không ảnh hưởng tới an toàn (SIL) vì  $HI$  chỉ hỗ trợ quyết định bảo trì, không can thiệp logic an toàn.

Mục này đã đề xuất mô hình dữ liệu tiêu chuẩn hóa và phương pháp xây dựng  $HI$  riêng cho TBĐT.  $HI$  đóng vai trò là biến trạng thái đại diện cho mức độ suy giảm thiết bị và là đầu vào quan trọng cho các mô hình dự báo. Việc xây dựng  $HI$  giúp thiết lập cơ sở khoa học cho triển khai bảo trì dự đoán TBĐT trong khung RAMS của hệ thống tín hiệu đường sắt đô thị.

### 3.3. Kiểm chứng khả năng dự báo dựa trên bộ dữ liệu mô phỏng tương thích với dữ liệu thực tế

Do dữ liệu vận hành thực tế của TBĐT trong các hệ thống tín hiệu đường sắt đô thị thường chưa được công bố rộng rãi hoặc chưa được thu thập đầy đủ trong giai đoạn đầu khai thác, nghiên cứu này sử dụng bộ dữ liệu mô phỏng để kiểm chứng khả năng áp dụng của khung RAMS – PdM và các mô hình học sâu đề xuất.

Mục tiêu của phần kiểm chứng là: đánh giá khả năng dự báo xu hướng suy giảm của HI theo thời gian; kiểm chứng khả năng cảnh báo sớm hỏng thiết bị trước khi xảy ra sự cố thực; chứng minh rằng bộ dữ liệu mô phỏng có cấu trúc và đặc tính thống kê tương thích với dữ liệu thực tế, cho phép dễ dàng thay thế khi dữ liệu hiện trường được thu thập.

Bộ dữ liệu mô phỏng được xây dựng dựa trên các nguyên tắc sau:

- Phản ánh đúng cơ chế suy giảm của TBĐT, vốn mang tính lão hóa và phù hợp với phân bố Weibull dạng  $\beta > 1$ .
- Bao gồm đầy đủ các nhóm dữ liệu đã được định nghĩa trong mô hình dữ liệu TBĐT, gồm dữ liệu tín hiệu, lỗi, môi trường và vận hành.
- Giữ nguyên cấu trúc dữ liệu tương đương nhật ký hệ thống thực tế (dấu thời gian, ID thiết bị, loại tham số, giá trị đo).
- Cho phép chèn nhiễu ngẫu nhiên và nhiễu môi trường để mô phỏng điều kiện vận hành thực.

Thời gian suy giảm của TBĐT được mô phỏng theo phân bố Weibull:

$$F(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta\right] \quad (16)$$

Trong đó:

$\beta = 1,5 \div 2,0$  đại diện cho cơ chế hỏng do lão hóa;

$\eta$  là thời gian đặc trưng, phản ánh tuổi thọ danh định của TBĐT.

Các biến mô phỏng bao gồm:

- Biên độ tín hiệu cảm biến: giảm dần theo thời gian, kèm nhiễu Gaussian;
- SNR: suy giảm theo điều kiện môi trường (độ ẩm, mưa);
- Tần suất cài đặt lại và lỗi: tăng theo tỷ lệ nguy hiểm của Weibull;
- Tham số môi trường: nhiệt độ, độ ẩm biến thiên theo chu kỳ ngày/đêm và mùa.

Dữ liệu được sinh trong khoảng thời gian mô phỏng 1.000 – 1.500 ngày, với độ phân giải theo ngày hoặc theo chu kỳ vận hành.

Từ bộ dữ liệu mô phỏng, Health Index  $HI(t)$  được tính theo công thức tổng hợp đã đề xuất:

$$HI(t) = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot I_i(t) \quad (17)$$

Trong đó: các chỉ số thành phần  $I_i(t)$  được chuẩn hóa về  $[0,1]$ .

Diễn biến  $HI$  theo thời gian thể hiện rõ ba giai đoạn:

- Giai đoạn ổn định:  $HI \approx 0,8-1,0$ ;
- Giai đoạn suy giảm chậm:  $HI$  giảm tuyến tính hoặc phi tuyến nhẹ;
- Giai đoạn suy giảm nhanh trước hỏng:  $HI$  giảm mạnh khi tỷ lệ nguy hiểm tăng.

Đây chính là đặc trưng cần thiết để áp dụng các mô hình học sâu dự báo chuỗi thời gian.

Trong nghiên cứu này, mô hình LSTM (Long Short-Term Memory) được sử dụng do khả năng xử lý chuỗi thời gian dài và nắm bắt quan hệ phi tuyến.

Cấu trúc điển hình gồm:

- Lớp đầu vào: chuỗi HI và/hoặc các đặc trưng tín hiệu;
- 2–3 lớp LSTM ẩn;
- Lớp Dense đầu ra dự báo giá trị HI tại thời điểm  $t + \Delta t$ .

Dữ liệu được chia theo tỷ lệ: 70% huấn luyện, 15% xác thực, 15% kiểm tra.

Bảng này mô tả cấu hình mô phỏng và các giả định chính dùng để sinh dữ liệu và huấn luyện mô hình dự báo HI.

Hiệu quả dự báo được đánh giá thông qua các chỉ số:

- MAE (Mean Absolute Error - Sai số tuyệt đối trung bình);
- RMSE (Root Mean Square Error - Sai số bình phương trung bình gốc);
- Độ chính xác cảnh báo sớm, tính theo khả năng dự báo HI vượt ngưỡng cảnh báo trước một khoảng thời gian xác định (ví dụ 15–30 ngày).

Bảng 1. Tham số mô phỏng và thiết lập thí nghiệm.

Nhóm tham số	Giá trị
Thời gian mô phỏng	1.200 ngày
Bước thời gian	1 ngày
Phân bố suy giảm	Weibull
Tham số dạng ( $\beta$ )	1,7
Tham số tỷ lệ ( $\eta$ )	420 ngày
Nhiều tín hiệu	Gaussian ( $\sigma = 3-5\%$ )
Biến môi trường	Nhiệt độ, độ ẩm, mưa
Mô hình học sâu	LSTM
Cửa sổ quan sát	30 ngày
Tỷ lệ chia dữ liệu	70% train / 15% val / 15% test
Hàm mất mát	MAE
Thuật toán tối ưu	Adam

Kết quả kiểm chứng được thể hiện ở bảng 2.

Bảng 2. Kết quả dự báo Health Index (HI) của mô hình học sâu.

Chỉ tiêu đánh giá	Giá trị
MAE -sai số tuyệt đối trung bình	0,031
RMSE	0,042
Độ chính xác dự báo xu hướng	92,4%
Thời gian cảnh báo sớm trung bình	18 ngày
Tỷ lệ cảnh báo đúng	90,1%
Tỷ lệ báo động giả	6,3%

Các kết quả cho thấy mô hình LSTM dự báo chính xác xu hướng suy giảm HI và cung cấp khả năng cảnh báo sớm trước khi thiết bị đạt ngưỡng hỏng.

- Mô hình LSTM dự báo chính xác xu hướng HI với sai số MAE nhỏ ( $< 0,05$ );
- Khả năng cảnh báo sớm suy giảm nghiêm trọng trước 15–20 ngày (18 ngày) so với thời điểm HI đạt ngưỡng tới hạn;
- Mô hình ổn định trước nhiều môi trường và biến động vận hành.

Các kết quả này cho thấy mô hình học sâu có khả năng nắm bắt tốt quy luật suy giảm của TBĐT khi dữ liệu được cấu trúc phù hợp.

Bảng 3. So sánh hiệu quả dự báo giữa các mô hình.

Mô hình	MAE	RMSE	Khả năng dự báo sớm
ARIMA	0,074	0,096	Thấp
Random Forest	0,051	0,068	Trung bình
LSTM (đề xuất)	0,031	0,042	Cao

LSTM vượt trội so với các mô hình truyền thống và học máy nông trong việc nắm bắt đặc tính phi tuyến và xu hướng dài hạn của HI.

Một điểm quan trọng của bộ dữ liệu mô phỏng là tính tương thích cao với dữ liệu thực tế, thể hiện ở:

- Cấu trúc nhật ký tương đương dữ liệu chẩn đoán TBĐT hiện hữu;
- Các biến mô phỏng tương ứng trực tiếp với tham số đo trong hệ thống thật;
- Khả năng mở rộng mô hình sang dữ liệu thực mà không cần thay đổi cấu trúc thuật toán.

Do đó, khi dữ liệu hiện trường được thu thập đầy đủ, bộ dữ liệu mô phỏng có thể được thay thế trực tiếp bằng dữ liệu thực để tinh chỉnh và nâng cao độ chính xác dự báo.

Việc kiểm chứng dựa trên dữ liệu mô phỏng không chỉ là giải pháp tình thế khi thiếu dữ liệu thực, mà còn là phương pháp trong nghiên cứu bảo trì dự báo giai đoạn đầu. Kết quả mô phỏng cho thấy khung RAMS-PdM kết hợp học sâu có khả năng phát hiện sớm xu hướng suy giảm của TBĐT từ đó hỗ trợ lập kế hoạch bảo trì chủ động, giảm *MTTR* thông qua chẩn đoán sớm, góp phần nâng cao tính sẵn sàng mà không ảnh hưởng đến an toàn.

#### 4. KẾT LUẬN

Nội dung kiểm chứng đã chứng minh rằng việc sử dụng dữ liệu mô phỏng có cấu trúc tương thích với dữ liệu thực tế là khả thi và hiệu quả trong đánh giá khả năng dự báo suy giảm của TBĐT phục vụ thiết thực cho bảo trì dự đoán. Các mô hình học sâu, khi được kết hợp với chỉ số sức khỏe *HI* và khung RAMS có thể đóng vai trò quan trọng trong triển khai bảo trì dự đoán cho hệ thống tín hiệu đường sắt đô thị với các thiết bị cụ thể, quan trọng của hệ thống.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. European Committee for Standardization (CEN), EN 50126-1:2017 + A1:2022, Railway Applications – The Specification and Demonstration of Reliability, Availability, Maintainability and Safety (RAMS) – Part 1: Generic RAMS Process, Brussels, Belgium, 2017 (amended 2022).
- [2]. International Electrotechnical Commission (IEC), IEC 62290-1:2014, Railway Applications – Urban Guided Transport Management and Command/Control Systems – Part 1: System Principles and Fundamental Concepts, Geneva, Switzerland, 2014.
- [3]. M. Binder, V. Mezhyuev, M. Tschandl. Predictive Maintenance for Railway Domain: A Systematic Literature Review. *IEEE Engineering Management Review*, 51 (2023) 1-18. [doi:10.1109/EMR.2023.3262282](https://doi.org/10.1109/EMR.2023.3262282).
- [4]. Research Designs and Standards Organisation (RDSO), Indian Railways, Functional Requirement Specification of RDPMS, Document No. RDSO/RDPMS/FRS/2025, 2025.
- [5]. Indian Railways, Handbook on Predictive Maintenance Practices of Signalling Assets, Railway Board / CAMTECH, Gwalior, 2025.
- [6]. J. Yuan, P. Chu, C. Huang, Z. Shen, and Y. Yu, Study of health degree assessment and prediction for axle counter equipment in urban rail transit, in *Mechanical Design and Simulation: Exploring Innovations for the Future*, D. T. Pham, Y. Lei, and Y. Lou, Eds., Lecture Notes in Mechanical Engineering, Springer Singapore, (2025) 1021–1029. [https://doi.org/10.1007/978-981-97-7887-4\\_89](https://doi.org/10.1007/978-981-97-7887-4_89).
- [7]. M. Kornaszewski, W. Nowakowski, R. Pniewski, System for the Acquisition and Analysis of Maintenance Data of Railway Traffic Control Devices, *Applied Sciences*, 15 (2025) 8305. <https://doi.org/10.3390/app15158305>.
- [8]. L. Shi, Y. Zhu, Y. Zhang, and Z. Su, Fault Diagnosis of Signal Equipment on the Lanzhou-Xinjiang High-Speed Railway Using Machine Learning for Natural Language Processing, *Complexity*, 2021 (2021) 1–13. <https://doi.org/10.1155/2021/9126745>.
- [9]. Frauscher Sensor Technology, Frauscher Insights – Data Platform for Diagnostic and Maintenance in Successful Railway Operations. <https://www.frauscher.com/en/services/frauscher-insights>, truy cập ngày 01/04/2026.
- [10]. Electrans, E-AC-214-PLUS – High-Performance Axle Counter System. <https://electrans.com/en/products/signalling/axle-counters/e-ac-214-plus>, truy cập ngày 01/04/2026.
- [11]. Z. A. Bukhsh, A. Saeed, I. Stipanovic, and A. G. Doree, Predictive Maintenance Using Tree-Based Classification Techniques: A Case of Railway Switches, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 101 (2019) 35–54. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.02.001>.

- [12]. D. Mukherjee, E. Di Santi, C. Lefebvre, N. Mijatovic, V. Martin, T. Josse, J. Brown, and K. Saiah, CVCM Track Circuits Pre-emptive Failure Diagnostics for Predictive Maintenance Using Deep Neural Networks, 2025, arXiv preprint arXiv:2508.09054. Available: <https://arxiv.org/abs/2508.09054v1>.
- [13]. A. Morant, P.-O. Larsson-Kraik, and U. Kumar, Data-driven Model for Maintenance Decision Support: A Case Study of Railway Signalling Systems, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 230 (2016) 220-234. <https://doi.org/10.1177/0954409714533680>
- [14]. P. Agrawal, “The Power of Big Data: Smart Maintenance Using Data Analytics,” Global Railway Review, 2021. Available: <https://www.globalrailwayreview.com/article/113415/big-data-smart-maintenance-data-analytics>, truy cập ngày 01/04/2026.