

**DỰ BÁO TIẾNG ỒN LỚP-MẶT ĐƯỜNG DỰA TRÊN HỌC MÁY  
XÉT ĐẾN HÌNH THÁI VÀ VẬT LIỆU MẶT ĐƯỜNG: ĐỀ XUẤT KHUNG  
ÁP DỤNG CHO VIỆT NAM TRONG ĐIỀU KIỆN THIẾU DỮ LIỆU**  
MACHINE LEARNING-BASED TIRE-PAVEMENT NOISE PREDICTION  
CONSIDERING PAVEMENT MORPHOLOGY AND MATERIALS:  
A VIETNAM-ORIENTED FRAMEWORK UNDER DATA-SCARCE  
CONDITIONS

**NGUYỄN PHAN ANH<sup>1\*</sup>, PHẠM TRUNG MINH<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Khoa Công trình, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

<sup>2</sup>Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Hàng Hải Việt Nam

\*Email liên hệ: phananh.ctt@vamaru.edu.vn

DOI: <https://doi.org/10.65154/jmst.936>

**Tóm tắt**

Bài báo đề xuất một khung dự báo tiếng ồn lớp - mặt đường dựa trên học máy, xét đến hình thái và vật liệu mặt đường, hướng tới điều kiện áp dụng tại Việt Nam trong bối cảnh thiếu dữ liệu đo tiếng ồn tiếp xúc. Trên cơ sở tổng quan cơ chế phát sinh tiếng ồn lớp - mặt đường và các nghiên cứu quốc tế liên quan, hai mô hình học máy là mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và rừng ngẫu nhiên (RF) được lựa chọn nhằm mô tả các quan hệ phi tuyến giữa độ nhám vĩ mô (MPD), độ rỗng liên thông của vật liệu asphalt, vận tốc phương tiện, nhiệt độ bề mặt và mức ồn phát sinh. ANN được sử dụng để biểu diễn các quan hệ phi tuyến mạnh, trong khi RF đóng vai trò mô hình ổn định khi dữ liệu đầu vào phân tán hoặc nhiễu. Trên cơ sở đó, một khung mô hình mô-đun được đề xuất cho điều kiện Việt Nam, cho phép triển khai dự báo theo các quy chuẩn môi trường hiện hành mà không cần dữ liệu đo CPX hoặc OBSI. Đồng thời, bài báo thảo luận các hạn chế hiện tại và đề xuất lộ trình nội địa hoá mô hình thông qua bổ sung dữ liệu thực địa, đặc trưng vật liệu asphalt và ảnh hưởng khí hậu, làm cơ sở cho các nghiên cứu tiếp theo.

**Từ khóa:** Tiếng ồn lớp - mặt đường, học máy, độ nhám vĩ mô, độ rỗng liên thông của vật liệu, mạng nơ-ron nhân tạo, rừng ngẫu nhiên.

**Abstract**

This paper proposes a machine learning-based framework for tire-pavement noise prediction by considering pavement morphology and material characteristics, with a focus on application under data-scarce conditions in Vietnam. Based on a

review of tire-pavement noise generation mechanisms and relevant international studies, artificial neural networks (ANN) and random forest (RF) models are adopted to capture nonlinear relationships between mean profile depth (MPD), interconnected air voids of asphalt materials, vehicle speed, pavement surface temperature, and noise levels. ANN is employed to represent strong nonlinear interactions, while RF provides robust predictions under dispersed or noisy inputs. Building on these models, a Vietnam-oriented modular framework is proposed, enabling noise prediction in compliance with current environmental regulations without relying on CPX or OBSI measurements. The study further discusses existing limitations and outlines a localization roadmap involving field data acquisition, material-specific calibration, and climatic effects, thereby establishing a methodological basis for future refinement and practical implementation.

**Keywords:** Tire-pavement noise, Machine learning, Macrottexture, Interconnected air voids, ANN, RF.

**1. Giới thiệu**

Tiếng ồn giao thông đường bộ hiện là một trong những nguồn ô nhiễm môi trường nghiêm trọng tại các đô thị Việt Nam. Cùng với sự gia tăng nhanh của mật độ phương tiện và mở rộng hệ thống đường cao tốc, tác động tiêu cực của tiếng ồn đối với sức khỏe cộng đồng và chất lượng sống ngày càng rõ rệt, đặc biệt tại các khu dân cư dọc theo quốc lộ, cao tốc và trục giao thông chính. Tiếng ồn kéo dài có thể gây rối

loạn giấc ngủ, stress âm thanh và ảnh hưởng đến hệ tim mạch, trong khi tình trạng mức ồn vượt ngưỡng quy định vẫn còn phổ biến. Trong bối cảnh đó, dự báo và kiểm soát tiếng ồn mặt đường trở thành nhu cầu cấp thiết. Tuy nhiên, công tác đo đạc và đánh giá tiếng ồn tại Việt Nam còn gặp nhiều hạn chế do thiếu thiết bị và nhân lực chuyên môn. Các phương pháp đo tiêu chuẩn quốc tế như CPX hoặc OBSI đòi hỏi chi phí cao và chưa được triển khai rộng rãi. Phần lớn các cơ quan quản lý hiện chỉ đo mức ồn nền bằng thiết bị cầm tay, không phản ánh đầy đủ mối quan hệ giữa cấu trúc mặt đường, điều kiện vận hành và cơ chế sinh tiếng ồn. Bên cạnh đó, về mặt phương pháp luận, các mô hình thực nghiệm truyền thống dựa trên hồi quy tuyến tính hoặc mô hình bán cơ học thường gặp khó khăn trong việc mô tả đầy đủ bản chất phi tuyến mạnh của tương tác lốp - mặt đường, đặc biệt khi đồng thời xét đến hình thái bề mặt, vật liệu và điều kiện khai thác. Vì vậy, nghiên cứu này được định vị như một bài báo phương pháp luận, tập trung xây dựng khung mô hình và lộ trình triển khai phù hợp điều kiện thiếu dữ liệu ở Việt Nam, thay vì trình bày kết quả huấn luyện/kiểm định mô hình trên bộ dữ liệu nội địa.

Trong những năm gần đây, các mô hình học máy như ANN, RF, SVM, XGBoost được áp dụng ngày càng rộng rãi trong dự báo tiếng ồn mặt đường nhờ khả năng mô tả các quan hệ phi tuyến phức tạp. Trong các nghiên cứu quốc tế có dữ liệu đo đầy đủ, các mô hình này được sử dụng để mô hình hóa quan hệ giữa cấu trúc bề mặt, vật liệu asphalt và điều kiện vận hành. Một số công trình cho thấy việc sử dụng các chỉ số hình thái bề mặt 3 chiều có thể cải thiện năng lực mô hình hóa so với các chỉ số một chiều như MPD [1, 2]. Các kết quả này gợi ý học máy là hướng tiếp cận tiềm năng cho các bối cảnh thiếu dữ liệu đo chuẩn, với điều kiện cần có lộ trình nội địa hóa và hiệu chỉnh dần theo dữ liệu địa phương.

Một lợi thế quan trọng của học máy là có thể triển khai theo lộ trình từng bước, bắt đầu từ các biến đầu vào dễ thu thập và mở rộng dần khi dữ liệu đo tiếng

ồn được bổ sung. Các biến như độ nhám vĩ mô, độ rỗng vật liệu, vận tốc xe và nhiệt độ mặt đường đã được chứng minh có ý nghĩa trong nhiều nghiên cứu quốc tế [1-4]. Tuy nhiên, tại Việt Nam hiện chưa có nghiên cứu nào ứng dụng học máy để dự báo tiếng ồn mặt đường, mở ra hướng tiếp cận mới phù hợp với xu thế chuyên đổi số trong quản lý đường bộ.

Trên cơ sở đó, bài báo hướng tới hai mục tiêu chính: (i) tổng quan và phân tích các hướng nghiên cứu ứng dụng học máy trong dự báo tiếng ồn lốp - mặt đường; và (ii) đề xuất một khung mô hình dự báo tiếng ồn dựa trên học máy phù hợp với điều kiện Việt Nam, làm nền tảng cho các nghiên cứu và ứng dụng tiếp theo trong thiết kế, đánh giá và lựa chọn mặt đường theo hướng giảm tiếng ồn.

## 2. Tổng quan

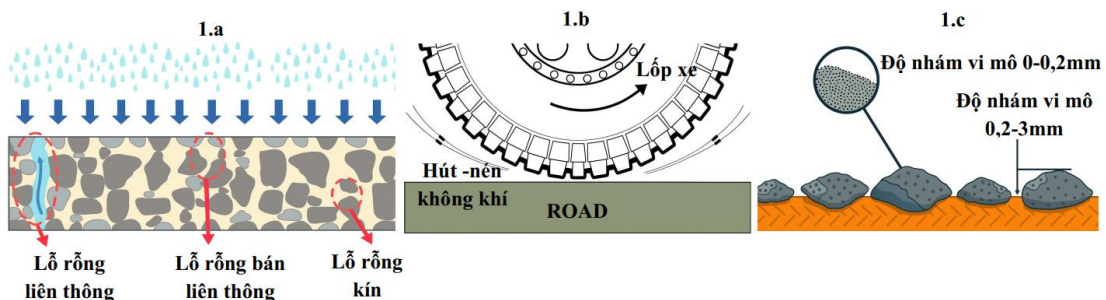
### 2.1. Cơ chế sinh tiếng ồn lốp - mặt đường

Tiếng ồn lốp - mặt đường hình thành chủ yếu từ ba cơ chế: (i) hút-nén không khí trong vùng tiếp xúc; (ii) dao động cưỡng bức của các khối gai lốp do tương tác với độ nhám bề mặt; và (iii) trượt - dính cục bộ gây tiếng ồn ma sát ở dải tần cao. Khi bánh xe lăn trên bề mặt đường, các rãnh của gai lốp liên tục ép và giải phóng không khí, tạo ra chu kỳ hút - nén với tần số cao. Sự thay đổi áp suất khí trong vùng tiếp xúc này là một trong những nguồn phát sinh tiếng ồn chủ đạo. Song song với đó, các khối gai lốp chịu tác động trực tiếp từ độ nhám bề mặt, tạo ra dao động cưỡng bức và phát xạ âm, mức độ chịu ảnh hưởng của độ nhám bề mặt và vận tốc xe [1, 2]. Các điểm trượt - dính cục bộ xảy ra tại vùng tiếp xúc cũng góp phần tạo ra tiếng ồn ma sát, đặc biệt ở dải tần cao, được mô phỏng trong Hình 1b.

Độ nhám vĩ mô đóng vai trò trung tâm trong các cơ chế này. Nhiều thí nghiệm quốc tế chỉ ra rằng mức ồn tăng theo dạng gần tuyến tính hoặc Logarit với MPD, thường được mô tả bằng công thức:

$$L_A = a \times MPD + b \quad (1)$$

với  $L_A$  là mức ồn tiếp xúc lốp/ mặt đường, thường



Hình 1. Mô phỏng cơ chế sinh tiếng ồn giữa lốp với mặt đường

đo bằng CPX hoặc OBSI; MPD là độ nhám vĩ mô của mặt đường (mm);  $a$  là hệ số hồi quy mô tả độ nhạy của mức ồn khi MPD thay đổi, giá trị này phụ thuộc loại vật liệu, tốc độ xe và cấu trúc lớp;  $b$  là hằng số hiệu chỉnh, thể hiện mức ồn khi  $MPD = 0$ ;

Bên cạnh hình thái bề mặt, cấu trúc vật liệu Asphalt cũng đóng vai trò quan trọng trong hấp thụ âm. Hiệu quả hấp thụ thường được biểu diễn thông qua hệ số hấp thụ âm (SAC), xác định bởi:

$$SAC = 1 - \frac{p_r}{p_i} \quad (2)$$

Với  $p_i$  và  $p_r$  lần lượt là biên độ sóng âm tới và phản xạ [3-4]; Tỷ lệ lỗ rỗng liên thông cao làm giảm sóng âm phản xạ, cải thiện SAC và góp phần giảm mức ồn tổng thể. Hình thái vật liệu và cấu trúc rỗng trong vật liệu Asphalt được mô tả như trong Hình 1a,c.

## 2.2. Xu hướng ứng dụng mô hình học máy trong dự báo tiếng ồn

Các mô hình phát hiện, dự báo, phân loại tiếng ồn truyền thống (hồi quy tuyến tính, mô hình bán cơ học, mô hình ánh xạ quy mô lớn,...) khi áp dụng để giải quyết bài toán tiếng ồn mặt đường đã đạt được nhiều kết quả khả quan, tuy nhiên các mô hình này không đặc tả được mối quan hệ phi tuyến mạnh giữa hình thái bề mặt đường, cấu trúc vật liệu và vận tốc di chuyển. Đây là điểm hạn chế dẫn sự sai số cao khi cố gắng phân loại tiếng ồn. Các mô hình học máy được sử dụng trong dự báo tiếng ồn mặt đường chủ yếu nhằm mô tả các quan hệ phi tuyến giữa đặc tính hình thái bề mặt, cấu trúc vật liệu và điều kiện khai thác. Trong số các thuật toán phổ biến, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và rừng ngẫu nhiên (RF) được ghi nhận có hiệu năng dự báo cao và khả năng thích ứng tốt với dữ liệu phân tán. ANN cho phép mô hình hóa các quan hệ phi tuyến mạnh giữa MPD - độ rỗng - vận tốc - nhiệt độ thông qua các lớp nơ-ron ẩn và hàm kích hoạt phi tuyến. Trong khi đó, RF hoạt động dựa trên cơ chế tổ hợp nhiều cây quyết định độc lập, giúp giảm nhiễu và tăng ổn định của dự báo, đặc biệt khi dữ liệu đầu vào không đồng nhất.

Nhiều nghiên cứu quốc tế cho thấy các mô hình ANN/RF có thể đạt sai số ở mức vài dB(A) khi dự báo tiếng ồn trong các bộ dữ liệu có đo đạc đầy đủ và quy trình huấn luyện/kiểm định phù hợp [5-8]. Tuy nhiên, các mức sai số này phụ thuộc mạnh vào bộ dữ liệu, phương pháp đo (CPX/OBSI/pass-by), dải vận tốc và loại mặt đường, do đó chỉ được sử dụng trong bài báo này như bằng chứng tham khảo định hướng. Đồng thời, các so sánh với mô hình thống kê kinh điển (RLS-90, NMPB, hồi quy tuyến tính đa biến) cho thấy

ANN/RF thường cho chỉ số RMSE và  $R^2$  tốt hơn so với các mô hình tuyến tính trong những bộ dữ liệu có quan hệ phi tuyến rõ rệt [8-10]. Trong khi đó, mô hình tuyến tính có xu hướng suy giảm độ chính xác khi đồng thời xét nhiều biến hình thái - vật liệu - khai thác và khi dữ liệu có nhiễu/ không đồng nhất. Điều này thể hiện rằng ANN và RF là hai lựa chọn phù hợp để mô hình hóa quan hệ phi tuyến phức tạp trong bài toán dự báo tiếng ồn đường bộ, đặc biệt trong bối cảnh dữ liệu thực địa nhiễu và không đồng nhất.

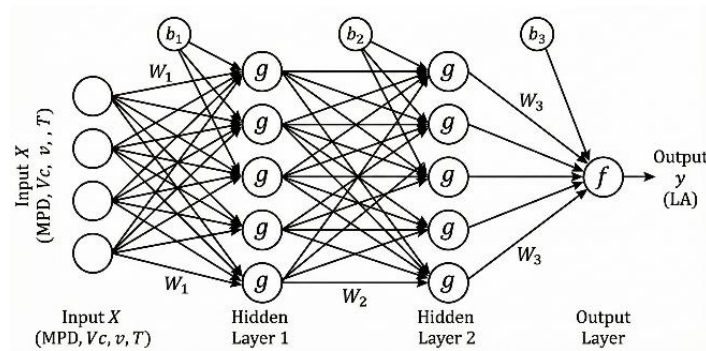
Các mô hình này cũng cho phép đánh giá độ quan trọng của từng biến đầu vào, hỗ trợ lựa chọn thông số đặc trưng phù hợp khi triển khai trong thực tế. Việc sử dụng ANN và RF vì vậy mang lại lợi thế trong bối cảnh dữ liệu tiếng ồn tại Việt Nam còn hạn chế và phân tán theo từng dự án.

Các mô hình khác như hồi quy tuyến tính, SVM, k-NN và cây quyết định đơn có thể gặp hạn chế khi dữ liệu nhiễu hoặc quan hệ phi tuyến mạnh. Hồi quy tuyến tính hạn chế trong mô tả được quan hệ phi tuyến giữa các đặc tính hình thái bề mặt, vật liệu và mức ồn nên thường cho kết quả RMSE cao và hệ số tương quan  $R^2$  thấp hơn rõ rệt so với các mô hình ANN hoặc RF trong các bài toán tiếng ồn giao thông và tiếng ồn môi trường [8], [10]. Các nghiên cứu [11-12] tiến hành so sánh nhiều bộ hồi quy khác nhau cũng cho thấy: SVM nhạy cảm với nhiễu và cấu trúc siêu tham số, đòi hỏi bộ dữ liệu lớn và tương đối đồng nhất để đạt hiệu năng ổn định; Thuật toán k-NN phụ thuộc mạnh vào phân bố dữ liệu và suy giảm hiệu quả khi số chiều đặc trưng tăng; Cây quyết định đơn dễ bị quá khớp dữ liệu và cho kết quả kém ổn định giữa các lần huấn luyện, đặc biệt với dữ liệu thực địa nhiễu, trong khi các mô hình tổ hợp như RF thường khắc phục tốt hơn các hạn chế này. Do vậy, trong phạm vi bài báo này, ANN và RF được lựa chọn như hai thuật toán đại diện để xây dựng khung mô hình, do (i) khả năng mô tả phi tuyến, và (ii) tính ổn định tương đối khi dữ liệu phân tán.

ANN mô phỏng cơ chế học phi tuyến mạnh thông qua nhiều lớp nơ-ron ẩn. Mô hình này đặc biệt có ý nghĩa quan trọng để thể hiện mối quan hệ phức tạp giữa đặc tính hình thái, vật liệu, điều kiện khai thác với mức ồn của mặt đường. Công thức lan truyền xuôi của mô hình ANN, minh họa cho kiến trúc mạng truyền thẳng nhiều lớp được biểu diễn như sau:

$$\hat{y} = f(W_3 g(W_2 g(W_1 X + b_1) + b_2) + b_3) \quad (3)$$

Công thức này mô tả cách thức dữ liệu đầu vào được xử lý qua các lớp mạng (2 lớp ẩn và một lớp



Hình 2. ANN lan truyền xuôi

đầu ra) để tạo ra đầu ra dự báo ( $y$  - mức ồn  $L_A$ ). Trong đó:  $X$  là vector đại diện cho bộ dữ liệu đầu vào đặc trưng (MPD, độ rộng  $V_c$ , tốc độ  $v$ , nhiệt độ bề mặt  $T$ );  $g$  là hàm kích hoạt phi tuyến cho đầu ra của mỗi lớp ẩn;  $f$  là hàm kích hoạt phi tuyến lớp đầu ra;  $W_i$  và  $b_i$  là các ma trận trọng số và các vector hệ số dịch bias, đây là các tham số của mô hình được tối ưu hóa trong quá trình huấn luyện. Hình 2 minh họa cấu trúc của mạng ANN lan truyền xuôi theo công thức (3).

Một số nghiên cứu báo cáo mức sai số ở thang vài dB(A) đối với ANN/RF trong các bộ dữ liệu có đo đặc đầy đủ [13]. Bên cạnh đó, các nghiên cứu về hình thái bề mặt cho thấy việc sử dụng các chỉ số texture ba chiều giúp cải thiện đáng kể khả năng mô tả cơ chế phát sinh tiếng ồn lớp - mặt đường [1, 2].

RF đưa ra dự báo bằng cách tổng hợp kết quả của nhiều cây quyết định:

$$\hat{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i(X) \quad (4)$$

Trong đó  $T_i(X)$  là dự báo của cây thứ  $i$  trong rừng gồm  $N$  cây.

### 2.3. Tổng hợp nghiên cứu quốc tế và khoảng trống ứng dụng cho Việt Nam

Tổng hợp các nghiên cứu sử dụng ML cho thấy ANN và RF thường ghi nhận sai số ở thang vài dB(A), thấp hơn đáng kể so với mô hình thực nghiệm cổ điển. Các mô hình này sử dụng chung bộ biến đầu vào gồm độ nhám MPD, độ rộng vật liệu, vận tốc phương tiện và điều kiện môi trường. ANN phù hợp với bài toán có quan hệ phi tuyến mạnh, đặc biệt khi sử dụng dữ liệu đặc tính hình thái phổ hoặc đặc tính hình thái 3D. Trong khi đó, RF cho thấy độ ổn định cao hơn khi dữ liệu đầu vào có nhiễu hoặc phân tán theo từng dự án, nhờ cơ chế bootstrap và tổng hợp dự báo từ nhiều cây quyết định.

Mặc dù các kết quả quốc tế cho thấy tiềm năng rõ

rệt của trí tuệ nhân tạo trong dự báo tiếng ồn, hiện chưa có nghiên cứu nào áp dụng ANN hoặc RF cho điều kiện mặt đường Việt Nam. Các nghiên cứu trong nước chủ yếu tập trung vào đo đặc tiếng ồn môi trường, trong khi dữ liệu tiếng ồn tiếp xúc (CPX/OBSI), hình thái bề mặt 3D và đặc tính rỗng của vật liệu asphalt chưa được thu thập đầy đủ. Ngoài ra, các mô hình thực nghiệm hiện có khó mô tả được tác động đồng thời của hình thái bề mặt, vật liệu và điều kiện môi trường trong bối cảnh khí hậu nhiệt đới.

Do đó, việc xây dựng mô hình dự báo tiếng ồn dựa trên ANN và RF là hướng tiếp cận phù hợp cho Việt Nam: vừa kế thừa những kết quả quốc tế đã được kiểm chứng, vừa đáp ứng điều kiện thực tế khi dữ liệu trong nước còn hạn chế. Một số kết quả từ các công trình nghiên cứu sử dụng ANN và RF để dự báo tiếng ồn được đưa ra trong Bảng 1. Các giá trị của thông số RMSE thể hiện rằng ANN và RF đạt sai số thấp hơn so với mô hình thực nghiệm truyền thống. Kết quả các nghiên cứu này là căn cứ chính cho việc lựa chọn ANN và RF trong khung quy trình đề xuất phù hợp với điều kiện của Việt Nam.

Bảng 1. Một số ứng dụng ML trong dự báo tiếng ồn

| Mô hình | RMSE   | Nhận xét                        |
|---------|--------|---------------------------------|
| ANN     | 2.3 dB | Phi tuyến mạnh [1-2]            |
| ANN     | 2.1 dB | Hiệu quả vật liệu rỗng [4]      |
| RF      | 2.8 dB | Ổn định dữ liệu nhiễu [13]      |
| RF      | 3.0 dB | MPD là biến quan trọng nhất [1] |

## 3. Mô hình đề xuất dự báo tiếng ồn lớp - mặt đường cho Việt Nam

### 3.1. Xây dựng khung quy trình dự báo tiếng ồn mặt đường

Trong nghiên cứu này, một khung quy trình về dự báo tiếng ồn lớp - mặt đường dựa trên ML đã được đề xuất bao gồm 03 module với 06 bước. Mục đích chính

của việc xây dựng khung quy trình này hướng tới xây dựng một khung phương pháp luận, xác định quy trình áp dụng trí tuệ nhân tạo khả dụng trong vấn đề dự báo tiếng ồn, đặc biệt phù hợp với bối cảnh hiện tại Việt Nam với đặc điểm chính là thiếu nguồn dữ liệu tiếng ồn. Trong khung quy trình này, Bước 1 và Bước 2 tương ứng với việc xác định bài toán cần thiết kế tại một tuyến đường và thiết kế cấu trúc dữ liệu đầu vào, Bước 3 - Bước 4 mô tả quy trình chuẩn để huấn luyện và đánh giá mô hình ANN/RF, các Bước 5 và Bước 6 thể hiện khả năng ứng dụng mô hình và lộ trình nội địa hóa khi dữ liệu trong nước được thu thập đầy đủ trong tương lai. Trong phạm vi bài báo này, khung quy trình được trình bày ở mức phương pháp luận, dựa trên tổng hợp các nghiên cứu quốc tế và điều kiện đo đạc hiện có tại Việt Nam.

Với khung quy trình này có 3 yếu tố cốt lõi cần được giải quyết như dưới đây:

(1) Khung dữ liệu đầu vào tối thiểu: Xây dựng một tập hợp biến đầu vào (MPD,  $V_c$ ,  $v$ ,  $T$ ) có thể đo đạc và thu thập được ngay tại Việt Nam trong điều kiện thiếu CPX/OBSI.

(2) Kiến trúc mô hình cụ thể: Đề xuất các cấu hình ANN và RF phù hợp với bộ dữ liệu biến đầu vào (số lớp ẩn, số nơ ron gợi ý, cách chuẩn hóa dữ liệu, chỉ tiêu đánh giá).

(3) Lộ trình nội địa hóa: Mô tả rõ từng bước từ sử dụng tri thức nghiên cứu quốc tế → thu thập dữ liệu Việt Nam → hiệu chỉnh mô hình → triển khai thực tế.

### 3.2. Lựa chọn biến đầu vào cho mô hình dự báo

Dựa trên các phân tích ở Mục 3.1, tương ứng Bước 2 trong Hình 3, mô hình dự báo mức ồn lớp - mặt đường được xây dựng với bộ biến đầu vào phản ánh đầy đủ ba nhóm yếu tố chính:

(i) *Đặc tính hình thái bề mặt:*

Độ nhám vĩ mô của mặt đường được đặc trưng phổ biến bằng thông số MPD, phản ánh mức độ gồ ghề của bề mặt trong dải kích thước vĩ mô khoảng 0,2-3,0 mm. MPD là tham số hình thái có ý nghĩa vật lý rõ ràng, gắn trực tiếp với tương tác cơ học và khí động giữa lốp xe và bề mặt mặt đường trong quá trình khai thác. Nhiều nghiên cứu thực nghiệm đã chỉ ra rằng MPD có mối tương quan thuận với mức ồn lớp - mặt đường, trong đó sự gia tăng MPD thường kéo theo xu hướng tăng phát xạ tiếng ồn, đặc biệt ở dải vận tốc trung bình và cao [1, 2].

Trong thực tiễn quản lý đường bộ, MPD cũng là một trong số ít các chỉ tiêu hình thái mà kỹ sư có thể chủ động kiểm soát thông qua lựa chọn loại kết cấu

mặt đường, thiết kế cấp phối vật liệu, công nghệ thi công và chiến lược bảo trì bề mặt. Do đó, MPD thường được xem là biến đầu vào cốt lõi trong các mô hình đánh giá và dự báo tiếng ồn mặt đường, bao gồm cả các mô hình thực nghiệm truyền thống và các mô hình học máy hiện đại [3-5].

Trong điều kiện Việt Nam, MPD có thể được thu thập bằng nhiều phương pháp khác nhau, từ thử nghiệm rắc cát thủ công, thiết bị đo laser cầm tay cho đến các hệ thống đo tích hợp trên xe khảo sát độ bằng phẳng mặt đường. Mặc dù phương pháp thủ công có sai số lớn hơn so với đo laser, các giá trị MPD thu được vẫn được chấp nhận rộng rãi trong công tác quản lý và bảo trì nhờ tính đơn giản, chi phí thấp và khả năng triển khai linh hoạt. Trong khuôn khổ nghiên cứu này, MPD không được sử dụng như một đại lượng đo tuyệt đối, mà được xem là chỉ tiêu đại diện phản ánh xu thế bất lợi tương đối của hình thái bề mặt mặt đường. Cách tiếp cận này cho phép giảm độ nhạy với sai số đo và phù hợp với mục tiêu xây dựng khung đánh giá nguy cơ trong điều kiện thiếu dữ liệu đo chi tiết.

(ii) *Đặc tính vật liệu của lớp mặt đường:*

Độ rỗng liên thông ( $V_c$ , %) được sử dụng để phản ánh khả năng hút-nén không khí, thoát nước và hấp thụ âm của mặt đường asphalt rỗng [6]. Độ rỗng càng lớn, nhu cầu mô tả quan hệ phi tuyến càng cao, vì cơ chế hấp thụ âm không biến thiên tuyến tính theo  $V_c$ . Đây là cơ sở để lựa chọn mô hình ML thay cho mô hình thực nghiệm tuyến tính.

(iii) *Điều kiện khai thác:*

Vận tốc xe chạy ( $v$ , km/h) là yếu tố chi phối biên độ dao động lốp và quá trình air-pumping, trong khi nhiệt độ bề mặt mặt đường ( $T$ , °C) ảnh hưởng đến độ cứng của asphalt và đặc tính đàn hồi của lốp, qua đó tác động trực tiếp đến mức ồn phát sinh. Hai biến này đã được chứng minh có vai trò quan trọng trong các mô hình dự báo tiếng ồn lớp - mặt đường. Trong điều kiện Việt Nam, vận tốc xe có thể thu thập từ camera giao thông hoặc dữ liệu quản lý vận hành, còn nhiệt độ bề mặt có thể đo bằng thiết bị hồng ngoại tại hiện trường. Mặc dù các phép đo có thể tồn tại sai số và biến thiên cục bộ, các biến  $v$  và  $T$  trong nghiên cứu này được sử dụng theo nghĩa tương đối để phản ánh điều kiện khai thác tại thời điểm khảo sát; đồng thời, các thuật toán học máy như ANN và RF có khả năng xử lý dữ liệu nhiễu, giúp duy trì tính ổn định của mô hình trong bối cảnh dữ liệu hạn chế.

Như vậy, bộ biến đầu vào được đề xuất cho mô hình gồm:

$$X = \{MPD, V_c, v, T\} \quad (5)$$

Bảng 2 trình bày chi tiết các biến dữ liệu đầu vào tương ứng với Bước 2 trong Hình 3. Bộ biến này cho phép mô tả đầy đủ các cơ chế vật lý của tiếng ồn lớp - mặt đường, đồng thời bảo đảm khả năng thu thập trong điều kiện thực tiễn tại Việt Nam. Việc lựa chọn các biến như  $MPD$  và  $V_c$  là một chiến lược quan trọng, bởi chúng là các thông số mà kỹ sư thiết kế đường bộ có thể kiểm soát trực tiếp. Mô hình hóa mối quan hệ giữa các thông số thiết kế này với mức ồn tạo ra một công cụ ra quyết định trực tiếp, cho phép tối ưu hóa thông số kỹ thuật nhằm đạt hiệu quả giảm ồn ngay từ giai đoạn thiết kế ban đầu.

### 3.3. Cấu trúc mô hình học máy (ANN và RF)

Các Bước 3 và Bước 4 trong Hình 3 được cụ thể hóa bằng hai mô hình học máy được lựa chọn để dự

báo mức ồn gồm mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và rừng ngẫu nhiên (RF). Sự lựa chọn này dựa trên khả năng mô tả quan hệ phi tuyến, độ ổn định khi dữ liệu phân tán và mức sai số thấp hơn so với mô hình thực nghiệm truyền thống.

#### (a) Mô hình ANN

Mô hình ANN sử dụng kiến trúc mạng truyền thẳng nhiều lớp. Với một mạng gồm  $L$  lớp ẩn sử dụng hàm kích hoạt phi tuyến  $g$ , quá trình lan truyền xuôi được mô tả bởi công thức tổng quát như sau:

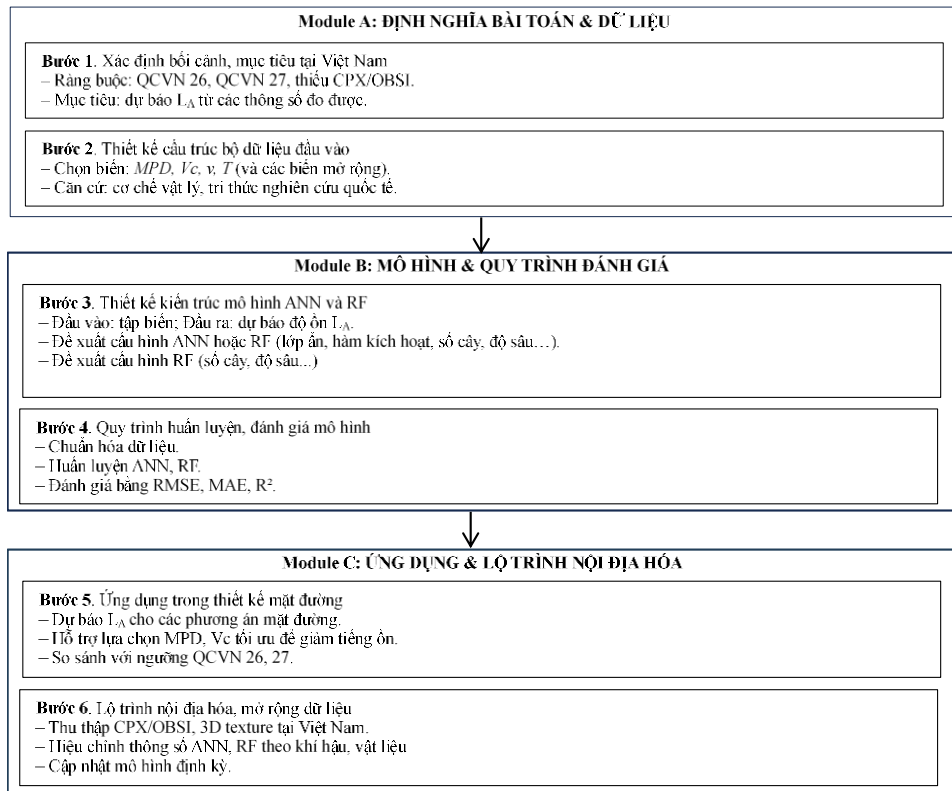
$$z_j^{(k)} = \sum_{i=1}^{n_{k-1}} w_{ji}^{(k)} a_i^{(k-1)} + b_j^{(k)} \quad (6)$$

$$a_j^{(k)} = g(z_j^{(k)})$$

Với  $z_j^{(k)}$  là đầu vào đã tổng hợp của nơ-ron  $j$  tại lớp  $k$ ,  $w_{ji}^{(k)}$  là ma trận trọng số,  $a_j^{(k)}$  là đầu ra sau khi áp

**Bảng 2. Định nghĩa các biến số và dải giá trị**

| Ký hiệu | Đơn vị | Dải giá trị | Ghi chú                                     |
|---------|--------|-------------|---|
| $MPD$   | mm     | 0.3 - 2.5   | Độ nhám vĩ mô (tác động cơ chế air pumping) |
| $V_c$   | %      | 10 - 30     | Độ rỗng liên thông (khả năng hấp thụ âm)    |
| $v$     | km/h   | 40 - 120    | Vận tốc xe (dao động lớp & nén khí)         |
| $T$     | °C     | 15 - 50     | Nhiệt độ bề mặt (ảnh hưởng đàn hồi asphalt) |
| $L_A$   | dB(A)  | 65 - 85     | Mức ồn tiếp xúc (biển mục tiêu/Output)      |



**Hình 3. Khung quy trình dự báo tiếng ồn mặt đường dựa trên trí tuệ nhân tạo cho Việt Nam**

dùng hàm kích hoạt phi tuyến  $g$ . Lớp đầu ra thường sử dụng hàm tuyến tính để dự báo mức ồn  $L_A$ :

$$L_A = w^{(L)}a^{(L-1)} + b^{(L)} \quad (7)$$

Trong quá trình huấn luyện, mô hình được tối ưu bằng thuật toán lan truyền ngược kết hợp với thuật toán tối ưu hóa như Adam, sử dụng hàm mất mát là sai số bình phương trung bình (MSE):

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N (L_{A,m} - \hat{L}_{A,m})^2 \quad (8)$$

ANN phù hợp với bài toán có quan hệ phi tuyến mạnh giữa đặc tính hình thái, độ rộng và điều kiện khai thác và cho phép khái quát tốt trong điều kiện dữ liệu hạn chế.

**(b) Mô hình Random Forest**

Mô hình RF sử dụng tập hợp TTT cây quyết định, mỗi cây được huấn luyện bằng tập dữ liệu được lấy mẫu ngẫu nhiên có hoàn lại (bootstrap). Dự báo của từng cây được ký hiệu là:

$$\hat{L}_A^{(t)} = T_t(X) \quad (9)$$

Mức ồn dự báo của RF là trung bình dự báo của tất cả các cây:

$$\hat{L}_A = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T T_t(X) \quad (10)$$

Trong từng cây, các phép chia tách được lựa chọn dựa trên mức giảm sai số:

$$\Delta = MSE_{parent} - \left( \frac{n_L}{n} MSE_L + \frac{n_R}{n} MSE_R \right) \quad (11)$$

RF có độ ổn định cao, ít nhạy với nhiễu và là lựa chọn phù hợp trong điều kiện dữ liệu của Việt Nam chưa đồng nhất giữa các dự án. Mô hình dự đoán mức ồn được thể hiện qua Hình 3.

**3.4 Quy trình xây dựng, huấn luyện và triển khai dự báo**

Quy trình xây dựng mô hình dự báo gồm năm bước chính:

**(i) Tiền xử lý dữ liệu**

MPD, độ rộng và nhiệt độ được chuẩn hóa về cùng thang giá trị để bảo đảm ổn định trong huấn luyện ANN. Các giá trị ngoại lai được nhận diện bằng IQR hoặc z-score để tránh gây lệch khi huấn luyện RF.

**(ii) Tách tập dữ liệu**

Tập dữ liệu có thể được chia thành tập huấn luyện (70%) và tập kiểm tra (30%). Cách chia này giúp đánh

giá năng lực khái quát của mô hình khi áp dụng vào dữ liệu thực tế của Việt Nam.

**(iii) Huấn luyện mô hình**

- ANN được huấn luyện bằng thuật toán lan truyền ngược kết hợp tối ưu Adam.
- RF được cấu hình với số cây  $T=200-500$  để tối ưu độ ổn định.

**(iv) Đánh giá mô hình**

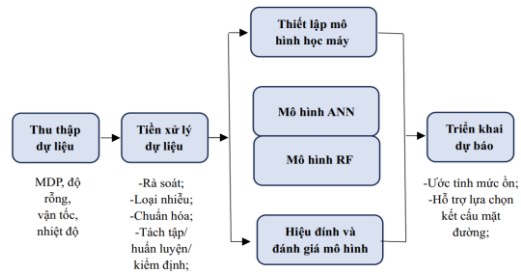
Các chỉ tiêu được sử dụng gồm:

- Sai số RMSE;
- Sai số MAE;
- Hệ số tương quan  $R^2$ .

Mô hình được lựa chọn là mô hình đạt RMSE thấp nhất và  $R^2$  cao nhất trên tập kiểm tra.

**(v) Triển khai dự báo**

Quy trình xây dựng và triển khai mô hình dự báo mức ồn, được mô phỏng theo như Hình 4:



**Hình 4. Quy trình xây dựng và triển khai mô hình dự báo tiếng ồn lớp - mặt đường**

Kết quả dự báo này có thể tích hợp vào quá trình lựa chọn kết cấu mặt đường, đánh giá hiệu quả giảm ồn của vật liệu rỗng hoặc phục vụ kiểm soát tiếng ồn theo QCVN 26:2025 [14] và QCVN 27:2025 [15].

Trên cơ sở tổng hợp các cơ chế phát sinh tiếng ồn lớp - mặt đường và phân tích lựa chọn biến đầu vào ở Mục 3.1, có thể nhận thấy mức ồn phát xạ chủ yếu chịu chi phối đồng thời bởi đặc tính hình thái bề mặt, đặc tính vật liệu lớp mặt đường và điều kiện khai thác giao thông. Trong khung phương pháp luận đề xuất, mối quan hệ giữa các yếu tố này và mức ồn không được giả thiết dưới dạng tuyến tính hay bán cơ học truyền thống, mà được biểu diễn tổng quát dưới dạng một hàm phi tuyến chưa xác định trước, phù hợp với bản chất của các mô hình học máy. Do đó, mức ồn lớp - mặt đường  $L_A$  được biểu diễn tổng quát như một hàm của các biến đầu vào đặc trưng, bao gồm độ nhám vĩ mô MPD, độ rộng liên thông của vật liệu  $V_c$ , vận tốc xe  $v$  và nhiệt độ bề mặt mặt đường  $T$ , như thể hiện trong Công thức (12).

$$L_A = f(MPD, V^c, v, T) \quad (12)$$

#### 4. Thảo luận về mô hình đề xuất

Khung quy trình dự báo tiếng ồn đã đề xuất được trình bày ở mức phương pháp luận, dựa trên tổng hợp các nghiên cứu quốc tế, cơ chế vật lý của tiếng ồn, và điều kiện đo đạc hiện tại tại Việt Nam. Các Bước 1-4 trong Hình 3 mô tả quy trình chuẩn để xây dựng và đánh giá mô hình ANN/RF mà chưa gắn với bộ dữ liệu tiếng ồn tiếp xúc thực tế của Việt Nam (do hiện chưa thu thập đủ dữ liệu CPX/OBSI). Các nội dung thảo luận trong mục này liên quan đến hai bước cuối (5 và 6) của khung quy trình ở Hình 3, đặc biệt là lộ trình nội địa hóa mô hình tương thích với điều kiện tại Việt Nam.

##### 4.1. Rào cản bộ dữ liệu chuẩn hóa đầu ra

Mô hình đề xuất mới chỉ dừng ở mức phương pháp luận. Thiếu bộ dữ liệu tiếng ồn tiếp xúc được thu thập theo chuẩn quốc tế (CPX hoặc OBSI) tại Việt Nam khiến mô hình chưa thể được hiệu chỉnh hoàn toàn theo điều kiện địa phương. Điều này chưa đáp ứng độ tin cậy kỹ thuật của các dự báo khi áp dụng vào quy trình thiết kế theo QCVN, bởi mô hình vẫn đang dựa chủ yếu vào tri thức và trọng số từ các nghiên cứu quốc tế. Ngoài ra, dữ liệu về hình thái bề mặt 3D, vốn là đầu vào lý tưởng cho mô hình ANN nhằm đạt độ chính xác cao, cũng chưa được thu thập đầy đủ.

##### 4.2. Thách thức vật liệu và khí hậu nhiệt đới

Đặc trưng vật liệu asphalt trong nước, bao gồm các loại bê tông nhựa chặt (BTNC), bê tông nhựa rỗng (SMA) và asphalt rỗng, có thể khác biệt đáng kể so với các nghiên cứu quốc tế đã được tham khảo, dẫn đến nguy cơ sai số hệ thống khi áp dụng trực tiếp mô hình.

Một thách thức kỹ thuật khác là tác động của khí hậu nhiệt đới. Nhiệt độ bề mặt cao và biến thiên lớn theo mùa ở Việt Nam là một yếu tố điều tiết quan trọng, ảnh hưởng đến độ cứng của lớp Asphalt và tính đàn hồi của lớp xe. Tác động đồng thời của nhiệt độ cao lên các cơ chế sinh tiếng ồn chưa được mô hình hóa một cách đầy đủ trong mô hình hiện tại, đòi hỏi dữ liệu huấn luyện phải bao gồm các điều kiện nhiệt độ cực đoan của Việt Nam để tránh ngoại suy không chính xác. Trong các nghiên cứu chuyên sâu tiếp theo, khung mô hình đề xuất cần được hoàn thiện theo đặc trưng vật liệu và điều kiện khí hậu của Việt Nam.

##### 4.3. Thiếu sự tích hợp yếu tố thời gian hoạt động

Mô hình dự báo hiện tại thiếu tích hợp yếu tố thời gian. Sự suy giảm độ nhám và độ rỗng liên thông theo

thời gian khai thác là 2 yếu tố ảnh hưởng trực tiếp và liên tục đến mức ồn. Nếu không có yếu tố suy giảm theo thời gian, mô hình đề xuất chỉ cung cấp một dự báo tĩnh tại thời điểm xây dựng hoặc đo đạc, làm giảm khả năng của mô hình trong việc hỗ trợ các quyết định bảo trì dài hạn và đánh giá chi phí vòng đời liên quan đến kiểm soát tiếng ồn.

Ngoài các biến đầu vào đã được xem xét trong nghiên cứu này, cần lưu ý rằng tiếng ồn lốp - mặt đường trong thực tế còn chịu ảnh hưởng của nhiều yếu tố khác liên quan đến bề mặt mặt đường, điều kiện môi trường và đặc tính lốp xe. Về phía mặt đường, các thông số như độ nhám vi mô và mức độ lão hóa của vật liệu asphalt có thể làm thay đổi cơ chế ma sát và dao động tại vùng tiếp xúc lốp - mặt đường, từ đó ảnh hưởng đến phổ phát xạ âm thanh. Đồng thời, các yếu tố môi trường như gió, độ ẩm không khí hoặc sự hiện diện của nước mưa trên bề mặt mặt đường cũng có thể làm thay đổi điều kiện truyền âm và đặc tính tương tác động học giữa lốp và mặt đường. Bên cạnh đó, đặc tính lốp xe, bao gồm áp suất lốp, chủng loại lốp và cấu trúc gai lốp, cũng được ghi nhận là những yếu tố có ảnh hưởng đáng kể đến mức ồn phát sinh.

Trong phạm vi nghiên cứu này, các yếu tố trên chưa được tích hợp vào mô hình dự báo do hạn chế về dữ liệu thực địa và khả năng đo đạc trong điều kiện hiện nay tại Việt Nam. Vì vậy, khung mô hình đề xuất chỉ tập trung vào tập biến đầu vào tối thiểu có ý nghĩa vật lý rõ ràng và có khả năng thu thập tương đối khả thi, bao gồm các đặc trưng hình thái bề mặt đại diện (MPD), vận tốc xe, nhiệt độ bề mặt và các thông số liên quan. Tuy nhiên, các yếu tố bổ sung nêu trên được xem là các biến mở rộng quan trọng, cần được xem xét tích hợp trong các nghiên cứu thực nghiệm tiếp theo khi hệ thống đo tiếng ồn và cơ sở dữ liệu trong nước được hoàn thiện hơn.

##### 4.4. Đề xuất chiến lược nghiên cứu và triển khai toàn diện

Trong giai đoạn hiện tại, khi Việt Nam chưa có bộ dữ liệu tiếng ồn tiếp xúc (CPX/OBSI) được thu thập đồng bộ và đại diện, nghiên cứu này không tiến hành huấn luyện hay kiểm định mô hình trên dữ liệu thực nghiệm, mà tập trung xây dựng khung phương pháp luận và lộ trình triển khai khả thi.

Về mặt nguyên tắc, các mô hình ANN và RF có thể được khởi tạo ban đầu từ các bộ dữ liệu quốc tế đã công bố. Tuy nhiên, việc áp dụng trực tiếp và đánh giá hiệu quả của các mô hình này cho điều kiện Việt Nam chỉ có ý nghĩa khoa học khi tồn tại tối thiểu một tập dữ liệu nội địa làm cơ sở đối chiếu. Trong bối cảnh

khác biệt rõ rệt về vật liệu mặt đường, khí hậu và phương pháp đo, việc trình bày kết quả huấn luyện dựa hoàn toàn trên dữ liệu quốc tế trong khuôn khổ bài báo này có nguy cơ dẫn đến sai lệch hệ thống và không phản ánh đúng tính khả thi khi triển khai thực tế tại Việt Nam.

Do đó, nghiên cứu này tiếp cận theo hướng thận trọng, xem việc sử dụng dữ liệu quốc tế như một bước khởi tạo trong lộ trình nghiên cứu tiếp theo, thay vì minh họa định lượng trong bài báo hiện tại. Trong các nghiên cứu tiếp nối, khi bộ dữ liệu nội địa ban đầu được hình thành, các kỹ thuật như học chuyển giao (transfer learning) và kiểm chứng chéo (k-fold cross-validation) sẽ được áp dụng để hiệu chỉnh mô hình, hạn chế quá khớp và từng bước đánh giá hiệu quả nội địa hóa một cách có kiểm soát.

Để chuyển đổi khung phương pháp luận đề xuất thành công cụ ra quyết định trong thực tiễn, chiến lược nghiên cứu tiếp theo của nhóm tác giả sẽ tập trung vào việc xây dựng một bộ dữ liệu chất lượng cao trong nước, làm nền tảng cho hiệu chỉnh, kiểm chứng và mở rộng mô hình theo điều kiện khai thác và khí hậu Việt Nam.

- Triển khai đo lường tiếng ồn chuẩn: Cần thí điểm triển khai các phép đo CPX/OBSI tại các tuyến đường hoặc cao tốc mới xây dựng để có bộ dữ liệu chuẩn đầu ra. Việc này là yêu cầu tiên quyết để kiểm chứng và hiệu chỉnh các trọng số của mô hình đề xuất theo điều kiện khai thác và khí hậu Việt Nam.

- Thu thập dữ liệu đầu vào nâng cao: Cần đầu tư vào việc xác định hình thái bề mặt 3D bằng công nghệ laser và thực hiện thí nghiệm xác định độ rỗng liên thông của vật liệu asphalt tại các dự án đang khai thác. Việc chuyển từ thông số MPD đơn giản sang hình thái 3D là yếu tố quan trọng giúp kiến trúc ANN khai thác tối đa tiềm năng, các nghiên cứu trước đây ghi nhận sai số RMSE khoảng 1,8-2,1 dB(A), do đặc tính âm thanh của mặt đường liên quan mật thiết đến sự phân bố thể tích và tính lồi lõm, không đồng nhất của hình thái mặt đường.

- Hiệu chỉnh thông số ANN/RF theo khí hậu nhiệt đới, vật liệu asphalt Việt Nam: Khi áp dụng các mô hình ANN và RF được đào tạo từ dữ liệu quốc tế cho điều kiện Việt Nam, cần hiệu chỉnh lại các tham số mạng và siêu tham số để phản ánh đúng ảnh hưởng của khí hậu nhiệt đới gió mùa (nhiệt độ, độ ẩm cao, chu kỳ ướt - khô) đến tính chất cơ học và âm học của vật liệu asphalt. Quá trình này bao gồm tái huấn luyện mô hình trên tập dữ liệu nội địa được thu thập tại các vùng khí hậu khác nhau, kết hợp phân tích độ nhạy để đánh giá vai trò của các biến như nhiệt độ bề mặt, độ

lão hóa vật liệu, độ rỗng liên thông. Thông qua hiệu chỉnh, mô hình có thể điều chỉnh lại phân bố trọng số/siêu tham số để giảm sai số hệ thống do khác biệt về cấu trúc hỗn hợp, cốt liệu và quy trình thi công giữa Việt Nam và các nước khác.

- Cập nhật mô hình định kỳ: Do điều kiện mặt đường, lưu lượng giao thông và khí hậu biến đổi theo thời gian, mô hình dự báo tiếng ồn cần được cập nhật định kỳ để duy trì độ chính xác. Chiến lược cập nhật có thể thực hiện theo chu kỳ (1-2 năm/lần) bằng cách bổ sung các đợt đo đạc mới, tái huấn luyện mô hình để mô hình thích ứng dữ liệu mới mà không mất đi tri thức đã tích lũy. Đồng thời, cần thiết lập các chỉ tiêu giám sát như RMSE, MAE và  $R^2$  trên tập kiểm định cố định, khi các chỉ tiêu này suy giảm vượt ngưỡng cho phép, đó là tín hiệu mô hình cần được cập nhật hoặc hiệu chỉnh lại cấu trúc.

#### **4.5. Hiệu chỉnh và nội địa hóa mô hình**

Sau khi bộ dữ liệu nội địa được thiết lập, cần tiến hành quá trình nội địa hóa mô hình một cách nghiêm ngặt theo các tính chất sau:

- Đánh giá theo hình thái mặt đường: Mô hình cần được đánh giá theo từng loại hình thái mặt đường phổ biến trong nước để xác định độ phù hợp và độ chính xác của từng mô hình (ANN hay RF) cho từng điều kiện cụ thể.

- Mô hình hóa khí hậu: Dữ liệu thực địa về nhiệt độ bề mặt  $T$  thay đổi theo đặc trưng khí hậu cần được sử dụng để hiệu chỉnh các trọng số của mô hình. Điều này đảm bảo rằng mô hình phản ánh chính xác tác động phức tạp của khí hậu nhiệt đới lên các đặc tính cơ học của vật liệu và quá trình sinh tiếng ồn.

Khi dữ liệu chất lượng cao trở nên phong phú hơn, việc nghiên cứu mở rộng sang các thuật toán học máy tiên tiến hơn là cần thiết. Cần xem xét tích hợp các thuật toán tăng cường gradient như XGBoost, LightGBM hoặc mô hình học sâu (Deep Learning). Các thuật toán này có khả năng cung cấp độ chính xác dự báo cao hơn RF và đặc biệt hữu ích cho việc xử lý các tính năng phức tạp được trích xuất từ dữ liệu hình thái 3D phổ, giúp mô hình nắm bắt các mối quan hệ vi mô giữa hình thái mặt đường và tiếng ồn.

### **5. Kết luận**

Nghiên cứu này đã xây dựng và luận giải một khung phương pháp dự báo tiếng ồn lớp - mặt đường dựa trên học máy, trong đó các đặc tính hình thái và vật liệu mặt đường được xem là các yếu tố chi phối chính trong điều kiện thiếu dữ liệu đo tiếng ồn tiếp xúc. Thay vì tập trung vào độ chính xác dự báo cụ thể,

bài báo nhấn mạnh vai trò của ANN và RF như các công cụ liên kết giữa cơ chế phát sinh tiếng ồn và khả năng dự báo trong bối cảnh hạn chế dữ liệu nội địa.

Khung mô hình được đề xuất cho thấy tính khả thi trong việc ứng dụng các biến đầu vào có ý nghĩa vật lý rõ ràng và dễ thu thập để hỗ trợ đánh giá và so sánh các phương án kết cấu mặt đường theo tiêu chí tiếng ồn. Cách tiếp cận này đặc biệt phù hợp với các quốc gia đang phát triển, nơi hệ thống đo tiếng ồn tiếp xúc chưa được triển khai đồng bộ nhưng nhu cầu kiểm soát ô nhiễm tiếng ồn giao thông ngày càng gia tăng.

Mặc dù nghiên cứu hiện tại mới dừng ở mức phương pháp luận, khung mô hình đề xuất tạo nền tảng cho các nghiên cứu tiếp theo nhằm tích hợp dữ liệu thực địa, đánh giá theo từng loại vật liệu asphalt cụ thể và xem xét ảnh hưởng của điều kiện khí hậu nội địa. Khi được hiệu chỉnh bằng dữ liệu đo phù hợp, mô hình có tiềm năng trở thành công cụ hỗ trợ hữu hiệu cho công tác thiết kế, quản lý và giảm thiểu tiếng ồn trên mạng lưới giao thông đường bộ.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Kim, S., Park, D., & Lee, H. (2025), *Influence of pavement texture condition on tire-pavement noise*, KSCE Journal of Civil Engineering, Vol.29(2), pp.154-166.
- [2] Martins, J., Ferreira, A., & Silva, P. (2021), *Evaluation of tire-pavement noise based on three-dimensional surface texture indices*, Construction and Building Materials, Vol.283, p.122732.
- [3] Zhang, L., Zhou, Y., Wu, D., & Li, P. (2025), *Acoustic properties and durability of porous low-noise pavements*, International Journal of Pavement Engineering, Vol.26(3), pp.455-468.
- [4] Huang, M., Li, Z., & Zhao, H. (2024), *Noise reduction performance and maintenance time of low-noise asphalt pavements*, Construction and Building Materials, Vol.414, p. 133944.
- [5] T. Li, R. Burdisso, and C. Sandu (2017), *An Artificial Neural Network Model to Predict Tread Pattern-Related Tire Noise*, SAE Technical Papers, Warrendale, PA, USA: SAE International.  
doi: 10.4271/2017-01-1904.
- [6] L. Spies, T. Li, R. Burdisso, and C. Sandu (2023), *An artificial neural network (ANN) approach to model tire-pavement interaction noise (TPIN) based on tire noise separation*, Appl. Acoust., Vol.206, p. 109294.  
doi: 10.1016/j.apacoust.2023.109294.
- [7] L. Rapino, L. Liu, A. Dinosio, F. Ripamonti, R. Corradi, and S. Baro (2022), *Processing of tyre data for rolling noise prediction through a statistical modelling approach*, Mech. Syst. Signal Process., Vol.177, p. 110042.  
doi: 10.1016/j.ymssp.2022.110042.
- [8] Ó. Acosta, C. Montenegro, and R. G. Crespo (2024), *Road traffic noise prediction model based on artificial neural networks*, Heliyon, Vol.10, No.17, p. e36484.  
doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e36484.
- [9] Zhang, X., De Roeck, W., & Desmet, W. (2022), *Development of pass-by noise prediction models for road vehicles employing machine learning*.
- [10] C. H. Wong et al. (2025), *The comparison between multiple linear regression and random forest model in predicting environmental noise and its frequency components level in Hong Kong using a land-use regression approach*, Environ. Res., Vol.286, No.Pt 2, p.122919.  
doi: 10.1016/j.envres.2025.122919.
- [11] Keller, J. P., et al. (2019), *Performance of prediction algorithms for modeling outdoor air pollution: A review of linear, tree-based, and kernel methods*, Environmental Science & Technology, Vol.53(3), pp.3010-3022.  
doi: 10.1021/acs.est.8b06038.
- [12] Rossi, D., Mascolo, A., Singh, D., Guarnaccia, C. (2025), *A machine learning approach for the assessment of road traffic noise: comparison of regressors*, AIP Conference Proceedings.  
doi:10.1063/5.0273716.
- [13] Chen, Q., Liu, Y., Wang, R., & Song, Z. (2024). *Road pavement classification by artificial neural network models and random forest*. Applied Artificial Intelligence, Vol.38(1), pp.1-18.
- [14] QCVN 26:2025, *Quy chuẩn kỹ thuật Quốc gia về tiếng ồn*.
- [15] QCVN 27:2025, *Quy chuẩn kỹ thuật Quốc gia về độ rung*.

|                    |            |
|--------------------|------------|
| Ngày nhận bài:     | 16/12/2025 |
| Ngày nhận bản sửa: | 05/03/2026 |
| Ngày duyệt đăng:   | 08/03/2026 |